

ORGANIZADORES

Francisco de Assis de Souza Filho
Dirceu Silveira Reis Júnior
Carlos de Oliveira Galvão

SECAS E CHEIAS

**Modelagem e Adaptação aos extremos hidrológicos
no contexto da variabilidade e mudança do clima**

REALIZAÇÃO



UNIVERSIDADE
FEDERAL DO CEARÁ



UnB



Universidade Federal
de Campina Grande

FINANCIADORES



APOIADORES



ORGANIZADORES

Francisco de Assis de Souza Filho

Dirceu Silveira Reis Júnior

Carlos de Oliveira Galvão

SECAS E CHEIAS

**Modelagem e Adaptação aos extremos hidrológicos
no contexto da variabilidade e mudança do clima**

Fortaleza - Ceará

2022

SECAS E CHEIAS

Modelagem e Adaptação aos extremos hidrológicos no contexto da variabilidade e mudança do clima

© 2022 Copyright by **FRANCISCO DE ASSIS DE SOUZA FILHO, DIRCEU SILVEIRA REIS JÚNIOR E CARLOS DE OLIVEIRA GALVÃO**

Impresso no Brasil / Printed in Brazil

TODOS OS DIREITOS RESERVADOS

Editoração eletrônica

Expressão Gráfica e Editora

Conselho Editorial

Profª. Dra. Elba Braga Ramalho

Prof. Dr. Henrique Figueiredo Carneiro

Prof. Dr. Ismael Pordeus Jr

Profª. Dra. Neuma Cavalcante

Prof. Dr. Túlio de Souza Muniz

Ficha Catalográfica

Bibliotecária: *Perpétua Socorro Tavares Guimarães*

CRB 3 801-98

Secas e cheias: modelagem e adaptação aos extremos hidrológicos no contexto da variabilidade e mudança do clima / Organizado por Francisco de Assis de Souza Filho, Dirceu Silveira Reis Júnior e Carlos de Oliveira Galvão.- Fortaleza: Expressão Gráfica e Editora, 2022.

1260 p.

ISBN: 978-65-5556-463-1

1. Recursos hídricos 2. Mudanças climáticas I. Souza Filho, Francisco
II. Reis Júnior, Dirceu Silveira III. Galvão, Carlos de Oliveira IV. Título.
CDD: 333.91

REALIZAÇÃO



UNIVERSIDADE
FEDERAL DO CEARÁ



UnB



Universidade Federal
de Campina Grande

FINANCIADORES



ANA

APOIADORES



ORGANIZADORES

Francisco de Assis de Souza Filho – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Dirceu Silveira Reis Júnior – Universidade de Brasília (UnB)

Carlos de Oliveira Galvão – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

REVISORES

Daniel Antônio Camelo Cid – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Maycon Breno Macena da Silva – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

AUTORES E AFILIAÇÃO

Alexandre Araújo Costa – Universidade Estadual do Ceará (UFC)

Antônio Duarte Marcos Júnior – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Bárbara Barbosa Tsuyuguchi – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Brenda Lara Duarte S. Carneiro – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Camilo Allyson Simões de Farias – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Carla Beatriz Costa de Araújo – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Carlos de Oliveira Galvão – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Carlos Eduardo Sousa Lima – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Carlos Henrique Ribeiro Lima – Universidade de Brasília (UnB)

Casey Brown – University of Massachusetts Amherst

Christian Arthur de Carvalho Bedê Maia – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Cleiton da Silva Silveira – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Daniel Antônio Camelo Cid – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Diógenes Passos Fontenele – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Dirceu Silveira Reis Júnior – Universidade de Brasília (UnB)

Domingo Cassain Sales – Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCME)

Donald Robert Nelson – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Flávia Nascimento Gomes – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Francisco das Chagas Vasconcelos Júnior – Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCME)

Francisco de Assis de Souza Filho – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Francisco Miquéias Sousa Nunes – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Gabriela de Azevedo Reis – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Glênio John Mesquita Bezerra – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Greicy Kelly da Silva – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Henrique Lima da Silva – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Higor Costa de Brito – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Humberto de Andrade Carmona – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Iana Alexandra Alves Rufino – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Janiro Costa Rêgo – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

João Batista S. Raulino – Universidade Federal do Ceará (UFC)

João Dehon de Araújo Pontes Filho – Universidade Federal do Ceará (UFC)

João Maria de Andrade – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

John Elton de Brito Leite Cunha – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Jorge Barbosa Soares – Universidade Federal do Ceará (UFC)

José Capelo Neto – Universidade Federal do Ceará (UFC)

José Micael Ferreira da Costa – Universidade Federal do Ceará (UFC)

José Soares de Andrade Júnior – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Larissa Zaira Rafael Rolim – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Luana Oliveira Sales – Universidade de Brasília (UnB)

Luiz Martins de Araújo Júnior – Universidade Federal do Ceará (UFC)

Luma Gabriela Fonseca Alves – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Márcia Maria Rios Ribeiro – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

Maria Eduarda Barbosa da Veiga – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

- Maria Vitória Nava Silva do Carmo** – Universidade de Brasília (UnB)
- Marx Vinícius Maciel da Silva** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Mauro Ricardo Roxo Nóbrega** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Maycon Breno Macena da Silva** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Renan Vieira Rocha** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Renato Souza Amorim** – Universidade de Brasília (UnB) e Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT)
- Rochele Sheila Vasconcelos** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Rodrigo Amaral Codes** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Rodrigo Porfírio Viturino** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Sabrina Holanda Oliveira** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Samíria Maria Oliveira da Silva** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Saulo Aires de Souza** – Universidade de Brasília (UnB) e Agência Nacional de Águas de Saneamento Básico (ANA)
- Sullyandro Oliveira Guimarães** – Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCME)
- Tafnes da Silva Andrade** – Agência Estadual de Meio Ambiente de Pernambuco (CPRH)
- Taís Maria Nunes Carvalho** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Tayron Juliano Souza** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Thaís Antero de Oliveira** – Universidade Federal do Ceará (UFC)
- Ulisses Alencar Bezerra** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Vanessa Londoño Arteaga** – Universidade de Brasília (UnB)
- Vera Lúcia Antunes de Lima** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)
- Wanessa Dunga de Assis** – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

SUMÁRIO

APRESENTAÇÃO 13

MODELOS CLIMÁTICOS E DETECÇÃO DE MUDANÇAS

BASE DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS ACOPLADO A UM SIG NA ANÁLISE DE ESTACIONARIDADE DE EXTREMOS HIDROMETEOROLÓGICOS NO BRASIL..... 17

Saulo Aires de Souza e Dirceu Silveira Reis Júnior

PROJEÇÕES FUTURAS UTILIZANDO SIMULAÇÕES CLIMÁTICAS DO CORDEX E DO CMIP5 PARA O NORDESTE BRASILEIRO 57

Sullyandro Oliveira Guimarães, Alexandre Araújo Costa, Domingo Cassain Sales, Francisco das Chagas Vasconcelos Júnior e Francisco de Assis de Souza Filho

ANÁLISE DA DINÂMICA DE PRECIPITAÇÃO EM DIFERENTES ESCALAS TEMPORAIS COM BASE NA TEORIA DA ENTROPIA: UMA APLICAÇÃO AO ESTADO DO CEARÁ, BRASIL 127

Larissa Zaira Rafael Rolim, Samíria Maria Oliveira da Silva e Francisco de Assis de Souza Filho

ALÉM DOS ERROS TIPO I E II EM ESTUDOS DE TENDÊNCIA HIDROMETEOROLÓGICA: UMA ANÁLISE BASEADA EM SIMULAÇÃO MONTE CARLO 165

Renato Souza Amorim, Saulo Aires de Souza e Dirceu Silveira Reis Júnior

COMO ASSEGURAR O NÍVEL DE SIGNIFICÂNCIA DESEJADO EM ANÁLISE REGIONAL DE TENDÊNCIAS HIDROMETEOROLÓGICAS 193

Renato Souza Amorim, Saulo Aires de Souza e Dirceu Silveira Reis Junior

ESTIMADORES DE CORRELAÇÃO TEMPORAL E IDENTIFICAÇÃO DE TENDÊNCIAS HIDROMETEOROLÓGICAS: DISCUSSÃO E DESEMPEÑO DE MÉTODOS 233

Saulo Aires de Souza, Renato Souza Amorim e Dirceu Silveira Reis Junior

ANÁLISE DE TENDÊNCIA DE EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NAS REGIÕES HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS.....	281
<i>Saulo Aires de Souza, Renato Souza Amorim e Dirceu Silveira Reis Junior</i>	
ANÁLISE DE TENDÊNCIA DAS VAZÕES OBSERVADAS NO BRASIL .331	
<i>Saulo Aires de Souza, Renato Souza Amorim e Dirceu Silveira Reis Junior</i>	
DETECÇÃO DA MUDANÇA DE ESTADO EM REGIMES HIDROLÓGICOS E PREVISÃO PLURIANUAL DE VAZÕES DE BAIXA FREQUÊNCIA USANDO O MODELO OCULTO DE MARKOV.....379	
<i>Larissa Zaira Rafael Rolim e Francisco de Assis de Souza Filho</i>	
UMA ESTRUTURA MULTI-MODELO PARA PREVISÃO DE ESCOAMENTO BASEADA EM MODELOS ESTOCÁSTICOS: UMA APLICAÇÃO PARA O ESTADO DO CEARÁ, BRASIL.....407	
<i>Larissa Zaira Rafael Rolim, Francisco de Assis de Souza Filho e Casey Brown</i>	
ANÁLISE NÃO-ESTACIONÁRIA DAS CHEIAS ANUAIS DA REGIÃO HIDROGRÁFICA DO SÃO FRANCISCO	441
<i>Luana Oliveira Sales e Dirceu Silveira Reis Junior</i>	
UM PERÍODO ESCURO PARA A PRODUÇÃO DE ENERGIA HIDROELÉTRICA NO BRASIL?	471
<i>Francisco de Assis de Souza Filho, Larissa Zaira Rafael Rolim, Renan Vieira Rocha, Humberto de Andrade Carmona e José Soares de Andrade Júnior</i>	
ANÁLISE DA VARIABILIDADE CLIMÁTICA MULTIDECADAL NA DISPONIBILIDADE HÍDRICA E ENERGÉTICA DA USINA DE SOBRADINHO	493
<i>José Micael Ferreira da Costa, Diógenes Passos Fontenele, Antônio Duarte Marcos Júnior, Carlos Eduardo Sousa Lima, Marx Vinicius Maciel da Silva e Cleiton da Silva Silveira</i>	
TRANSFORMADA EM ONDELETAS PARA PROJEÇÕES DE VAZÕES EM MÉDIO PRAZO NO SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO.....517	
<i>Carlos Eduardo Sousa Lima, Marx Vinicius Maciel da Silva, Greicy Kelly da Silva, José Micael Ferreira da Costa, Christian Arthur de Carvalho Bedê Maia, Francisco das Chagas Vasconcelos Júnior e Cleiton da Silva Silveira</i>	

IMPACTOS

ÁGUA CONECTA INFRAESTRUTURA HÍDRICA E DE TRANSPORTES EM AMBIENTE URBANO: CLIMA, HIDROLOGIA E PAVIMENTOS 549

Carla Beatriz Costa de Araújo, Francisco de Assis de Souza Filho e Jorge Barbosa Soares

PROJEÇÃO DE VARIAÇÃO NAS VAZÕES DA BACIA DO BAIRRO DAMAS (FORTALEZA/CE) UTILIZANDO MODELOS DE MUDANÇA CLIMÁTICA 565

Carla Beatriz Costa de Araújo, Francisco de Assis de Souza Filho, Jorge Soares Barbosa e Taís Maria Nunes Carvalho

IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA SEGURANÇA DE BARAGENS: ESTUDO DE CASO DO AÇUDE ARARAS 579

Brenda Lara Duarte S. Carneiro, Francisco de Assis Souza Filho e João Batista S. Raulino

PROJEÇÕES DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DE DEMANDAS DE CONSUMO DE ÁGUA NA GERAÇÃO HIDRELÉTRICA: ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO, BRASIL 601

Marx Vinicius Maciel da Silva, Rodrigo Porfirio Viturino, Carlos Eduardo Souza Lima, Greicy Kelly da Silva, Mauro Ricardo Roxo Nobrega e Cleiton da Silva Silveira.

PROJEÇÕES DO IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS PARA O SETOR HIDROELÉTRICO BRASILEIRO UTILIZANDO OS CENÁRIOS RCP 4.5 E RCP 8.5 DO CORDEX 645

Marx Vinicius Maciel da Silva, Rodrigo Porfirio Viturino, Carlos Eduardo Souza Lima, Greicy Kelly da Silva, Mauro Ricardo Roxo Nobrega e Cleiton da Silva Silveira.

UTILIZAÇÃO DE MACHINE LEARNING COM DADOS DE SENSORIMENTO REMOTO: CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DO SOLO DA CAATINGA 683

João Maria de Andrade, John Elton de Brito Leite Cunha, Iana Alexandra Alves Rufino, Carlos de Oliveira Galvão, Sabrina Holanda Oliveira e Ulisses Alencar Bezerra

MUDANÇA NO USO E COBERTURA DO SOLO: APLICAÇÕES E USO DO SENSORIAMENTO REMOTO 717

Rochele Sheila Vasconcelos, Higor Costa de Brito, John Elton de Brito Leite Cunha, Iana Alexandra Alves Rufino e Carlos de Oliveira Galvão

CONDICIONANTES DE SALINIZAÇÃO DAS ÁGUAS EM AQUÍFERO ALUVIAL: UM MODELO CONCEITUAL 735

Tayron Juliano Souza, Vera Lúcia Antunes de Lima, Carlos de Oliveira Galvão, Bárbara Barbosa Tsuyuguchi e Janiro Costa Rêgo

ANÁLISE DO IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS EM ÍNDICES CLIMÁTICOS ASSOCIADOS COM A VARIABILIDADE DOS REGIMES DE CHUVA E VAZÃO NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO 751

Vanesa Londoño Arteaga e Carlos Henrique Ribeiro Lima

ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO NA CAATINGA UTILIZANDO O GOOGLE EARTH ENGINE: APLICAÇÃO DO MODELO SEBAL 795

Ulisses Alencar Bezerra, João Maria de Andrade, Sabrina Holanda Oliveira, John Elton de Brito Leite Cunha e Carlos de Oliveira Galvão

ADAPTAÇÃO

FERRAMENTAS DE MONITORAMENTO E AVALIAÇÃO DA GOVERNANÇA DA ÁGUA 837

Maycon Breno Macena da Silva, Márcia Maria Rios Ribeiro, Wanessa Dunga de Assis

ELABORAÇÃO DE UM PLANO OPERACIONAL DE SECA COMO INSTRUMENTO DE ADAPTAÇÃO AO CLIMA..... 867

Luiz Martins de Araújo Junior e Francisco de Assis de Souza Filho

RELAÇÕES ENTRE SECAS METEOROLÓGICAS, AGRÍCOLAS E HIDROLÓGICAS EM UMA REGIÃO SEMIÁRIDA DO ESTADO DO CEARÁ .. 885

Thaís Antero de Oliveira, Francisco de Assis de Souza Filho e João Dehon de Araújo Pontes Filho

DESENVOLVIMENTO DE ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SECA UTILIZANDO MCDM E SIG – ESTUDO DE CASO EM SÃO PAULO E CEARÁ, BRASIL **913**

Gabriela de Azevedo Reis, Francisco Assis de Souza Filho, Donald Robert Nelson, Renan Vieira Rocha e Samíria Maria Oliveira da Silva

ÍNDICES PARA MONITORAR SECAS NO CARIRI PARAIBANO **945**

Tafnes da Silva Andrade, John Elton de Brito Leite Cunha, Carlos de Oliveira Galvão e Iana Alexandra Alves Rufino

AVALIAÇÃO DE RISCO INTEGRADA PARA INFRAESTRUTURA DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA USANDO INFERÊNCIA FUZZY – APLICAÇÃO NO SISTEMA JAGUARIBE-METROPOLITANO, CEARÁ **965**

Gabriela de Azevedo Reis, Francisco de Assis de Souza Filho, Rodrigo Amaral Codes, Samíria Maria Oliveira da Silva, Daniel Antônio Camelo Cid e José Capelo Neto

ANÁLISE DE UMA ESTRATÉGIA DE COBRANÇA PELO USO DA ÁGUA BRUTA NO SISTEMA HÍDRICO CUREMA-MÃE D'ÁGUA **999**

Glênio John Mesquita Bezerra, Camilo Allyson Simões de Farias, Flavia Nascimento Gomes e Francisco Miquéias Sousa Nunes

MONITORAMENTO DE SECA PLURIANUAL EM AÇUDES NO SEMIÁRIDO DO NORDESTE BRASILEIRO (2013–2018) **1021**

Mauro Ricardo Roxo Nóbrega, Marx Vinicius Maciel da Silva, Carlos Eduardo Sousa Lima, Greicy Kelly da Silva, Antonio Duarte Marcos Junior e Cleiton da Silva Silveira

ANÁLISE E PREVISÃO ESTATÍSTICA DO ÍNDICE DE PRECIPITAÇÃO PADRONIZADA (SPI) PARA O NORDESTE DO BRASIL..... **1037**

Maria Vitória Nava Silva do Carmo e Carlos Henrique Ribeiro Lima

PREVISÃO SAZONAL DE DEMANDA RESIDENCIAL DE ÁGUA DE FORTEALEZA **1115**

Taís Maria Nunes Carvalho e Francisco de Assis de Souza Filho

MODELO BASEADO EM DADOS PARA AVALIAÇÃO DO EFEITO DE MÉDIO PRAZO DA APLICAÇÃO DE TARIFAS DE CONTINGÊNCIA NA DEMANDA RESIDENCIAL DE ÁGUA1139

Taís Maria Nunes Carvalho e Francisco de Assis de Souza Filho

ESTIMATIVAS DE VARIAÇÕES DE PRECIPITAÇÕES DEVIDO AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA1171

Carla Beatriz Costa de Araújo, Francisco de Assis de Souza Filho, Jorge Soares Barbosa e João Dehon de Araújo Pontes Filho

MODELAGEM DA IMPLANTAÇÃO DE TÉCNICAS DE DRENAGEM SUSTENTÁVEL EM BACIAS URBANAS1185

Luma Gabriela Fonseca Alves, Maria Eduarda Barbosa da Veiga e Carlos de Oliveira Galvão

TOMADA DE DECISÃO EM UM MUNDO NÃO-ESTACIONÁRIO1217

Saulo Aires de Souza e Dirceu Silveira Reis Junior

APRESENTAÇÃO

As mudanças climáticas têm nos recursos hídricos uma de suas dimensões mais relevantes. Os impactos das mudanças climáticas nos extremos hidrológicos (secas e cheias) podem impor aumento significativo da vulnerabilidade das populações humanas e do desenvolvimento social. Avaliar os riscos de aumento da frequência destes eventos e as severidades dos mesmos é passo inicial e necessário para a proposição de estratégias de adaptação que possibilitem maior resiliência da sociedade à variabilidade e mudança climática.

Objetivando construir análise deste processo e propostas de mitigação, a Universidade Federal do Ceará (UFC), a Universidade de Brasília (UnB) e a Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) decidiram constituir uma rede de colaboração com outras instituições internacionais e submeter proposta para o Edital Mudanças do Clima e Recursos Hídricos nº 19/2015 CAPES-ANA. A proposta intitulada “Impactos das Mudanças Climáticas em Extremos Hidrológicos (Secas e Cheias)” recebeu financiamento deste edital e os resultados do trabalho de pesquisa financiados por este projeto constituem os capítulos do presente livro.

Os grupos de pesquisa da UFCG, UFC e UnB possuem colaboração anterior a este projeto, notadamente na Rede Brasileira de Pesquisas sobre Mudanças Climáticas Globais – REDE CLIMA, e as atividades desenvolvidas neste projeto podem ser consideradas no contexto desta rede de colaboração.

As pesquisas foram desenvolvidas nos Programas de Pós-Graduação em Engenharia Civil (Recursos Hídricos) da Universidade

Federal do Ceará, em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos da Universidade de Brasília, em Engenharia Civil e Ambiental, em Gestão e Regulação de Recursos Hídricos, e em Sistemas Agroindustriais, da Universidade Federal de Campina Grande. Alunos de graduação também foram envolvidos no projeto.

Diversos pesquisadores deste projeto tiveram bolsas financeiras pelo CNPq, pela CAPES e pela Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP), a quem agradecemos.

O presente livro é dividido em três partes: (i) modelos climáticos e detecção de mudanças; (ii) impactos das mudanças climáticas e (iii) estratégias de adaptação à mudança climática.

Os Organizadores

MODELOS CLIMÁTICOS E DETECÇÃO DE MUDANÇAS

BASE DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS ACOPLADO A UM SIG NA ANÁLISE DE ESTACIONARIDADE DE EXTREMOS HIDROMETEOROLÓGICOS NO BRASIL

*Saulo Aires de Souza
Dirceu Silveira Reis Junior*

1. INTRODUÇÃO

Informações hidrometeorológicas possuem o potencial de gerar impactos significativos e abrangentes na sociedade como um todo, com profundas repercussões na eficiência econômica e competitividade dos negócios, na segurança e qualidade de vida da população e na sustentabilidade ambiental (USWRP, 1997).

Entende-se como informação hidrometeorológica o conjunto de informações qualitativas e quantitativas sobre o passado, presente e futuro da atmosfera e dos recursos hídricos, que abrange variáveis meteorológicas e hidrológicas específicas, variáveis de qualidade do ar e da água, refletindo suas propriedades físicas, químicas e biológicas, bem como informações agregadas sobre o estado geral do tempo, clima e dos recursos hídricos (Leite, 2008).

Esses dados hidrometeorológicos podem ser utilizados no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos, na agricultura (ex. para determinar a época ideal de colheita, previsão de geadas, granizo), energia (ex. controle dos níveis de reservatório de usinas, informações para fontes alternativas de energia), construção civil (ex. dimensionamento da infraestrutura hídrica, realização de

construções mais confortáveis, observando a insolação e umidade dos locais), transporte (ex. condições do tempo nas estradas), segurança de eventos extremos (ex. alertas sobre ventanias, inundações, ressacas, secas etc.), ecologia e meio ambiente (ex. acompanhamento da qualidade do ar, monitoramento de queimadas), saúde (ex. identificação de áreas alagadas) e lazer e turismo (ex. verificação da previsão para feriados e épocas de férias).

Apesar de apresentarem estruturas complexas, esses dados geralmente são mapeados para o modelo de dados relacional. Quando a quantidade de dados cresce, as facilidades oferecidas por um sistema gerenciador de banco de dados (SGBD) (por exemplo: tempo reduzido de desenvolvimento de aplicações, controle de concorrência e recuperação de dados, suporte a indexação e capacidade de consultas) se tornam importantes e necessárias. Para suportar as aplicações, um banco de dados deve dar suporte a tipos de dados diferenciados. Os conceitos de orientação a objeto influenciam fortemente um banco de dados a utilizar dados diferentes e complexos. Sua característica básica é manipular grupos de informações como objetos. Isto facilita o entendimento do usuário (gerando interfaces de fácil compreensão), produz programas extensíveis e que podem ser reutilizados, além de resultar em boas interfaces. A intenção é que se os objetos forem bem escolhidos, o usuário pode formar facilmente um modelo mental do sistema.

Ao se tratar de dados hidrometeorológicos, podemos utilizar dados oriundos de várias fontes: estações hidrometeorológicas, satélites, sites pessoais, informações disponibilizadas por órgãos públicos etc. Além disso, esses dados podem ser de vários tipos: imagens, dados decodificados, cadeia de caracteres, etc.. onde cada um é disponibilizado em diferentes horários e formas.

Todo tipo de dado é importante para uma tomada de decisão, desde um pequeno agricultor que decide se vai plantar soja

dependendo da temperatura média e precipitação até uma usina hidroelétrica de grande porte, que depende das informações das precipitações e vazões para definir sua operação. Para tomar essas decisões, é possível ser necessário o histórico das informações dos últimos 90 anos quanto os dados dos últimos 5 minutos, ou seja, nas mais diferentes escalas temporais.

Atualmente, com o grande avanço tecnológico de máquinas (capacidade de processamento e grande quantidade de memória), existe a possibilidade de gerenciar todos os dados em somente uma fonte: o banco de dados. Isso facilita tanto para o usuário final, onde apenas uma consulta já retorna todos os tipos de dados disponíveis, quanto para a manutenção das informações, pois tudo fica centralizado em uma máquina apenas.

Da mesma maneira que o processamento das máquinas evoluiu, os métodos para desenvolver banco de dados também sofreram modificações. Antigamente os dados eram simples e provenientes de uma única fonte. Atualmente os dados são complexos e envolvem imagens (grandes, pequenas, coloridas), textos, vídeos, sons, etc... Além da mudança dos tipos de dados, é necessário criar sistemas que sejam mais fáceis de entender pelo usuário final, que sejam fáceis de reutilizar e modificar. Além disso, almeja-se criar sistemas que tenham interfaces claras, que agreguem conhecimento (contenham regras de integridade que fazem parte da semântica da aplicação) e que sejam rápidos, mesmo quando gerenciam um volume grande de dados.

A análise de estacionariedade de variáveis hidrometeorológicas em escala nacional exige a manipulação de uma gama extensa de dados de diferentes tipos e oriundos de diferentes instituições com diferentes formatos. Nesse sentido, devido à necessidade em compartilhar todas as informações de forma fácil e integrada, é necessário construir um banco de dados a partir de um SGBD que possibilite de forma simplificada unificar todas as informações. Além do mais, com um banco de

dados é possível tornar mais acessível o trabalho em equipe, possibilitando qualquer um poder acessar os dados da forma mais conveniente.

Esse capítulo apresenta o desenvolvimento e estruturação de um banco de dados de plataforma de baixo custo – PostgreSQL para o armazenamento de dados hidrometeorológicos no apoio a análises de estacionariedade, associado a interfaces gráficas acopladas a um SIG para manipulação dos dados tirando proveito de suas características de orientação a objeto. A expectativa do sistema é contribuir como uma nova opção de SGBD para este tipo de informação, possibilitando sua centralização em uma única fonte e o gerenciamento de dados com estruturas complexas e de diferentes origens.

2. FONTE E TIPOLOGIA DOS DADOS

Conforme já apontado, uma análise de estacionariedade que envolvem extremos hidrometeorológicos a ser realizada numa escala nacional, envolve uma extensa gama de dados e informações que possibilitem não apenas identificar eventuais mudanças, mas também identificar possíveis fatores que causaram essas mudanças identificadas. Nesse sentido, foram levantadas diversas fontes possíveis de dados hidrometeorológicos nacionais e internacionais, com diferentes escalas espaço-temporais e formatos dos mais diversos. A tabela 1 apresenta as principais fontes de dados hidrometeorológicos incorporados no banco de dados. A seguir serão mais bem detalhados algumas dessas bases de dados.

Tabela 1: Fonte dos dados hidrometeorológicos.

Fonte	HIDRO-ANA	Fonte	ONS	Fonte	RHA	Fonte	CHIRPS
Tipo	VAZÃO, PREC e COTAS	Tipo	VAZÃO NAT	Tipo	VAZÃO NAT e PREC MÉDIA	Tipo	PREC
DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	MENSAL	DiscTemp	DIÁRIA
Período	VARIÁVEL	Período	VARIÁVEL	Período	VARIÁVEL	Período	1980-2019
Fonte	NEXGDDP	Fonte	INMET	Fonte	XAVIER	Fonte	CRU
Tipo	PREC, TEMP MAX e TEMP MIN	Tipo	CLIMÁTICOS	Tipo	CLIMÁTICOS	Tipo	CLIMÁTICOS
DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	MENSAL
Período	1950-2100	Período	VARIÁVEL	Período	1980-2015	Período	1901-2019

2.1. HIDRO

O monitoramento hidrometeorológico no Brasil remonta ao século XIX, com os trabalhos realizados pelo DNOCS e pelo INMET, bem como pelas estações da São Paulo Light and Power (1909) e pela Mineração Morro Velho, em Nova Lima, Minas Gerais, cujos registros de chuva datam de 1855. Desde então, o número de estações hidrometeorológicas tem aumentado, tornando possível a ampliação do conhecimento hidrológico do país. Inicialmente, a implantação da rede de monitoramento foi concentrada na região Sudeste, com o objetivo principal de monitorar as precipitações e as vazões afluentes aos aproveitamentos hidrelétricos, e no Nordeste, dadas as necessidades de convivência com os efeitos da seca. O avanço da rede ocorreu, nos anos seguintes, para o Sul e mais timidamente para o Centro-Oeste do País, e, somente a partir da década de 1970, a rede começou a ser implantada de forma mais consistente na Região Norte (ANA, 2017, 2019).

Desde 2000, com a criação da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), o monitoramento hidrometeorológico é realizado a partir da operação contínua da Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN), gerenciada pela ANA. A ANA vem implementando o monitoramento por meio de um conjunto de estações distribuídas estrategicamente por todo país, nas quais são levantados dados fluirométricos, pluviométricos, evaporimétricos, sedimentométricos e de qualidade da água, informações necessárias ao conhecimento das características quantitativas e qualitativas dos cursos d'água em território nacional e da distribuição espacial e temporal dos índices pluviométricos no País. A instalação das estações de observação e medição das variáveis hidrológicas e meteorológicas acompanha as necessidades dos setores usuários de recursos hídricos - energético, agrícola, de transporte fluvial, de saneamento, de defesa civil, das instituições de pesquisa, dentre outros.

Grande parte da rede de monitoramento em operação no Brasil está cadastrada na ANA, mais especificamente na base de dados Hidro, e as informações oriundas desse monitoramento encontram-se disponíveis no Sistema de Informações Hidrológicas (Hidro ou HidroWeb) e no SNIRH. A ANA por meio do endereço eletrônico <http://telemetryaws1.ana.gov.br/ServiceANA.asmx> oferece um serviço de webservice para acesso aos dados hidrometeorológicos coletados, esse serviço representa uma alternativa de acesso em relação ao portal HidroWeb. As informações hidrológicas também são disponibilizadas para a sociedade em tempo real pelo sistema de dados hidrológicos em tempo real. Os dados coletados por essa malha de estações são utilizados para elaborar estudos, definir políticas públicas, avaliar a disponibilidade hídrica e, por meio dela, a ANA monitora eventos considerados críticos, como cheias e estiagens, disponibiliza informações para execução de projetos pela sociedade, identifica o potencial energético, de navegação ou de lazer em um determinado ponto ou ao longo da calha do manancial, levanta as condições dos corpos d'água para atender a projetos de irrigação ou de abastecimento público, entre outros. Ademais, as informações hidrológicas coletadas são a base para a concessão, pela ANA, de outorga pelo uso de recursos hídricos em rios federais.

2.2. ONS

O setor elétrico tem adotado o termo vazão natural para identificar a vazão que ocorreria em uma seção do rio, se não houvesse as ações antrópicas na sua bacia contribuinte – tais como regularizações de vazões realizadas por reservatórios, desvios de água, evaporações em reservatórios e usos consuntivos (irrigação, criação animal e abastecimentos urbano, rural e industrial). A vazão natural do ONS é obtida por meio de um processo de reconstituição, que considera a vazão observada no local e as informações relativas às ações antrópicas na bacia.

As séries de vazões mensais estão disponíveis para o horizonte de 1931 até os dias atuais. De forma geral, são apresentadas as vazões naturais mensais nos locais de aproveitamentos hidroelétricos em operação, em expansão (considerados no planejamento hidroenergético até 2020) e em outros locais de interesse ao Sistema Interligado Nacional (SIN).

As séries de vazões naturais mensais dos aproveitamentos das bacias dos rios Grande, Paranaíba, Tietê, Paranapanema, Iguaçu, Paraná, São Francisco, Tocantins, Ijuí, Jacuí, Antas, Uruguai – trecho nacional, Parnaíba, Jequitinhonha e Doce foram obtidas no âmbito do Projeto de Revisão das Séries de Vazões Naturais, coordenado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS, que para este trabalho contou com o acompanhamento técnico da ANEEL, da ANA, do MME e dos Agentes de Geração responsáveis pelos aproveitamentos dessas bacias.

Para as demais bacias, as séries de vazões naturais mensais apresentadas já vêm sendo utilizadas no setor elétrico, com a atualização dos valores relativos ao período 1999/2012 provenientes de trabalhos de consistência hidrológica coordenados pelo ONS, com a participação da ANEEL, ANA, MME, EPE e dos Agentes de Geração.

As séries de vazões naturais médias diárias totais e incrementais (para os locais onde o modelo de previsão de vazões utiliza esse tipo de informação), foram produzidas utilizando procedimentos similares ao realizados nas mensais, para possibilitar também sua utilização em modelos, pesquisa e desenvolvimento. Cabe observar que as séries se iniciam em períodos diferentes, conforme a disponibilidade de dados em cada bacia/aproveitamento e abrangem até os dias atuais.

2.3. RHA

Os dados denominados aqui de RHA correspondem às estações fluviométricas e pluviométricas consistidas do projeto “QUALIFICAÇÃO DE DADOS HIDROLÓGICOS E RECONSTITUIÇÃO DE VAZÕES NATURAIS NO PAÍS - CONTRATO N° 016/ANA/2009 (ANA, 2009). Os dados analisados no projeto referem-se aos dados fluviométricos e pluviométricos brutos e consistidos fornecidos pela ANA, os quais constavam do banco HIDRO. Também foram considerados na análise os dados fornecidos pelo ONS, oriundos dos estudos de reconstituição de vazões naturais em locais de Aproveitamentos Hidrelétricos (UHEs) do SIN.

2.4. INMET

Os dados de institutos de meteorologia são essenciais no acesso às informações que subsidiam estudos hidrológicos. Dessas informações, destacam-se aquelas que servem para estimativa da evapotranspiração potencial (ETP), variável essencial na definição do escoamento superficial. O Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) disponibiliza o acesso às séries históricas de dados meteorológicos a partir do banco de dados BDMEP. O BDMEP é um banco de dados para apoiar as atividades de ensino e pesquisa e outras aplicações em meteorologia, hidrologia, recursos hídricos, saúde pública, meio ambiente etc.

O Banco abriga dados meteorológicos em forma digital, referentes a séries históricas da rede de estação do INMET, num total de cerca de 3 milhões de informações, referentes às medições diárias, de acordo com as normas técnicas internacionais da Organização Meteorológica Mundial.

No BDMEP estão acessíveis os dados diários a partir de 1961 das estações para as quais se disponha, em forma digital, de pelo menos 80% dos dados que foram registrados naquele período. As

variáveis atmosféricas disponibilizadas para consultas no BDMEP são: precipitação ocorrida nas últimas 24 horas; temperatura do bulbo seco; temperatura do bulbo úmido; temperatura máxima; temperatura mínima; umidade relativa do ar; pressão atmosférica ao nível da estação; insolação; direção e velocidade do vento.

2.5. XAVIER

Xavier et al. (2015, 2017) desenvolveu uma grade de alta resolução ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$) em todo o território brasileiro com dados de precipitação diária e mais seis variáveis climáticas que geralmente são necessárias para estimar a evapotranspiração potencial. No processo de definição dos dados em grade foram testados, para cada variável, seis diferentes esquemas de interpolação utilizando 9259 estações pluviométricas e 735 estações meteorológicas cobrindo todo o território brasileiro durante o período de 1980-2015. O conjunto de dados está disponível em: <https://utexas.app.box.com/v/Xavier-etal-IJOC-DATA>.

2.6. CHIRPS

O Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations (CHIRPS) é um conjunto de dados de precipitação desenvolvido pelo United States Geological Survey (USGS) e pelo Climate Hazards Group at the University of California, Santa Barbara (UCSB). Nesse produto, as estimativas de precipitação são compostas por diversas fontes de informações, tais como: (I) The Climate Hazards Group's Precipitation Climatology (CHPClim); (II) Observações de satélites com espectroscopia de infravermelho termal (Thermal Infrared, TIR), geoestacionárias quase globais da National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), Centro de Previsão Climática (CPC) e o National Climatic Data Center Climáticos (NCDC); (III) Campos de Precipitação do Coupled Forecast System da NOAA, versão 2 (CFSv2); (IV) Diversas observações de precipitação através

de produtos de estações meteorológicas e outros serviços regionais (FUNK et al., 2015).

O produto CHIRPS possui uma resolução espacial de 0,05°, ou aproximadamente 5 km, próximo ao equador, cobertura geográfica de 50°S a 50°N, com dados de 1981 até os dias atuais e é disponibilizado em conjuntos de dados diários, em pêntadas e dados mensais. Os dados do CHIRPS estão disponíveis no sítio eletrônico da UCSB (<ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0/>), em formato NetCDF, GeoTiff e Esri BIL.

2.7. CRU

A Unidade de Pesquisa Climática, Climate Research Unit (CRU) na língua inglesa, foi criada na Escola de Ciências do Ambiente (ENV) da Universidade de East Anglia (UEA), em Norwich no ano de 1972 (Harris et al., 2020).

A prioridade inicial da CRU era a de alterar o cenário vigente até a década de 1960, de pouca investigação sobre as mudanças e as variabilidades climáticas do passado. O objetivo do CRU era estabelecer o registro do clima na maior parte possível do mundo, tão remotamente quanto possível, e em detalhe suficiente para reconhecer e estabelecer os processos básicos, interações, e evoluções da Terra. Os primeiros esforços rumo a estes objetivos foram a interpretação dos registros históricos documentais.

A área de trabalho do CRU que provavelmente teve o maior impacto internacional foi iniciada em 1978: a produção de um conjunto de dados de temperatura em grade (atualmente em dimensões de 5°x 5° de latitude e longitude) para a parte continental do globo terrestre. Isto envolveu muitas pessoas, anos de coleta de dados, cuidadosa verificação e homogeneização. Em 1986, esta análise foi estendida para o setor marítimo (em cooperação com o Hadley Centre, do Met Office em 1989) e assim representou,

pela primeira vez, a síntese de dados de temperatura terrestre e marítima.

Além do conjunto de dados de temperatura global, tem havido muito esforço do CRU dedicado à elaboração de uma base de dados de precipitação de alta qualidade. Com isto tem sido produzido um conjuntos de dados mensais para uma grade de alta resolução ($0,5^\circ \times 0,5^\circ$) de temperatura máxima e mínima, precipitação, número de dias ensolarados, pressão de vapor, nebulosidade, velocidade do vento e evapotranspiração potencial proporcionando a muitos pesquisadores uma sólida base de dados para estudos em diferentes áreas, tais como agricultura, ecologia, hidrologia, entre outras.

No processo de definição da base de dados, os dados de anomalias nas estações (do período de 1961 a 1990) foram interpolados em grades (células) de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$, cobrindo quase toda a superfície terrestre (excluindo Antártica) e combinados com a climatologia existente para fornecer os valores absolutos mensais de seis variáveis climáticas independentes: Temperatura Média (TMP), Range de temperatura diurna (DTR), precipitação (PRE), frequência de dias úmidos (WET), pressão de vapor (VAP), cobertura de nuvens (CLD). A partir dessas 6 variáveis primárias, foram estimadas as seguintes variáveis secundárias: frequência de dias congelados (FRS) e evapotranspiração potencial (ETP). As estimativas destas 2 variáveis são baseadas em fórmulas usuais. Para o caso da ETP foi adotada uma variante da equação de Penman–Monteith adotada pela FAO (Food and Agricultural Organization).

2.8. NEXGDDP

Os tomadores de decisão estão exigindo cada vez mais informações sobre o clima presente e futuro tanto a nível nacional como também na escala local (ex. bacias hidrográficas), a fim de avaliar

os riscos apresentados pelas projeções de mudanças climáticas e seus impactos esperados.

Os modelos climáticos globais (MCG), de um modo geral, fornecem projeções de climática em escalas espaciais mundiais ou continentais com uma resolução não muito adequada às necessidades exigidas, por exemplo, no âmbito de planos de adaptação regional ou setorial. Devido a limitações computacionais e de dados, a resolução espacial desses MCGs são normalmente maiores que 100 km, o que limita consideravelmente a sua capacidade de capturar detalhes espaciais nos padrões climáticos que muitas vezes são necessárias ou desejadas nas análises regionais ou locais.

Em resposta a essa necessidade, são utilizadas técnicas denominadas de “downscaling” no sentido de preencher a lacuna entre o que os MCGs podem oferecer e a qualidade da informação que normalmente é exigida na tomada de decisão. As técnicas de “downscaling” consistem em transferir determinada informação climática obtida em uma escala espacial e/ou temporal menos refinada para uma escala mais refinada. A hipótese principal no qual os métodos de “downscaling” se baseiam consiste na ideia que o clima local é condicionado a partir de interação entre comportamentos atmosféricos de larga escala (padrões de circulação, temperatura, umidade etc) e características locais (topografia, vegetação, corpos d’água, uso do solo etc). Deste modo, são incorporadas informações locais aos resultados dos MCGs que possibilitam capturar de forma mais realista o comportamento da informação climática no local.

Recentemente, em junho de 2015, a Agência Espacial Americana (NASA) publicou, por meio do projeto “*NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections*” (NEXGDDP), um conjunto de dados resultantes de um amplo downscaling estatístico dos cenários climáticos derivados das rodadas dos MCGs utilizados no âmbito da quinta fase do IPCC denominado de CMIP5 (*Coupled Model Intercomparison*

Project Phase 5). As rodadas dos MCGs do CMIP5 apoiaram a elaboração do quinto relatório de avaliação do IPCC (IPCC AR5).

De acordo com NEXGDDP (2015), o objetivo da geração desses dados é fornecer um conjunto de dados globais, de alta resolução, de projeções de mudanças climáticas com correção de viés que podem ser usados para avaliar impactos das mudanças climáticas sobre os processos que são sensíveis a gradientes de clima em uma escala mais refinada e os efeitos da topografia local sobre as condicionantes climáticas.

A geração de dados do projeto NEXGDDP, através do downscaling estatístico, englobou, além do experimento historical (experimento controle retrospectivo), as projeções RCP4.5 e RCP8.5 de 21 modelos climáticos utilizados no CMIP5 com discretização temporal diária. A Tabela 2 apresenta os nomes dos modelos climáticos utilizados no projeto. As variáveis climáticas consideradas no projeto foram a temperatura máxima, temperatura mínima e a precipitação.

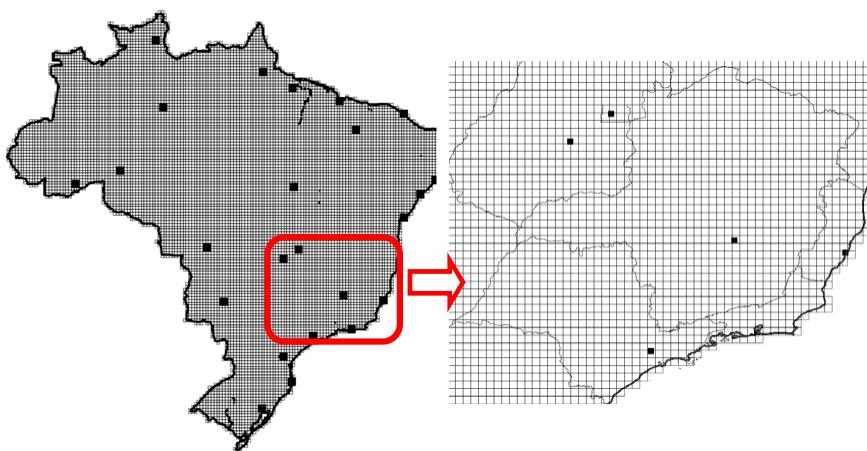
Tabela 2: Modelos Climáticos utilizados no projeto NEXGDDP.

ACCESS1-0	CSIRO-MK3-6-0	MIROC-ESM
BCC-CSM1-1	GFDL-CM3	MIROC-ESM-CHEM
BNU-ESM	GFDL-ESM2G	MIROC5
CanESM2	GFDL-ESM2M	MPI-ESM-LR
CCSM4	INMCM4	MPI-ESM-MR
CESM1-BGC	IPSL-CM5A-LR	MRI-CGCM3
CNRM-CM5	IPSL-CM5A-MR	NorESM1-M

A resolução espacial adotada no NEXGDDP foi de 0.25° graus (aprox. 25 km x 25 km), de modo que os dados produzidos apresentam sempre a mesma grade independentemente do modelo

climático. A Figura 1 ilustra a grade do projeto NEXGDDP recortada para o Brasil. O período de dados do experimento controle denominado historical é de 1950 a 2005 (período adotado pelo NEXGDDP). O período de dados disponíveis para as projeções RCP4.5 e RCP8.5 é de 2006 a 2100. O experimento historical é essencial no estudo para seleção dos modelos que melhor representam o comportamento dos máximos de precipitação observados.

Figura 1: Grade do projeto NEXGDDP recortada para o Brasil. A direita um zoom da grade na região sudeste e parte do centro-oeste do Brasil.



O procedimento de downscaling estatístico empregado no NEXGDDP foi realizado a partir do método de correção de viés por desagregação espacial (BCSD que em inglês significa *Bias-Correction Spatial Disaggregation*), no qual foi desenvolvido especificamente para tratar das limitações atuais das saídas dos MCGs.

O método BCSD envolve basicamente duas etapas: a etapa de correção de viés (BC) e a etapa de desagregação espacial. Na etapa de correção de viés (BC) é utilizado a técnica de mapeamento quantil-quantil (Bárdossy e Pegram, 2011). Esse procedimento se

baseia na comparação das funções cumulativas de probabilidade (curvas que mostram a probabilidade de a variável ser menor ou igual a um determinado valor) da variável observada e da variável estimada por um modelo climático no período atual e futuro.

Na etapa de desagregação espacial (SD) é realizado um procedimento de interpolação espacial linear nos dados com viés corrigido oriundos da etapa BC para a grade de 0,25° dos dados observados GFMD. Nessa etapa de desagregação é considerado um fator de escala que objetiva preservar as principais características dos dados espaciais. Esse fator de escala é definido a partir da climatologia observada e são aplicados nos dados dos MCGs já interpolados. Maiores detalhes referente a metodologia BCSD pode ser encontrada em Thrasher et al. (2012).

De acordo com o exposto, a proposta de utilizar os dados do projeto NEXGDDP se mostra como uma alternativa viável tendo em vista a possibilidade de utilizar dados climáticos oriundos dos MGCS utilizados no âmbito do CMIP5 em uma escala bem mais refinada. No caso de extremos hidrometeorológicos esse refinamento é fundamental para melhor avaliar os impactos das mudanças climáticas.

3. BANCO DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS

3.1. PostgreSQL

O SGBD PostgreSQL trata-se de um servidor de banco de dados para o armazenamento seguro de informações, desenvolvido no Berkeley Computer Science Department da Universidade da Califórnia. Essa ferramenta tem código aberto, implementa a sintaxe de linguagem SQL e roda nos sistemas Unix, Mac OS X, Solaris e Windows. Para tanto, usa-se as funcionalidades de triggers, visões, procedures, chaves estrangeiras, integridades transacionais, data types e agregações.

O PostgreSQL suporta cargas de trabalho consideráveis e consegue processar grandes volumes de informações. Esse sistema executa consultas SQL para retornar informações e mantém vários módulos para otimizar a performance das aplicações internas. Ele implementa os conceitos de atomicidade, integridade, consistência, multiusuário e controle de concorrência. Assim, pode-se recuperar dados de forma rápida e segura pelos sistemas e interfaces desenvolvidos, conforme a seguir veremos no item 4.

O banco de dados PostgreSQL é muito popular no mercado de tecnologia de informação (TI). Isso se deve ao fato da sua fácil integração com ferramentas e sistemas existentes. Essa base funciona como um background para armazenar as informações geradas e processadas pelas aplicações e interfaces com usuários. Assim, consegue-se uma arquitetura de sistemas de TI escalável e flexível para as necessidades de projetos de dados hidrometeorológicos numa escala nacional.

As funções mais relevantes do Postgres que foram utilizadas na construção do banco de dados hidrometeorológicos são: heranças de tabelas; integridade de dados referencial via chaves estrangeiras; tipos de dados definidos pelo usuário; controle de concorrência multiversionado; recuperação de informações point-in-time; replicação assíncrona de dados; subconsultas; transações aninhadas via savepoints; controle de acesso aos dados; e tablespaces.

Os sistemas de banco de dados PostgreSQL viabilizam o padrão de arquiteturas Modelo-Visão-Controle (MVC) na infraestrutura de tecnologia existente. Com isso, é possível otimizar o processamento e a guarda das informações relevantes para o projeto. Dentre as principais vantagens do PostgreSQL temos:

- A **extensibilidade** onde o sistema permite a utilização de operadores, estruturas de dados, tipagens e métodos de acesso definidos pelo próprio programador. Tudo isso facilita o

desenvolvimento e a manutenção dos softwares hospedados na infraestrutura existente. No presente capítulo serão apresentadas alguns sistemas desenvolvidos para manipulação dos dados hidrometeorológicos que se beneficiou dessa característica de extensibilidade;

- A **modularidade** onde por meio dos stored procedures, o sistema PostgreSQL consegue criar funções específicas e otimizar a guarda e o processamento de informações. Para tanto, é preciso conhecer as sintaxes de PL/pgSQL, PL/Tcl ou PL/perl. Esses módulos integrados aumentam o desempenho das tecnologias como um todo, principalmente quando se trata de dados hidrometeorológicos;
- A **escalabilidade** no qual os bancos de dados PostgreSQL são de fácil configuração e replicáveis em outros sistemas. Com isso, é viável aproveitar os códigos-fonte dessas estruturas e otimizar o trabalho dos programadores e administradores de bases de dados, possibilitando que seja reaproveitado essa mesma estrutura para novos projetos como por exemplo estudos de mudanças climáticas.

3.2. Banco de Dados EXTREMOS_UNB

O banco de dados denominado de EXTREMOS_UNB foi desenvolvido usando o SGDB PostgreSQL e sua extensão espacial PostGis. Para cada tipo de dados foram criadas tabelas específicas. Não foi feito nenhum tipo de normalização do banco, a ideia era simplesmente ter um repositório dos dados. Esse banco, além dos dados de precipitação e vazões diárias oriundos do HIDRO da ANA (no qual está atualizado até janeiro de 2020), contém os dados de vazões naturais do ONS, vazões naturais mensais do projeto RHA, precipitação diária do CHIRPS, precipitação diária do MERGE, precipitação diária do XAVIER, precipitação/ETP mensal do CRU,

variáveis meteorológicas das estações do INMET (precipitação, temperatura, velocidade do vento, umidade, insolação, evaporação piche) e variáveis meteorológicas da grade do XAVIER (precipitação, temperatura, velocidade do vento, umidade, insolação, evaporação piche) e dados de projeções de mudanças climáticas do projeto NEXGDDP. A Figura 2 abaixo ilustra algumas dessas tabelas no banco.

Foi também incluído no banco um amplo acervo geoespacial oriundo principalmente da ANA e do IBGE. Nessa base já foi incluído toda a base hidrográfica ottocodificada (BHO) da ANA. Essa base hidrográfica possibilita de forma automatizada traçar qualquer bacia hidrográfica no Brasil, além de possibilitar identificar qualquer elemento a montante e a jusante de qualquer local. A Figura 2 abaixo também ilustra algumas dessas tabelas no banco.

Figura 2: Lista de tabelas do banco de dados EXTREMOS_UNB.

4. FERRAMENTA COMPUTACIONAL DE ACESSO AO BANCO

4.1. Arquitetura e implementação da ferramenta computacional

Com a edição da lei 9433/97, estabelecendo a Política Nacional de Recursos Hídricos (PNRH), foram institucionalizadas cinco ferramentas para o gerenciamento e planejamento de recursos hídricos: os planos de bacias, a outorga, a cobrança, o sistema de informações sobre recursos hídricos e o enquadramento dos corpos d'água.

Dentre essas ferramentas, o sistema de informações tem como objetivos coleta, tratamento, armazenamento e recuperação de informações sobre recursos hídricos e fatores intervenientes em sua gestão. Pelo enfoque dado aos sistemas de informações, pela amplitude de usos e pela utilização conjunta desses sistemas com outras ferramentas de informática, os mesmos passaram a ser utilizados como Sistemas de Apoio à Decisão – SAD (Almeida, 2006).

Os SADs são sistemas informatizados comumente compostos de uma base de dados, um conjunto de modelos e módulos de diálogos, que possibilitam o acesso a informações. A amplitude de uso dos SAD é extensa, desde o apoio ao monitoramento hidrológico até a construção de cenários de usos de recursos hídricos para avaliação de disponibilidade e potencialidade de sistemas hídricos.

Porém, tratar do tema gerenciamento e planejamento de recursos hídricos significa trabalhar com dados dispostos no espaço, seja este a bacia hidrográfica ou unidade de planejamento. Assim, o uso de um Sistema de Informações Geográficas - SIG - compondo os SADs parece adequado. Um SSD composto por modelos integrados ao SIG possibilita, além das análises espaciais dos dados envolvidos numa simulação, a análise temporal desses dados. Cria-se um ambiente onde se podem realizar análises espaço-temporais,

facilitando e agilizando as tomadas de decisões a respeito do gerenciamento e planejamento dos recursos hídricos.

A ferramenta de acesso ao banco de dados EXTREMOS_UNB, se enquadra como um SSD no apoio ao gerenciamento e planejamento de recursos hídricos, incluindo a sua integração em um ambiente SIG.

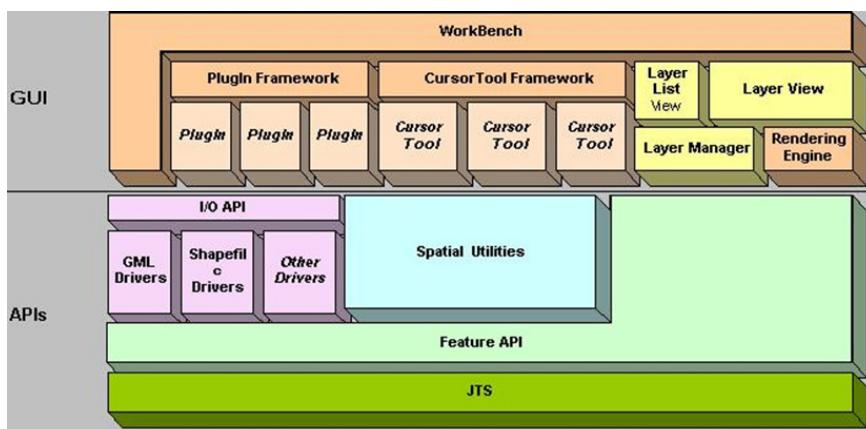
Diante da extensa quantidade de softwares SIG existentes no mercado, tanto soluções comerciais como, mais recentemente, as soluções livres, decidiu-se pela adoção de uma solução livre. Nesse caso especial, utilizou-se um OpenGIS, ou seja, um SIG livre de código aberto. O OpenJUMP (www.openjump.org) foi escolhido como o programa base, ao qual foi acoplado a ferramenta DADOS do plug-in EXTREMOS_UNB. Esse OpenGIS vem sendo implementado pelo Departamento de Geografia da Universidade de Zurique na Suíça. Esse projeto utiliza o código do JUMP (Almeida, 2006), que foi desenvolvido pela empresa canadense VividSolutions©.

Entre as vantagens que este OpenGIS apresenta, três merecem destaque: a primeira é que o OpenJUMP pode acessar mapas remotamente através dos serviços padronizados do consórcio OGC – Open Geospatial Consortium (www.opengeospatial.org), ou seja, através de WMS (Web Mapping Service), que poderá, por exemplo, ser utilizada para o acesso da base cartográfica do SNIRH; a segunda que o mesmo permite a integração de aplicativos (plugins) desenvolvidos por usuários do sistema. Essa é a forma como a ferramenta foi integrada dentro do plug-in EXTREMOS_UNB no âmbito do OpenJUMP; e a terceira é que ele foi desenvolvido em linguagem Java, baseado em conceitos da Programação Orientada a Objetos (POO), o que facilita o acesso a seus códigos-fonte. A versão do OpenJUMP no qual estão incorporados o módulo de estacionariedade é a versão 1.10.0.

A Figura 3 apresenta a estrutura geral do OpenJUMP. Esse sistema encontra-se dividido em dois grandes pacotes, o GUI e o de

APIs. O primeiro pacote é responsável pela interface visual (janelas) do OpenGIS, onde as camadas de informação são apresentadas com as ferramentas de criação, edição e análise de dados espaciais. É este pacote que possibilita o uso do sistema pelos usuários comuns. O segundo pacote tem como principal finalidade o acesso à base de dados e representação desta base sob a forma de camadas de informações (as *features* ou *layers* do SIG). Além disso, os algoritmos de análises e operações espaciais compõem esse pacote.

Figura 3: Arquitetura do OpenGIS OpenJUMP (Fonte: Almeida, 2006).



As entidades geométricas do OpenJUMP encontram-se implementadas no pacote JTS (Java Topology Suite) das APIs (Application Program Interface). O pacote JTS, conforme visualizado na Figura 3, é a base de todo o sistema, uma vez que suporta toda a parte de representação geométrica e suas operações. Cabe ainda destacar o pacote Feature API, cuja função é a descrição das camadas de informações de um SIG. Essa descrição é realizada por meio de classes que representam as camadas de um SIG, formadas pela geometria e por informações tabulares relacionadas a essa geometria.

O JUMP e sua “família” (projetos: Kosmos, na Espanha; DeeJUMP, na Alemanha; SkyJUMP, nos Estados Unidos da América; PirolJUMP, também na Alemanha; OpenJUMP, na Suíça) vêm sendo utilizados e desenvolvidos por diversas universidades em todo o mundo. A Universidade de Osnabrueck na Alemanha, por exemplo, vem desenvolvendo plugins para desenho de Modelo Digital de Elevações, para tratamento estatístico de dados, etc. Almeida (2006) desenvolveu um plug-in para simulação do ciclo hidrológico com o modelo AÇUMOD e para modelagem do fluxo de águas subterrâneas.

Foi escolhido o Eclipse como ambiente de desenvolvimento Java. Esse software apresenta uma série de ferramentas que possibilitam o desenvolvimento e a manutenção de aplicativos, a saber: ambiente de desenvolvimento, ambiente para depurar aplicativos, ferramenta para geração automática de documentação sobre o aplicativo em desenvolvimento, ambiente para modelagem de objetos. Essas ferramentas fazem com que o Eclipse seja um ambiente eficiente para o desenvolvimento de aplicações. Uma das grandes vantagens deste software é que o mesmo pode ser adquirido na Internet (<https://www.eclipse.org/>), sem qualquer custo de aquisição ou de licenciamento.

4.2. Ferramenta Computacional DADOS do plug-in EXTREMOS_UNB

Para ter acesso à ferramenta, deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in EXTREMOS_UNB integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe *JUMPWorkbench* para abrir o programa. A Figura 4 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta DADOS está destacado em vermelho na Figura 4.

Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) DADOS conforme ilustrado na Figura 5.

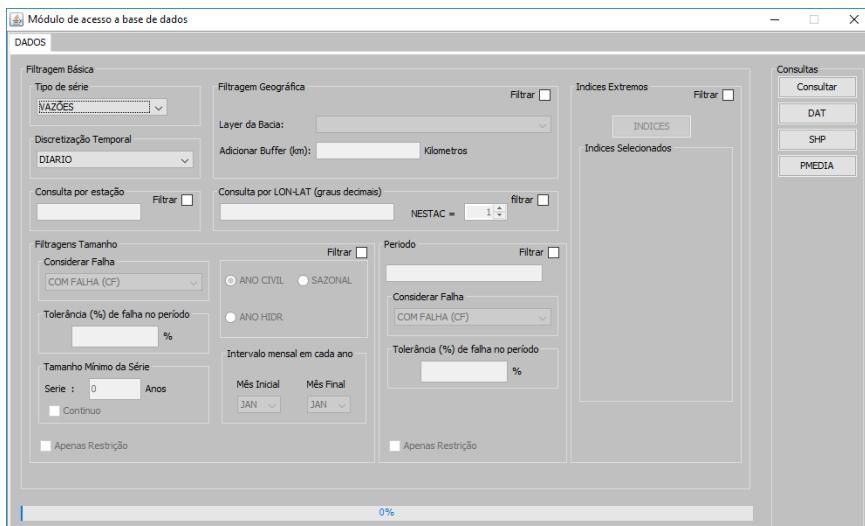
Figura 4: Acesso a ferramenta DADOS dentro do OpenJump.



A Figura 5 apresenta a tela de acesso aos dados do banco de dados. Nessa interface existem inúmeros recursos de filtragem para facilitar as consultas. Por exemplo, é possível fazer uma consulta a partir que qualquer polígono (por exemplo, bacia hidrográfica) e pegar as estações que estão dentro desse polígono. Há ainda recursos para obtenção dos dados com determinado tamanho mínima da série e em determinado período.

Outro recurso interessante é a possibilidade de entrar com várias coordenadas (latitude e longitude) e obter um número “n” de estações mais próximas. Embora a maioria dos dados tenha discretização temporal diária é possível exportar os dados tanto para a discretização mensal como anual, respeitando as características das variáveis hidrometeorológicas envolvidas. A exportação é feita por meio de um arquivo .dat (facilmente convertido para .xlsx do Excel), com a possibilidade de exportar arquivos do tipo *shapefile* das estações com diversos atributos. Nessa tela foi incluído a possibilidade de definir a precipitação média em determinada.

Figura 5: Tela da ferramenta DADOS que acessa o banco de dados EXTREMOS_UNB.



A Figura 6 ilustra uma opção que é exportar a partir dos dados diários contidos no banco índices de extremos de precipitação e vazão bastante utilizados no projeto. A ferramenta foi desenvolvida no sentido de possibilitar de forma flexível e amigável a geração de índices de extremos hidrometeorológicos tradicionalmente utilizados na análise de estacionariedade. Embora não conte com todos os índices de extremos hidrometeorológicos possíveis de serem obtidos com a ferramenta, a Tabela 3 apresenta alguns índices possíveis de serem obtidos de forma automatizada a partir dos dados disponíveis no banco de dados EXTREMOS_UNB. No tocante aos dados de temperatura e precipitação, esses índices foram sugeridos pelo ETCCDMI.

A Organização Meteorológica Mundial (OMM) em conjunto com o CCI/CLIVAR/JCOMM24 criou, na primeira metade da década de 2000, um grupo de trabalho chamado ETCCDMI (do inglês, “The Expert Team on Climate Change Detection Monitoring and Indices”)

para elaborar uma metodologia para análise de mudanças climáticas que fosse capaz de atender as diversas especificidades de cada continente ou até mesmo de cada país sem perder o aspecto global (Zhang et al., 2011). O ETCCDMI reuniu 27 índices de extremos voltadas para detecção de tendências, dos quais 11 estão relacionados com a precipitação e 16 referem-se à temperatura do ar. A tabela 3 apresenta uma breve descrição dos índices de extremos de precipitação possíveis de serem produzidos na ferramenta. A ideia principal de utilização desses índices foi abordar vários aspectos e setores no qual os extremos hidrometeorológicos envolve.

Figura 6: Tela de definição dos índices de extremos de precipitação e vazão.



Tabela 3: Índices de Extremos Hidrometeorológicos.

Índice	Nome	Descrição
CDD	Número de Dias Consecutivos Secos	Este índice fornece a contagem do número máximo de dias consecutivos secos no período sazonal ou anual (j). Isto é, a contagem máxima dos dias nos quais não houve de precipitação.
CWD	Número de Dias Consecutivos Úmidos	Este índice fornece a contagem do número máximo de dias no período sazonal ou anual (j) nos quais houve registro de precipitação
PRCPTOT	Precipitação Total	Corresponde ao total de precipitação no período sazonal ou anual j.
R10	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 10 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 10 mm.
R20	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 20 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 20 mm.
R50	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 50 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 50 mm.
SDII	Índice Simples de Intensidade Diária	Este índice indica o quanto intensa é a precipitação total no período sazonal ou anual (j). Isto porque, para seu cálculo é definido pelo quociente entre o número total de precipitação no período sazonal ou anual (j) pelo número de dias nos quais houve registro de precipitação.
RX1day	Máxima precipitação registrada em 1 dia	Corresponde a máxima precipitação registrada em apenas 1 dia (i) durante o período sazonal ou anual (j).
RX5day	Máxima precipitação registrada em 5 dia	Corresponde a máxima precipitação registrada durante 5 dias (i) durante o período sazonal ou anual (j).
R1	Número de Dias de Chuva	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 1 mm.
QX1day	Máxima vazão registrada em 1 dia	Corresponde a máxima vazão registrada durante 1 dia consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).

Índice	Nome	Descrição
QX5day	Máxima vazão média registrada em 5 dias	Corresponde a máxima vazão registrada durante 5 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
QX30day	Máxima vazão média registrada em 30 dias	Corresponde a máxima vazão registrada durante 30 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
Qmed	Vazão Média	Corresponde a vazão média durante o período sazonal ou anual (j).
Qmin7day	Mínima vazão registrada durante 7 dias	Corresponde a mínima vazão registrada durante 7 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
Qmin30day	Mínima vazão registrada durante 30 dias	Corresponde a mínima vazão registrada durante 30 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).

4.3. Ferramenta WEBSERVICE HIDRO

Embora o Webservice facilite bastante o acesso aos dados do HIDRO, os procedimentos necessários para sua operabilidade e principalmente o atendimento às necessidades específicas de cada usuário em como obter o dado, exige à implementação de códigos computacionais no sentido de considerar todos esses requisitos. Assim, como forma de facilitar a interação entre o bando de dados EXTREMOS_UNB e a base de dados HIDRO nas análises de estacionariedade foi desenvolvido uma ferramenta computacional implementada no sentido de acessar os dados hidrometeorológicos do HIDRO por meio do serviço de Webservice de forma amigável e intuitiva, possibilitando diferentes consultas espaciais e temporais que atendam aos diferentes usuários.

Para ter acesso à ferramenta, deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in WEBSERVICE HIDRO integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe JUMPWorkbench para abrir o programa. A Figura 7 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin

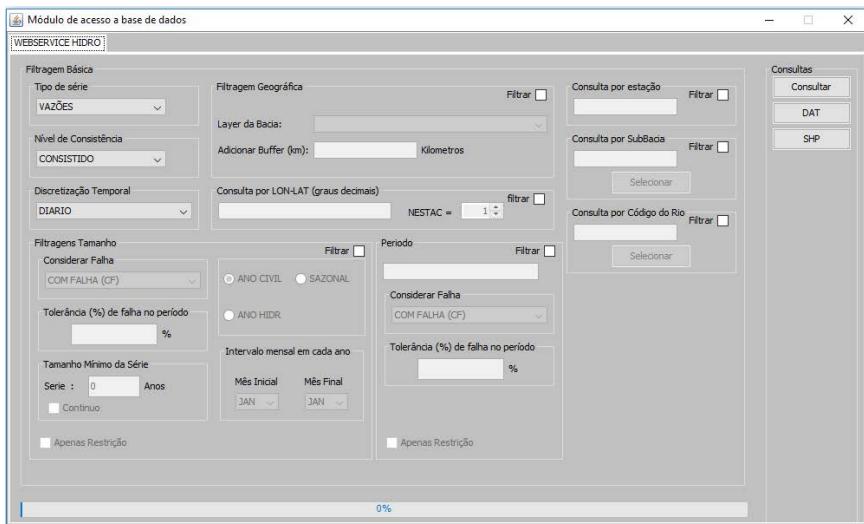
da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta WEBSERVICE HIDRO está destacado em vermelho na Figura 3. Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) WEBSERVICE HIDRO conforme ilustrado na Figura 8.

Na Figura 8, para fins didáticos, a GUI foi subdividida em 7 partes. A parte destacada em vermelho apresenta as opções do tipo de série, do nível de consistência e a discretização temporal da série a ser exportada. O tipo de série apresenta as 5 opções de tipologia de dado coletado no HIDRO: VAZÕES, CHUVAS, COTA, COTA7 e COTA17. O termo COTA refere-se à cota média entre a COTA7 (coletada as 7 horas da manhã) e a COTA17 (coletada as 17 horas). Para o nível de consistência são oferecidas 3 opções: BRUTO, CONSISTIDO e CONSISTIDO/BRUTO. Essa última opção é uma funcionalidade da ferramenta que possibilita juntar os dados consistentes, e na ausência dessas, incluir os dados brutos, ou seja, utilizar a máxima informação disponível. Para a discretização temporal são oferecidas 4 opções: DIARIO, MENSAL, ANUAL e INVENTARIO. Originalmente, os dados do hidro são diários, no entanto ao selecionar outra opção como MENSAL ou ANUAL a ferramenta automaticamente já faz essa conversão. Na opção INVENTARIO, a série não é armazenada na consulta apenas as informações de metadados das estações como operador, responsável etc.

Figura 7: Acesso a ferramenta WEBSERVICE HIDRO dentro do OpenJump.



Figura 8: GUI da Ferramenta computacional WEBSERVICE HIDRO



A parte destacada em verde representa uma das principais funcionalidades da ferramenta, pois a partir de qualquer recorte espacial representado por meio de um arquivo shapefile dentro do OpenJump é realizada uma consulta considerando apenas as estações dentro desse domínio espacial. É possível também acrescentar um “buffer” pra possibilitar considerar uma área de abrangência maior.

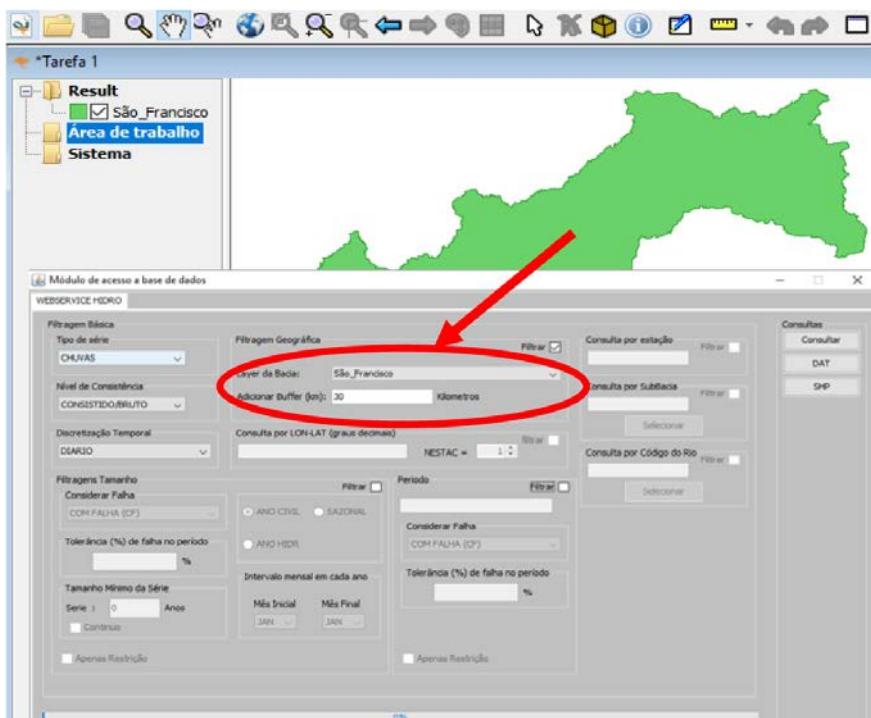
A parte destacada em roxo é também uma filtragem espacial na qual o usuário insere coordenadas (que podem ser obtidas dentro do próprio OpenJump) e indica o número de estações que deseja obter que são mais próximas dessas coordenadas. A parte destacada em preto inclui três tipos de consultas: a primeira a partir do código das estações (é possível inserir quantas desejar), a segunda a partir do código da sub-bacia e a terceira a partir do código do rio. Ambos os códigos estão cadastrados no HIDRO e caso o usuário não conheça, podem ser obtidos por meio da interface clicando no botão “Selecionar” na área de filtragem.

As partes destacadas em azul e amarelo representam opções associadas a filtros temporais. Na parte em azul, o usuário pode indicar restrição quanto ao tamanho mínimo das séries (contínua ou não) em anos, o intervalo dentro do ano a ser considerado e eventuais tolerâncias a falhas dentro desse intervalo. Na parte em amarelo, o usuário pode sinalizar períodos ou datas específicas que deseja consultar, sendo possível também considerar eventuais tolerâncias a falhas dentro desses períodos. Em ambas as opção, é possível sinalizar (na opção “Apenas Restrição”) se deseja exportar apenas o período sinalizado ou toda a série que atenderam as filtragens temporais indicadas.

Por fim, a parte destacada em laranja, na parte direita da interface, apresenta 3 botões: o primeiro, denominado de “Consultar”, é onde deve ser clicado para efetuar as consultas. O segundo, denominado de DAT, é clicado ao final da consulta para exportação das séries, sendo o formato do arquivo “.dat”, que é possível ser aberto em qualquer editor de texto ou planilha eletrônica. O terceiro botão, denominado de SHP, é também clicado ao final da consulta e serve para criar/desenhar um arquivo shapefile com a localização das estações no âmbito do SIG OpenJump. A tabela de atributos desse arquivo shapefile apresenta inúmeras informações relacionadas à consulta, tais como: código, área de drenagem, número de anos sem falha, data inicial e final da série, se a estação está em operação etc.

Os exemplos a seguir ilustram o potencial de consultas da ferramenta. A Figura 9 exemplifica uma consulta em estações pluviométricas (CHUVAS) na bacia do rio São Francisco considerando um buffer de 30 km. A Figura 10 apresenta 4 diferentes tipos de filtragem temporais a serem consideradas admitindo a configuração espacial da Figura 9.

Figura 9: GUI da Ferramenta computacional WEBSERVICE HIDRO configurada para acessar dados de CHUVAS DIARIAS com filtragem geográfica na bacia do Rio São Francisco com buffer de 30 km.



A filtragem (a) é uma consulta na qual serão obtidas todas as estações pluviométricas na bacia do rio São Francisco com buffer de 30 km e que tenham no mínimo 30 anos de dados SEM FALHA (SF), considerando o período de outubro a setembro (ano hidrológico). Na filtragem (b) serão selecionadas todas as estações que tenham no mínimo 20 anos de dados contínuos no mês de abril, admitindo uma falha tolerável de até 10%. Na filtragem (c), serão selecionadas todas as estações que tenham dados SEM FALHA no período de 2000 a 2005, na data 20/05/2010 e no mês 05/2007. A filtragem (d) é uma combinação com o filtro de tamanho mínimo com o de período. Nessa consulta serão selecionadas todas as estações que tenham no

mínimo 15 anos de dados COM FALHA considerando o ANO CIVIL e dados SEM FALHA, considerando os seguintes períodos: ano de 2010, o período entre 06/2005 a 07/2006 e a data 22/05/2014.

Figura 10: Diferentes configurações de filtros temporais de tamanho da série e períodos específicos.



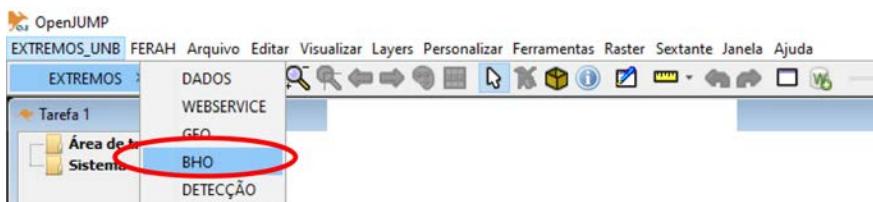
4.4. Ferramenta BHO

Em 19 de março de 2003, foi publicado no Diário Oficial da União a Resolução nº 30 do CNRH, aprovada em 11 de dezembro de 2002, adotando, para efeito de codificação das bacias hidrográficas no âmbito nacional, a metodologia desenvolvida pelo Pfafstetter (1989). Nesse sentido a Agência Nacional de Águas (ANA) desenvolveu uma base hidrográfica ottocodificada (BHO) no qual tem como característica essencial ser topologicamente consistente, representando corretamente o fluxo hidrológico dos rios, por meio de trechos conectados e com sentido de fluxo. Com essa base é possível, por exemplo, obter a área de contribuição de qualquer ponto do território nacional, ou efetuar a navegação topológica em qualquer parte da rede hidrográfica, identificando o que está a montante e jusante.

De acordo com o exposto acima, foi necessário desenvolver uma ferramenta computacional implementada para operacionalizar a BHO da ANA no âmbito das análises de estacionariedade numa escala nacional, possibilitando de modo simples, rápido e usando solução livres de baixo custo, extrair as principais características vinculadas à rede hidrográfica brasileira.

Para ter acesso à ferramenta deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in BHO integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe JUMPWorkbench para abrir o programa. A Figura 11 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta BHO está destacado em vermelho na Figura 11. Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) BHO conforme ilustrado na Figura 12.

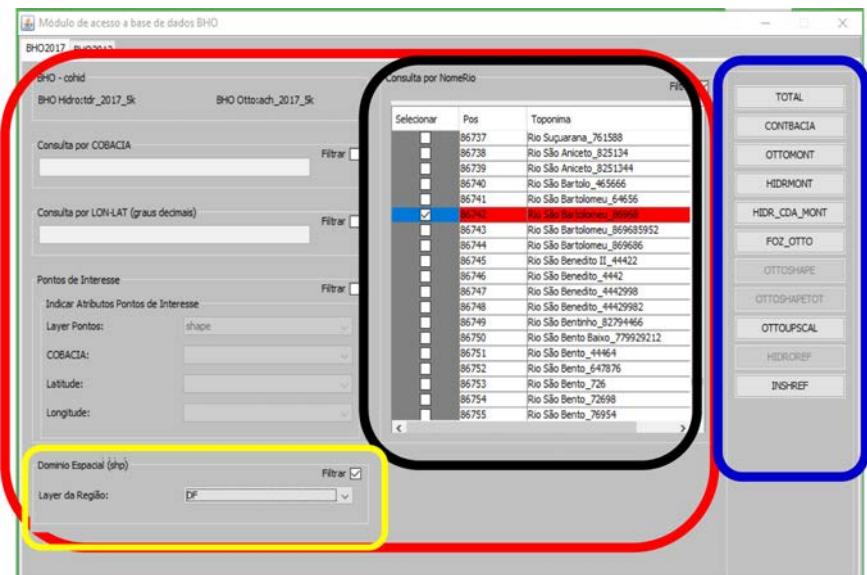
Figura 11: Acesso a ferramenta BHO dentro do OpenJump.



Na Figura 12, para fins didáticos, a GUI foi subdividida em 2 partes. A parte destacada em vermelho compreende as opções para seleção do domínio espacial onde serão efetuadas a manipulação e operacionalização da BHO. Nessa tela é possível fazer a consulta a partir de um conjunto de COBACIAS que corresponde ao código Pfafstetter único de cada trecho da base. É possível definir o domínio a partir de um conjunto de coordenadas geográficas (latitude e longitude), assim basta por meio do SIG obter essas coordenadas

(utilizando algum mapa como referência por exemplo) e colocar no campo de consulta dessa opção. Outras duas possibilidades é caso o usuário disponha de um arquivo shapefile (por exemplo, de estações fluviométricas) ou um polígono de uma região (por exemplo, uma bacia hidrográfica) é possível obter as informações da BHO utilizando esses arquivos. Por fim, a opção mais recomendada é utilizar a consulta utilizando a própria informação da toponímia (ou nome do rio) da BHO, nesse caso basta o usuário selecionar as toponímias de interesse na tabela existente. Na Figura 3, essa tabela está destacada em preto e como exemplo está marcado o rio São Bartolomeu, cuja a bacia intercepta boa parte da região do Distrito Federal.

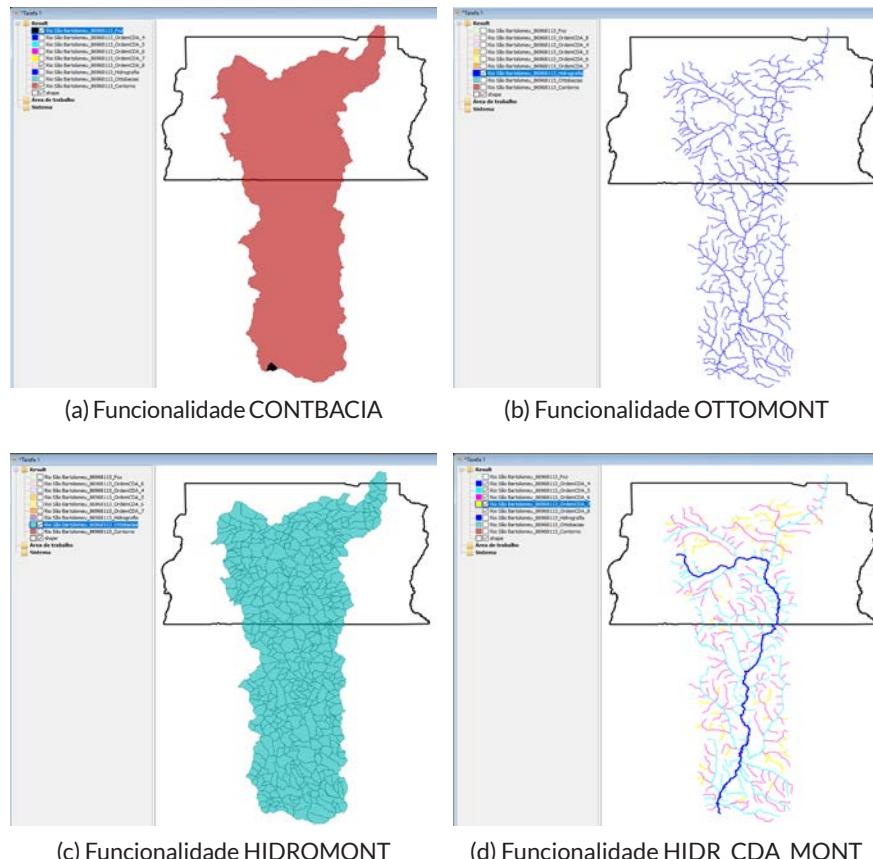
Figura 12: GUI da Ferramenta computacional BHO



A Figura 13 ilustra o resultado da execução de 4 funcionalidades (destacadas em azul na figura 12) existentes de obtenção das informações da BHO. A primeira, Figura 13a, é a possibilidade de

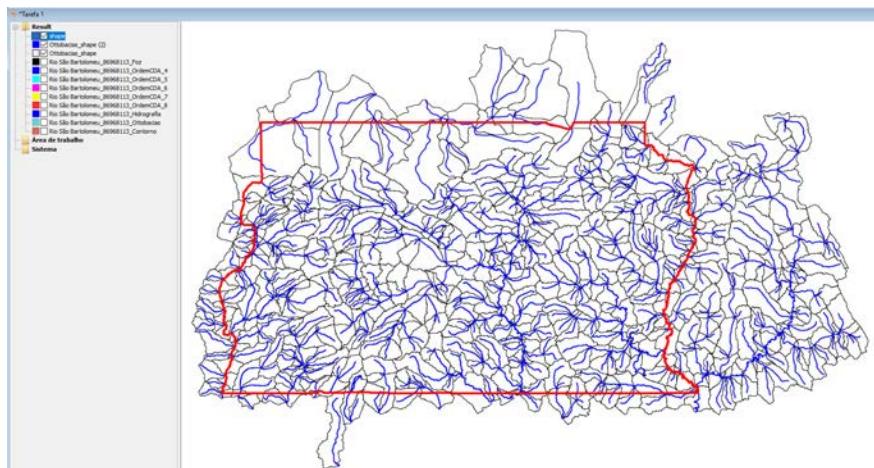
obter o contorno da bacia a partir do domínio pré-selecionado (no exemplo, seria a bacia do rio São Bartolomeu). A Figura 13b ilustra a possibilidade de obter a hidrografia da bacia. A Figura 13c ilustra a possibilidade de obter as subbacias ou ottobacias. Por fim, a Figura 13d ilustra a possibilidade de obter a hidrografia subdividida de acordo com a ordem do curso d'água na BHO. Embora não apresentado, a ferramenta apresenta alguns outros recursos como identificação da foz, das nascentes, subsídio ao referenciamento especial de estações fluviométricas, possibilidade de fazer um upscaling na própria base etc.

Figura 13: Funcionalidades para obtenção e manipulação da BHO.



Uma outra funcionalidade de grande utilidade é a possibilidade de indicar um polígono de qualquer região, como por exemplo do DF destacado em amarelo na Figura 12, e obter toda a hidrografia e ottobacias que interceptam e que contribuem em termos Hidrológicos para a região. Tais funções estão destacadas em azul na Figura 12. A Figura 14 ilustra o resultado da execução dessas funcionalidades na região do DF.

Figura 14: Funcionalidade para obtenção da BHO em determinada região (informando o polígono).



5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente capítulo apresentou o desenvolvimento e estruturação de um banco de dados para o armazenamento e gerenciamento de dados hidrometeorológicos no apoio a análises de estacionariedade de extremos hidrometeorológicos numa escala nacional, associado a interfaces gráficas acopladas a um SIG para manipulação dos dados tirando proveito de suas características de orientação à objeto. O sistema desenvolvido contribuiu como uma nova opção de

SGBD para este tipo de informação e possibilitou sua centralização em uma única fonte e o gerenciamento de dados com estruturas complexas e de diferentes origens.

A ferramenta computacional implementada no sentido de acessar os dados hidrometeorológicos do HIDRO por meio do serviço de Webservice de forma amigável e intuitiva, possibilitou diferentes consultas espaciais e temporais que atenderam aos diferentes usuários. A ferramenta WEBSERVICE HIDRO mostrou-se um SAD fundamental, apresentando inúmeros recursos e funcionalidades que a tornaram essencial no apoio ao desenvolvimento das análises de estacionariedade de extremos hidrometeorológicos.

Por fim, a ferramenta computacional implementada no sentido de obter, manipula e operacionalizar a BHO da ANA, possibilitou de modo simples, rápido e usando solução livres de baixo custo, extrair as principais características vinculadas à rede hidrográfica brasileira. A ferramenta BHO mostrou-se também um SAD fundamental, apresentando inúmeros recursos e funcionalidades que a tornaram também fundamental nos estudos e pesquisas desenvolvidos. Por fim, sugere-se o uso da BHO como base hidrográfica, devido a todas as suas possibilidades dessa base, que tanto facilitam o processo de gestão e implementação de ações na área de recursos hídricos.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, C. N. (2006). *Modelagem integrada de recursos hídricos com apoio de um sistema de informações geográficas*. 147 p. Tese (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

ANA. (2009). Qualificação De Dados Hidrológicos E Reconstituição De Vazões Naturais No País - CONTRATO Nº 016/ANA/2009.

ANA. Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno / Agência Nacional de Águas. - Brasília: ANA, 169p., 2017

ANA (Agência Nacional de Águas). (2019). Portal HidroWeb da ANA. Disponível em:< <http://www.snh.gov.br/hidroweb/publico/apresentacao.jsf>>. Acesso em: 30 jan. 2019

ANA (Agência Nacional de Águas). (2019) Portal do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos. Disponível em:< <http://www.snh.gov.br/>>. Acesso em: 30 jan. 2019

Bárdossy, A.; Pegram, G. (2011). Downscaling precipitation using regional climate models and circulation patterns toward hydrology. *Water Resources Research*. Volume 47, Issue 4, 2011.

Funk, C. Peterson, P.; Landsfeld, M.; Pedreros, D.; Verdin, J.; Shukla, S; Husak, G.; Rowland, J.; Harrison, L.; Hoell, A.; Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, v. 2, p. 150066, 2015.

Harris, I., Osborn, T. J., Jones, P., & Lister, D. (2020). Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Scientific Data*, 7(1), 109.

LEITE, E. A. (2008). *Gestão do Valor da Informação Hidrometeorológica: O Caso dos Alertas de Inundação para Proteção de Bens Móveis em Edificações Residenciais de União da Vitória [Rio de Janeiro]* XIX, 224 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, D.Sc., Engenharia Civil) Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE.

MELO, H. A. (2009). *Integração entre modelos hidrológicos e sistemas de informações geográficas: uma avaliação metodológica*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) –Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais. – Campina Grande.

NEXGDDP - NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections. (2015). Technical Note. Junho, 2015 (Disponível em: https://cds.nccs.nasa.gov/wp-content/uploads/2015/06/NEX-GDDP_Tech_Note_v1_08June2015.pdf).

Thrasher, B., Maurer, E. P., McKellar, C., & Duffy, P. B., (2012). Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3309-3314.

USWRP. (1997). *Executive summary*. Workshop on the Social and Economic Impact of Weather, Boulder, USA.

Xavier A, King W, Scanlon B (2015) Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). *Int J Climatol* 36:2644–2659. <https://doi.org/10.1002/joc.4518>

Xavier A, King C, Scanlon B (2017) An update of Xavier, King and Scanlon (2016) daily precipitation gridded data set for the Brazil. In: Conference proceedings, pp 562–569. <https://proceedings.sbsr/papers/an-update-of-xavier-king-and-scanlon--2016--daily-precipitation-gridded-data-set-for-the-brazil>

Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Tank, A. K., Peterson, T. C., Trewin, B., & Zwiers, F. W. (2011). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data: Indices for monitoring changes in extremes. *Wiley Interdisciplinary Reviews. Climate Change*, 2(6), 851–870.

PROJEÇÕES FUTURAS UTILIZANDO SIMULAÇÕES CLIMÁTICAS DO CORDEX E DO CMIP5 PARA O NORDESTE BRASILEIRO

Sullyandro Oliveira Guimarães

Alexandre Araújo Costa

Domingo Cassain Sales

Francisco das Chagas Vasconcelos Junior

Francisco de Assis de Souza Filho

1. INTRODUÇÃO

Diversas modificações provocadas pela ação humana no sistema climático estão sendo observadas, e as causas mais discutidas são as mudanças no uso da terra, alteração das concentrações de gases de efeito estufa (GEEs), quantidades de aerossóis na atmosfera, etc. Essas modificações têm impactos no clima, tanto regional quanto global, a depender da magnitude das alterações (IPCC, 2007).

Existem desafios a serem superados na representação do sistema climático da Terra – como é o caso da limitação da modelagem climática global e regional quanto a recursos computacionais e melhor descrição dos fenômenos físicos – que possibilitam identificar quais as principais causas e efeitos das mudanças climáticas.

Problemas futuros são então uma das temáticas do IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*) e do CORDEX(*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*), com o CMIP (*Coupled Model Intercomparison Project* – Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados) – organizando os experimentos com Modelos

de Circulação Geral (MCGs) que servem de base para as projeções de mudanças climáticas.

O Projeto CORDEX (2014) vem padronizando experimentos de *downscaling*, em domínios que cobrem partes e/ou continentes inteiros, buscando melhorar os estudos de impactos de mudanças climáticas regionais, já que a aplicação de técnica de redução de escala tem o objetivo de prover melhores resultados quanto à representação do clima local (GIORGİ *et al.*, 2009). E assim como algumas simulações regionais apresentadas no AR4 (*Fourth Assessment Report – Quarto Relatório de Avaliação*), são apresentados no AR5 resultados de Modelos Climáticos Regionais (MCRs) do CORDEX (FLATO *et al.*, 2013).

Muitas regiões das Américas Tropicais tem considerável sensibilidade climática e necessitam de mais estudos acerca do seu clima, principalmente regiões da América do Sul onde a quantidade de estudos sobre o clima ainda carece aumentar, como se pode notar nos relatórios do IPCC as incertezas nas análises dessa região desde o AR4 (IPCC, 2007). No AR5 são apresentadas análises mais abrangentes (principalmente dos resultados do CMIP), mas resultados de *downscaling* para a América do Sul como os do CORDEX não são apresentados em grande número (em relação aos de MCGs, que mesmo com vários resultados a análise do conjunto continua a ser avaliada e discutida), traduzindo, por exemplo, confiança média em algumas análises e projeções (FLATO *et al.*, 2013; CHRISTENSEN *et al.*, 2013).

Regiões como a Amazônia e o Nordeste do Brasil (NEB) são exemplos de locais que sofrem com as mudanças climáticas, com alterações na distribuição de eventos extremos, veranicos, distribuição espacial de chuvas, etc, por serem regiões que tem diversos sistemas atuantes conferindo variabilidade, e sensibilidade climática à alterações naturais e antrópicas (RIBEIRO *et al.*, 1996; OYAMA e NOBRE, 2003; KAYANO e ANDREOLI, 2009; PBMC, 2012). Dessa

forma, o NEB – que também é assolado com períodos de seca – é uma região com considerável importância para estudos acerca do clima e suas projeções, para assim serem desenvolvidas ações de mitigação e estratégias de adaptação. Sendo o NEB o foco dessa pesquisa.

A região semiárida é o espaço geográfico mais vulnerável aos efeitos da desertificação no Brasil. Ela compreende 11,53% do território nacional, predominantemente na região nordeste (56,46% – INSA, 2012), é caracterizada pelo regime de chuvas irregularmente distribuídas no espaço e no tempo, com precipitações de até 800 mm ao ano concentradas em períodos de três a cinco meses, e pelas elevadas médias anuais de temperatura (27°C) e evapotranspiração potencial (2.000 mm/ano), apresentando balanço hídrico negativo em grande parte do ano, com solo ralo e bioma caatinga (LIMA et al., 2011). Bioma este indicado estar entre os mais vulneráveis em um cenário de aumento das temperaturas globais (OYAMA e NOBRE, 2003), representando um forte fator de pressão para a desertificação na região – que associado a atividades antrópicas de remoção da vegetação de Caatinga para a produção de carvão vegetal propicia a aridificação em área de clima semiárido do Nordeste, tornado a região factível de experimentar um acelerado processo de desertificação.

Diante da problemática das mudanças climáticas que vem acontecendo nos últimos anos, como possível resultado da ação antrópica, o NEB é uma região que já possui variabilidade climática acentuada, podendo assim vir a apresentar diferentes impactos sobre regime de ventos, chuvas, eventos extremos e/ou outras variáveis climáticas.

No estudo de Marengo (2009) são abordadas projeções para o século 21 dos MCGs utilizados no AR4, em que apontam aquecimento em todo o Brasil, já a precipitação é mais inconclusiva nas análises nos cenários do SRES (*Special Report on Emissions Scenarios* – Relatório Especial sobre Cenários de Emissões), pelas grandes incertezas. No

NEB os MCGs divergem nos resultados projetados para a precipitação, entre aumento e diminuição, mas a média dos modelos indica maior probabilidade de redução de chuvas – possível decorrência do aquecimento global; assim citado também: “Para o Nordeste, a tendência é de redução de chuvas acompanhada de aumento da temperatura para finais do século XXI” (MARENGO, 2007).

Para as projeções regionais do AR5 é muito provável que as temperaturas vão aumentar ao longo de todo o continente, com maior aquecimento projetado no sul da Amazônia, e que menos chuvas ocorrerão no leste da Amazônia, nordeste e leste do Brasil durante a estação seca. No entanto, na estação chuvosa há confiança média nas mudanças na precipitação ao longo destas regiões, com alta confiança no aumento de extremos de precipitação (CHRISTENSEN *et al.*, 2013).

O objetivo principal deste trabalho é analisar as projeções climáticas dos modelos do CMIP5 e dos dados de *downscaling* do CORDEX sobre o Nordeste do Brasil. E assim verificar as mudanças que os modelos climáticos apontam na região, abordando as variáveis de precipitação, temperatura do ar próximo à superfície e evapotranspiração potencial que indica a perda de umidade da superfície. De forma que é feita análise do desempenho dos modelos para a região.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

Os pontos centrais a serem explanados com a metodologia são: avaliação das simulações históricas dos modelos climáticos, visando conhecer a representação do clima sobre o NEB por parte dos modelos; e projeções futuras para cenários de mudanças climáticas.

A abordagem do clima presente reflete a necessidade de saber como os modelos climáticos estão representando o comportamento

observado do clima, condição necessária para se considerar ferramenta viável para projeções futuras.

Avaliar os modelos requer considerar diferentes métodos e abordagens, tendo como base os dados observados que são disponíveis. A temperatura da superfície é uma das variáveis mais comumente examinadas em modelos atmosféricos. Muitos processos devem estar devidamente representados a fim de que o modelo consiga capturar de forma realística a distribuição de temperatura observada. A influência externa dominante é a radiação solar incidente, mas muitos aspectos do clima simulado desempenham papel importante na modulação da temperatura regional, como as interações complexas entre a atmosfera e solo, oceano, neve, gelo e biosfera (FLATO *et al.*, 2013).

A simulação da precipitação é algo mais complicado para os modelos, dependendo fortemente de processos que devem ser parametrizados. Outro agravante é dado pela ligação aos campos de superfície (topografia, litoral, vegetação) que levam a uma maior heterogeneidade espacial em escalas regionais (FLATO *et al.*, 2013).

A precipitação é uma variável de papel fundamental do ciclo hidrológico, para a sociedade humana e para os ecossistemas naturais, seja na geração de energia por hidrelétrica, no consumo humano, na manutenção dos ecossistemas ou outras aplicações essenciais (DINPASHOH *et al.*, 2004; SILVA *et al.*, 2012). Mas, como exemplificado por Scheff (2015), duas regiões que apresentam mesma média anual de precipitação, mas diferentes taxas de Evapotranspiração potencial (ET₀), podem experimentar regimes hídricos bastante distintos, como por exemplo, uma apresentar clima úmido e outra um clima mais seco e até semiárido.

Dessa forma, são avaliadas para o clima presente as variáveis de temperatura do ar próximo à superfície (TAS; a 2 metros), precipitação (PR) e Evapotranspiração potencial (ET₀).

2.1. Dados observados

Dados observados e/ou de reanálises (dados assimilados por modelos de controle) são então requeridos na análise da destreza dos modelos em simular o clima histórico, para tanto fazendo uso de índices estatísticos para comparar as variáveis.

PR e TAS utilizadas nas análises são do Climatic Research Unit (CRU) TS3.22 (Harris *et al.*, 2014). ETo foi obtida pela aplicação da metodologia de Penman-Monteith indicada pela FAO (Penman-Monteith-FAO), descrita em Allen *et al.* (1998).

Em Penman-Monteith-FAO são considerados todos os parâmetros que governam as trocas de energia e fluxo de calor latente, onde a maioria dos parâmetros pode ser medida ou estimada caso se tenha dados meteorológicos. A equação que se segue se dá a evapotranspiração potencial de Penman-Monteith-FAO (Eq. (1)).

$$0,408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2(e_s - e_a) \quad (1)$$

Na Equação 1 se tem que: ETo – Evapotranspiração potencial de referência, em mm/dia; R_n – Saldo de radiação na superfície, em MJ/m²dia; G – Fluxo de calor do solo, em MJ/m²dia; T – Temperatura do ar próximo à superfície (2m), em °C; U_2 – Velocidade do vento próximo à superfície (2m), em m/s; e_s – Pressão de vapor de saturação média, em kPa; e_a – Pressão parcial de vapor, em kPa; Δ – Declividade da curva de pressão de vapor de saturação, em kPa/°C; γ – Constante psicrométrica, em kPa/°C.

Para a aplicação da metodologia de Penman-Monteith-FAO se utilizou dos dados observados em médias mensais do CRU - temperatura mínima diária próximo a superfície (TASMIN), temperatura

máxima diária próximo a superfície (TASMAX), pressão parcial de vapor (ea) - Harris *et al.* (2014), e velocidade do vento à 10 m (SFCWIND) - New *et al.* (1999). Mas as variáveis de radiação escolhidas para o cálculo da ETo foram as da reanálise 2 do NCEP (National Centers for Environmental Prediction), descritas em Kanamitsu *et al.* (2002) - RSRS (radiação solar incidente na superfície), RSUS (radiação solar refletida pela superfície), RLDS (radiação de onda longa em direção à superfície), RLUS (radiação de onda longa emitida pela superfície).

Essa abordagem de utilizar variáveis do CRU e do NCEP foi escolhida por simplificar a metodologia de Penman-Monteith-FAO, e obter melhor representação da variabilidade anual. Em Harris *et al.* (2014) são utilizados, além das mesmas variáveis do CRU que se escolheu para essa análise, a nebulosidade e valores climatológicos de radiação quando da aplicação de Penman-Monteith-FAO. Os resultados de Harris *et al.* (2014) não mostram variabilidade anual de ETo durante todo o século XX de forma muito expressiva, enquanto que fazendo uso dos dados de radiação do NCEP no cálculo de ETo para apenas o final do século se mostrou mais condizente à variabilidade anual.

2.2. Modelos de Circulação Geral

A lista dos modelos climáticos globais utilizados é mostrada na Tabela 1, onde estão algumas informações das características dos modelos participantes do CMIP5 (2014). A resolução horizontal (Lon e Lat – longitude e latitude; assumindo 1 grau como aproximadamente 111 km) se refere à componente atmosférica, bem como os níveis verticais. As componentes indicadas são aquelas para as quais o modelo tem pelo menos uma equação prognóstica com base física, e acoplamento com outra componente, permitindo feedbacks climáticos (efeito indireto de realimentação do sistema climático)

- AT (Atmosfera), ST (Superfície de terra), OC (Oceano), GM (Gelo marinho), AE (Aerossóis), QA (Química da atmosfera), CT (Ciclo do carbono terrestre), e BO (Ciclos biogeoquímicos do oceano).

Tabela 1: MCGs do CMIP5. Resolução horizontal característica e níveis verticais são da componente atmosférica. N é um número atribuído para fim de organização dos resultados

N	Modelo	Resolução (km)		Níveis verticais	Componentes								
		Lon	Lat		AOGCMs					ESMs			
1	ACCESS1-0	208,4	137,9	38	AT	ST	OC	GM	AE	QA	CT	BO	
2	ACCESS1.3	208,4	137,9	38	AT	ST	OC	GM	AE				
3	bcc-csm1-1	312,5	312,5	26	AT	ST	OC	GM			CT	BO	
4	bcc-csm1-1-m	125,0	125,0	26	AT	ST	OC	GM			CT	BO	
5	BNU-ESM	312,5	312,5	26	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
6	CanESM2	312,5	312,5	35	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
7	CESM1-CAM5	138,9	104,2	27	AT	ST	OC	GM	AE				
8	CMCC-CM	83,3	83,3	31	AT	ST	OC	GM	AE				
9	CMCC-CMS	208,4	208,4	95	AT	ST	OC	GM	AE				
10	CNRM-CM5	156,3	156,3	31	AT	ST	OC	GM		QA		BO	
11	CSIRO-Mk3-6-0	208,4	208,4	18	AT	ST	OC	GM	AE				
12	GFDL-CM3	277,8	222,2	48	AT	ST	OC	GM	AE	QA			
13	GFDL-ESM2G	277,8	222,2	24	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
14	GFDL-ESM2M	277,8	222,2	24	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
15	GISS-E2-H	277,8	222,2	40	AT	ST	OC	GM	AE	QA			
16	GISS-E2-H-CC	277,8	222,2	40	AT	ST	OC	GM				BO	
17	GISS-E2-R	277,8	222,2	40	AT	ST	OC	GM	AE	QA			
18	GISS-E2-R-CC	277,8	222,2	40	AT	ST	OC	GM				BO	
19	HadGEM2-AO	208,4	137,9	60	AT	ST	OC	GM	AE				
20	HadGEM2-CC	208,4	137,9	60	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
21	HadGEM2-ES	208,4	137,9	38	AT	ST	OC	GM	AE	QA	CT	BO	
22	inmcm4	222,2	166,7	21	AT	ST	OC	GM			CT	BO	
23	IPSL-CM5A-LR	416,7	208,4	39	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	
24	IPSL-CM5A-MR	277,8	139,9	39	AT	ST	OC	GM	AE		CT	BO	

N	Modelo	Resolução (km)		Níveis verticais	Componentes								
		Lon	Lat		AOGCMs				ESMs				
25	IPSL-CM5B-LR	416,7	208,4	39	AT	ST	OC	GM	AE	CT	BO		
26	MIROC5	156,3	156,3	40	AT	ST	OC	GM	AE				
27	MIROC-ESM	312,5	312,5	38	AT	ST	OC	GM	AE	CT	BO		
28	MIROC-ESM-CHEM	312,5	312,5	80	AT	ST	OC	GM	AE	QA	CT	BO	
29	MPI-ESM-LR	208,4	208,4	47	AT	ST	OC	GM		CT	BO		
30	MPI-ESM-MR	208,4	208,4	95	AT	ST	OC	GM		CT	BO		
31	MRI-CGCM3	125,0	125,0	48	AT	ST	OC	GM	AE				
32	NorESM1-M	277,8	208,4	26	AT	ST	OC	GM	AE	QA			

Fonte: Informações obtidas através dos dados dos modelos do CMIP5 e de Flato *et al.* (2013).

2.3. Modelos Climáticos Regionais

Os dados de simulações regionais adotados são resultados dos MCRs dados na Tabela 2: Para cada modelo regional se tem associado um MCG, cujos dados serviram de condicionantes ao rodar o MCR.

Tabela 2: Modelos climáticos regionais. A coluna “Modelo” é a denominação dada aqui para a simulação do MCR. MCG aninhado indica o modelo global que teve dados aplicados downscaling. Os domínios são aqueles estabelecidos no projeto CORDEX

N	Modelo	MCR	V	MCG aninhado	Simulação	Domínio	Instituto/ Organização
33	RCA4-Had	RCA4	1	HadGEM2-ES	r1i1p1	CAM44i	Swedish Meteorological and Hydrological Institute, Rossby Centre (SMHI)
34	RCA4-MPI	RCA4	1	MPI-ESM-LR	r1i1p1	CAM44i	
35	RCA4-EC	RCA4	3	EC-EARTH	r12i1p1	SAM44i	
36	RAMS-CAM	RAMS	6	HadGEM2-ES	r1i1p1	CAM44i	Universidade Estadual do Ceará (UECE)
37	RAMS-SAM	RAMS	6	HadGEM2-ES	r1i1p1	SAM44i	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os domínios CAM44i e SAM44i são denominações do CORDEX, representam os dados regionalizados nas áreas da América Central (CAM – Central America, 35,25N–19,75S e 21,75W–124,75W) e América do Sul (SAM – South America, 18,75N–58,25S e 16,25W–106,25W), e interpolados para grade com espaçamento regular de 0,5 graus (CHRISTENSEN *et al.*, 2014). A simulação indicada na Tabela 2 se refere às características de inicialização do modelo.

Nas simulações do modelo RAMS foram utilizados 29 níveis verticais em coordenada sigma-z, variando entre 100 m próximo à superfície e 1,3 km próximo ao topo do modelo (aproximadamente 20,8 km). A parametrização do fluxo de radiação de onda curta e de onda longa é de Chen-Cotton (CHEN e COTTON, 1983), de convecção Kain-Fritsch (FRITSCH e CHAPPELL, 1980; KAIN e FRITSCH, 1990), com transporte turbulento por Mellor-Yamada (MELLOR e YAMADA, 1974, 1982), e microfísica de nuvens de Walko *et al.* (1995). Outras informações podem ser encontradas em Sales *et al.* (2015).

O modelo RCA4 (*Rossby Centre regional atmospheric model version 4*; Samuelsson *et al.*, 2011) tem convecção de Kain-Fritsch, esquema de terra-superfície é da segunda geração de LSSs (Sellers *et al.*, 1997), cobertura da floresta e solo têm balanços energéticos separados tendo temperaturas prognósticas distintas (SHUTTLEWORTH e WALLACE, 1985). O esquema de radiação usado é HIRLAM (SAVIJÄRVI, 1990; SASS *et al.*, 1994), e para turbulência esquema de prognóstico seco de energia cinética turbulenta, combinado com diagnóstico de mistura de comprimentos e modificações (CUXART *et al.*, 2000; SAMUELSSON *et al.*, 2011), sendo utilizado 24 níveis verticais em coordenadas híbridas sigma-z (SIMMONS e BURRIDGE, 1981).

O núcleo dinâmico do RCA4 tem dois níveis de tempo, semi-lagrangiano, com esquema semi-implícito de seis ordens de difusão horizontal aplicado às variáveis de prognóstico. Tem-se relaxamento

nas fronteiras em relação aos dados forçantes, dada pela formulação de Davies (1976) através de uma ampla zona de relaxamento de oito pontos, com uma função de relaxamento à base de cosseno (SAMUELSSON *et al.*, 2011).

Para a ETo calculada com os dados dos modelos climáticos, seguindo Penman-Monteith-FAO, foram utilizadas as variáveis: TASMIN, TASMAX, SFCWIND, RSDS, RSUS, RLDS, RLUS, e HURS - umidade relativa próximo a superfície (2 m).

2.4. Simulações do Clima Presente

Simulações do clima presente, comumente referidas como simulações do século XX, são caracterizadas no experimento *Historical* (denominado neste trabalho como período histórico) do CMIP5. A “rodada” (jargão para simulação) histórica é feita de 1850 a 2005, forçando os modelos com as mudanças nas composições atmosféricas observadas (refletindo ambas as fontes, antrópica e natural), incluindo as mudanças no uso e ocupação do solo, e emissões de antrópicas de aerossóis no passar desse período. Cada modelo ao simular o período histórico é iniciado a partir de um ponto diferente da rodada Controle/Pré-Industrial, e essas diferentes condições iniciais produzem diferentes trajetórias climáticas, com cada realização assumida como um resultado igualmente provável. As emissões de aerossóis naturais, incluindo a poeira do solo, sal do mar e espécies vulcânicas ainda são deixadas ao critério dos grupos individuais de modelagem (TAYLOR *et al.*, 2012; FLATO *et al.*, 2013).

O desempenho das simulações pode ser estudado através de várias medidas, cada forma apresentando vantagens e desvantagens. As métricas estatísticas usadas para comparar as simulações com as observações são o viés (bias estatístico), viés percentual, a correlação (temporal – COT; e espacial – COP), e os erros – Erro

Absoluto Médio (EAM), o Erro Quadrático Médio (EQM). O índice de confiança (IC) de Camargo e Sentelhas (1997) foi utilizado nas análises das séries temporais. Esse índice relaciona a correlação e o índice de concordância (ICW) de Willmott *et al.* (1985), estimando (0–1) o quanto duas séries se aproximam e se dispersão uma da outra.

Os campos médios são estudados com o diagrama proposto por Taylor (2001). Esse diagrama relaciona as métricas espaciais COP, raiz do erro quadrático médio (RMS), e desvio padrão, de forma que facilita a distinção dos resultados, para o qual se tem um ponto de referência para essas três métricas que indica o melhor resultado.

2.5. Projeções Futuras

Nas simulações para os cenários futuros RCPs (Representative Concentration Pathways) são especificadas as respectivas forçantes radiativas dos cenários. Esses cenários futuros incluem condições dependentes do tempo, para emissões e concentrações de todo o conjunto de GEEs, aerossóis e gases quimicamente ativos, bem como uso e cobertura da terra. Promovendo estimativas de mudanças climáticas futuras por ações antrópicas através das projeções desses diferentes cenários (Taylor *et al.*, 2012).

As projeções de mudanças climáticas futuras, para os cenários RCP4.5 (emissões médias, ~4.5 W/m² de forçamento em 2100) e RCP8.5 (altas emissões, ~8.5 W/m² de forçamento em 2100), são dadas comparando as simulações do período histórico e as idealizadas com os RCPs. As análises são focadas no período do final do século XXI (time-slice – como indicado em Taylor *et al.* (2012), e adotado no AR5), dito como longo prazo (*Long*, Dezembro/2079–Novembro/2099) para o cenário RCP85. Todavia, são abordadas análises do clima futuro dos dois RCPs para século 21,

observando o comportamento das variáveis no passar dos anos. O período de referência será Dezembro/1985–Novembro/2005 do período histórico, no qual as simulações do clima presente são avaliadas.

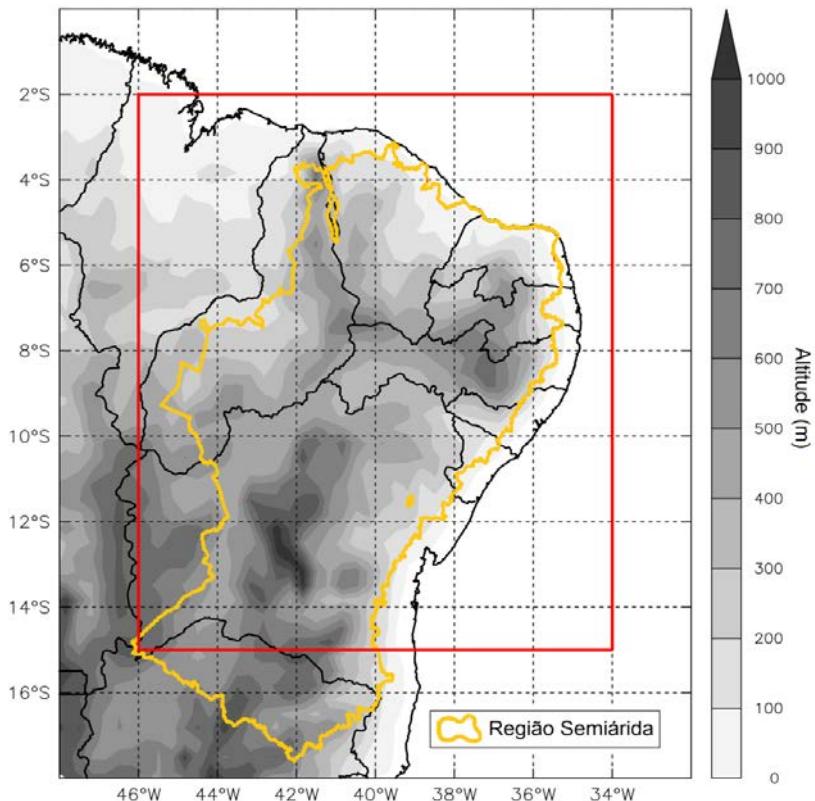
As mudanças climatológicas nos regimes de chuvas, temperaturas e evapotranspiração potencial são analisadas com ciclos anuais para o NEB. Os padrões espaciais por sua vez são discutidos com os campos médios para o período em estudo.

A análise da distribuição das projeções dentre os modelos é outra questão que tem sido abordada, levando em conta como o conjunto das simulações está disposto. Essa abordagem serve para observar relações entre os cenários estudados e o comportamento dos modelos, mostrando, por exemplo, a concordância (ou não) entre os modelos de que em determinada região as projeções indiquem um clima futuro quente/úmido e seco/chuvoso. Dessa forma, gráficos de distribuição para as projeções são mostrados nos resultados.

2.6. Região de estudo

A região específica do NEB escolhida para as análises está destacada na Figura 1. As coordenadas são: 34°W a 46°W, e 2°S a 15°S. Essa região especificada é utilizada nas médias espaciais dos resultados, onde é feita média ponderada em relação à porcentagem de área de terra contida em cada caixa de grade. Desta forma, a caixa de grade onde houver somente terra se pondera com 1 e onde houver somente oceano, com 0. Os campos médios das variáveis seguem a delimitação em vermelho da Figura 1.

Figura 1: Representação do relevo da região do Nordeste do Brasil. O quadro vermelho delimita a área escolhida para as análises. Os limites em amarelo representam a nova delimitação do seminário brasileiro (BRASIL, 2007)



Fonte: Elaborada pelo autor.

3. RESULTADOS

3.1. Temperatura do ar próximo à superfície (2m)

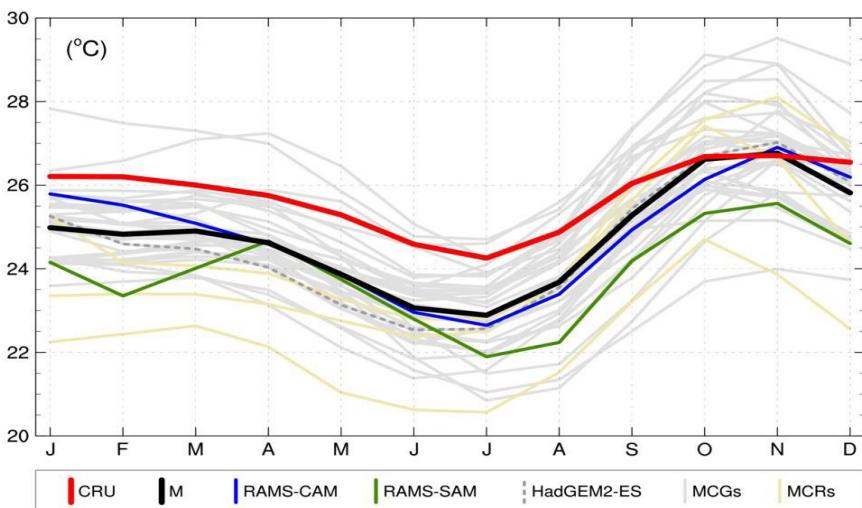
3.1.1. Simulações do Clima Presente – TAS

A climatologia histórica de temperatura do NEB, mostrada na Figura 2, contém o ciclo anual dado pelo CRU, e os modelados pelos

MCGs do CMIP5 (Tabela 1), modelos regionais do CORDEX e RAMS (Tabela 2) para o período histórico.

Como descrito em Kayano e Andreoli (2009), a temperatura tem variação anual entre 20° e 28°C sobre o NEB. Na Figura 2, o dado observado mostra variação no ciclo anual entre 24,3° e 26,7°C, com valores mais elevados de setembro a dezembro, e mais baixos entre maio e setembro.

Figura 2: Climatologia histórica de temperatura do NEB. Representação climatológica de 1985 a 2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. M é a média dos resultados dos modelos globais e regionais



Fonte: Elaborada pelo autor.

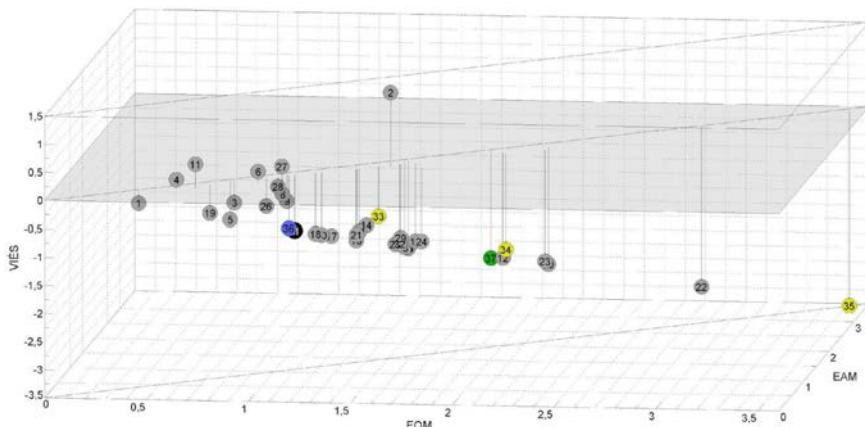
O padrão de variação anual do NEB para a temperatura (Figura 2) é capturado pela maioria dos modelos. O ciclo anual de maior parte dos modelos se apresenta próximo da observação, com apenas alguns modelos simulando valores fora do conjunto.

A média dos modelos (M) e o CRU apresentam certa proximidade quanto à temperatura, de forma que a diferença entre os valores dos ciclos anuais tem variação entre -1,5°C e 0,5°C, com M subestimando o CRU durante quase todo o ano, superestimando em pouco novembro. Dentre os resultados simulados para o clima presente da Figura 2, M apresenta erros relativamente baixos, com viés de -1°C, EQM de 1,1°C, e EAM de 1°C.

Em geral os modelos mostram boa representação das médias climatológicas sobre o NEB. O viés é pequeno para a maioria dos modelos, com alguns apresentando erros maiores como o modelo global 22 e o regional 35 (Figura 3). As duas simulações do RAMS mostram padrões parecidos a M e ao HadGEM2-ES – que condicionou o downscaling. O RAMS-SAM tem mais dificuldade que o RAMS-CAM para a temperatura, com aproximadamente o dobro de viés (-1,9°C/-0,9°C), EQM (2°C/1.1°C) e EAM (1,9°C/1°C), subestimando mais fevereiro (Figura 2).

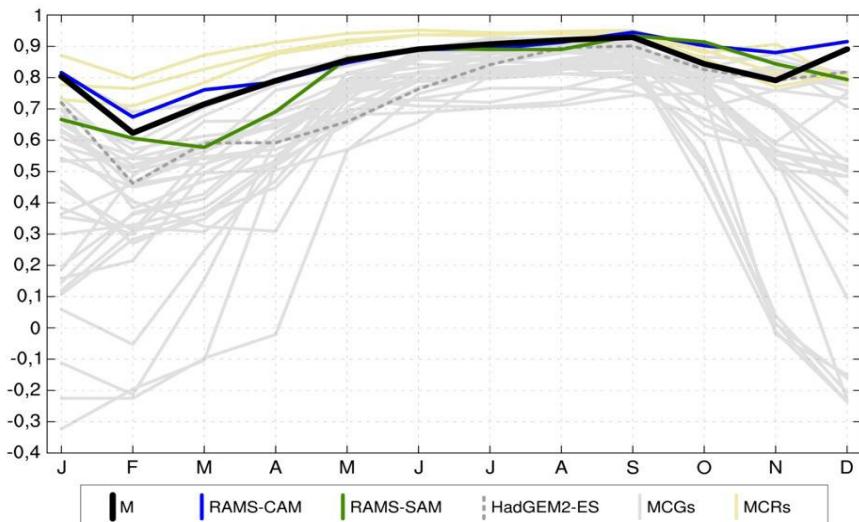
Os campos de temperatura da climatologia histórica dos modelos são mais correlacionados de maio a setembro (Figura 4), com valores até negativos de correlação espacial entre os campos simulados e observados para os meses do inicio e do fim do ano para alguns modelos. Os modelos regionais mostram melhor desempenho que os MCGs do CMIP5, embora M tenha correlação tão boa quanto durante todo o ciclo.

Figura 3: Índices estatísticos da climatologia histórica de temperatura do NEB em relação ao CRU. Os números dos marcadores correspondem aos modelos das Tabelas 1 e 2, seguindo a numeração N



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 4: Correlação espacial climatológica de temperatura do NEB em relação ao CRU de 1985–2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior

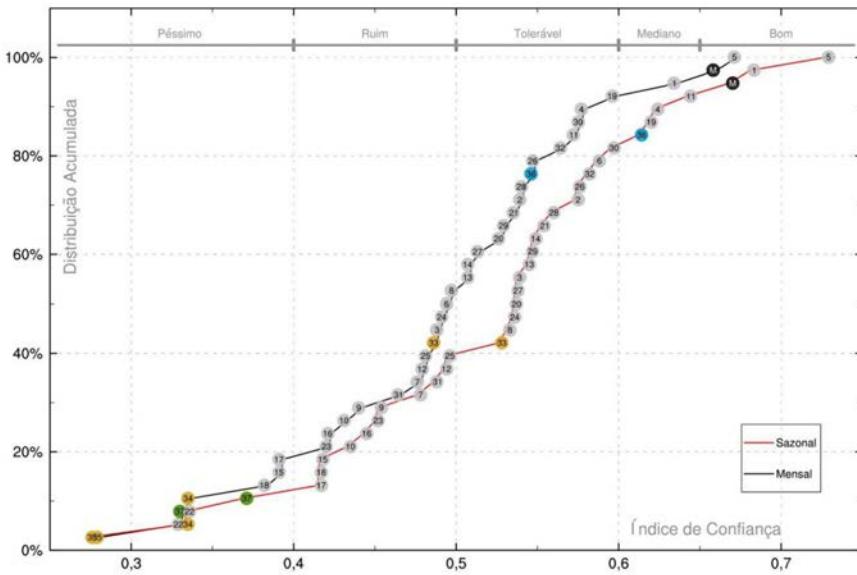


Fonte: Elaborada pelo autor.

O RCA4 apresenta os melhores valores de correlação espacial da climatologia em quase todos os meses, embora o downscaling do EC-EARTH mostre os piores erros nas médias climatológicas da temperatura sobre o NEB.

Os MCRs, mesmo apresentando boa representação espacial, provável decorrência da maior resolução atmosférica, não são melhores em todos os aspectos, os MCGs são tão bons quanto em representar as médias da temperatura do NEB. Na Figura 5 são mostradas as distribuições acumuladas do IC (índice de confiança) de Camargo e Sentelhas (1997), para as séries mensais e sazonais da média de temperatura do NEB. A M, composta pelos 32 MCGs e 5 MCRs, mostra para os dois casos do IC (mensal e sazonal) resultados melhores que a maioria dos modelos, sendo superada apenas por outros MCGs.

Figura 5: Distribuição acumulada do índice de confiança da temperatura mensal e sazonal do NEB em relação ao CRU. Série de 1985 a 2005. Nomes dos modelos são dados nas Tabelas 1 e 2



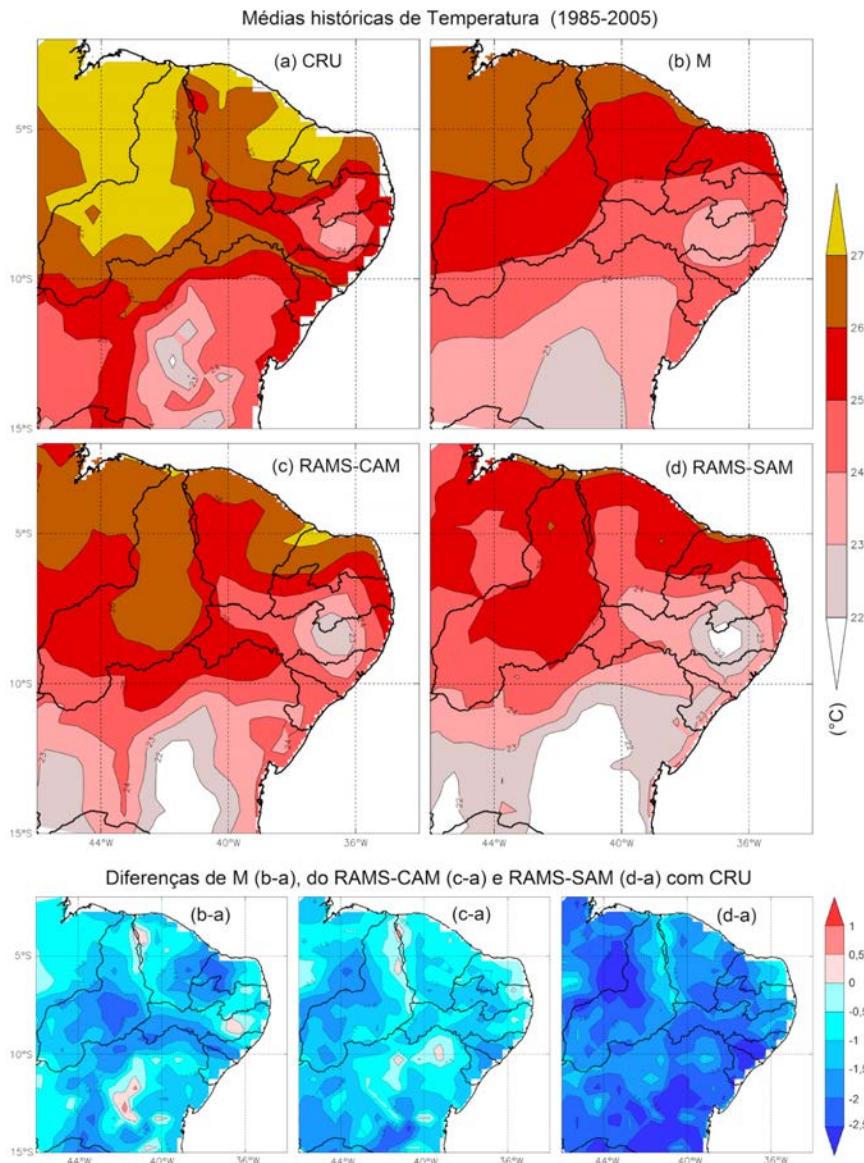
Fonte: Elaborada pelo autor.

Para quase 50% dos modelos se tem médias mensais de temperatura do NEB classificada como tolerável, e 60% no caso da série sazonal. A M e o modelo BNU-ESM (5) são os únicos classificados com IC mensal e sazonal bom, e outros 5 (1, 4, 11, 19, RAMS-CAM) dentro do intervalo de IC mediano (Figura 5).

Os resultados do RCA4-Had tem melhor desempenho dentre os três downscaling do RCA4, tendo IC sazonal tolerável e mensal igual a 0,49. O RAMS-SAM, o RCA4-MPI e o RCA4-EC fazem parte do grupo de 15% dos modelos que mostram resultados menos confiáveis, classificados com IC mensal e sazonal péssimo. Esses regionais com resultados com IC péssimo não possuem valores de correlação das séries mensais e sazonais tão baixos, para o caso mensal, na sequência que eles foram citados os valores de COT são de 0,65, 0,63 e 0,78, e no caso sazonal ainda maiores: 0,7, 0,64 e 0,8.

Dentre os 32 MCGs tem-se apenas o inmcm4 (22) com IC sazonal péssimo. O GISS-E2-R-CC (18), GISS-E2-H (15) e GISS-E2-R (17) junto ao inmcm4 formam o grupo de 20% dos MCGs com valores de IC mensal péssimo, que somando aos 12 com IC mensal ruim perfazem 50% dos MCGs.

Figura 6: Campo da média anual de 1985–2005 de temperatura para o NEB. Quadros maiores representam as médias do CRU, M, RAMS-CAM e RAMS-SAM. Os quadros inferiores são as diferenças entre os dados simulados e o CRU



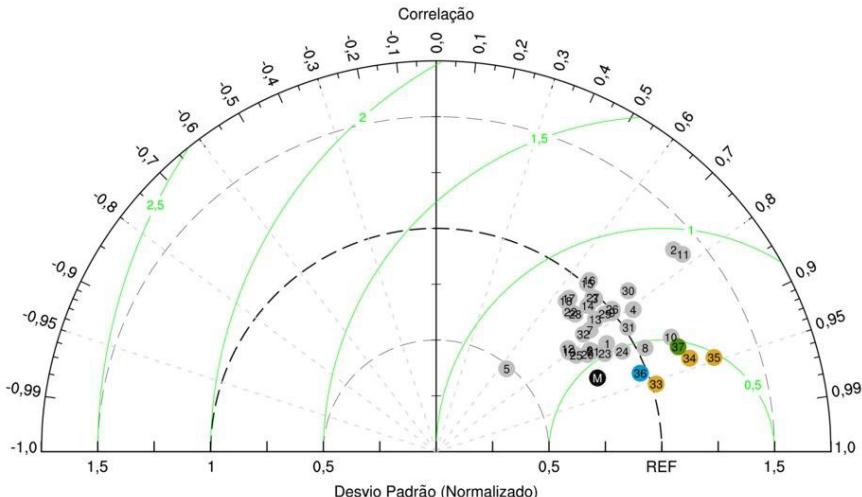
Fonte: Elaborada pelo autor.

Os campos da média anual de 1985-2005 de M, do RAMS-CAM e RAMS-SAM mostrados na Figura 6 apresentam bastante semelhança ao CRU. A média dos modelos tem campo de temperatura suavizado, representando os aspectos gerais vistos no CRU, como esperado para uma média. O RAMS simulou para os dois domínios de downscaling campos parecidos, com muita similaridade à observação. O RAMS-SAM, como já visto para as médias sobre o NEB, tem viés mais elevado e frio que M e o RAMS-CAM, com pontos do campo de temperatura apresentando valores em torno de 2,5°C a menos, como no centro da divisa do Maranhão e Piauí, e região mais alta e fria no sul da Bahia.

A M e o RAMS-CAM tem proximidade nos valores do campo de temperatura média histórica, ambos com diferenças com o CRU apresentando viés pequeno em maior parte da região de estudo (Figura 6). Diferente do RAMS-SAM, a M e o RAMS-CAM superestimam alguns pontos do campo da temperatura, dada a proximidade com o CRU. M por sua vez indica valores subestimados em cerca de 2°C no centro do Piauí e região da divisa do Ceará e Rio Grande do Norte.

O conjunto das simulações consegue capturar com certa destreza a variabilidade espacial da temperatura média histórica, no diagrama de Taylor da Figura 7 se observa o conjunto próximo da linha de referência, que diz o acerto quanto ao desvio padrão.

Figura 7: Diagrama de Taylor da média histórica de temperatura do NEB. Os eixos vertical e horizontal representam o desvio padrão, e as linhas circulares em verde representam a RMS, normalizados pela divisão ao desvio padrão da observação



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os modelos regionais RAMS-CAM (36) e RCA4-Had (33) são os que apresentam a melhor representação espacial da média histórica de temperatura, a correlação é de aproximadamente 0,95, a raiz do erro quadrático médio (RMS) com 0,49°C (36) e 0,41°C (33), respectivamente, e desvio padrão bem próximo ao do CRU.

Os MCRs são os melhores correlacionados com o CRU ao campo de temperatura média histórica, todos no setor de correlação espacial de 0,9 acima (Figura 7). Os MCGs ocupam posições de correlação desde bem próximas aos regionais até 0,64 – onde se encontra o BNU-ESM (5), que também tem o menor desvio padrão do conjunto.

A média de temperatura para o clima presente (1985-2005) observada é de 25,8°C (Tabela 3). Dentre os modelos analisados, os MCGs 4, 1, 28, 6, 27, 3, 8, 11, e 9 são os que tem média mais próxima (nessa ordem) ao CRU, no intervalo de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$.

Tabela 3: Média do período histórico (1985-2005) de temperatura sobre o NEB. Valores destacados em vermelho estão dentro do intervalo de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ da diferença com o CRU, em amarelo o intervalo de $\pm 1^{\circ}\text{C}$, e em cor cinza o intervalo de $\pm 2^{\circ}\text{C}$

N	Dado	Média Historical	N	Dado	Média Historical
	CRU	25,8		M	24,8
1	ACCESS1-0	25,6	20	HadGEM2-CC	24,6
2	ACCESS1.3	27,1	21	HadGEM2-ES	24,6
3	bcc-csm1-1	25,4	22	inmcm4	22,9
4	bcc-csm1-1-m	25,9	23	IPSL-CM5A-LR	23,8
5	BNU-ESM	25,1	24	IPSL-CM5A-MR	24,5
6	CanESM2	26,0	25	IPSL-CM5B-LR	24,4
7	CESM1-CAM5	24,2	26	MIROC5	25,3
8	CMCC-CM	25,4	27	MIROC-ESM	26,0
9	CMCC-CMS	25,3	28	MIROC-ESM-CHEM	25,6
10	CNRM-CM5	23,7	29	MPI-ESM-LR	24,5
11	CSIRO-Mk3-6-0	26,2	30	MPI-ESM-MR	24,6
12	GFDL-CM3	23,9	31	MRI-CGCM3	24,2
13	GFDL-ESM2G	24,4	32	NorESM1-M	24,4
14	GFDL-ESM2M	24,7			
15	GISS-E2-H	24,2	33	RCA4-Had	24,9
16	GISS-E2-H-CC	24,5	34	RCA4-MPI	24,1
17	GISS-E2-R	24,6	35	RCA4-EC	22,3
18	GISS-E2-R-CC	24,7	36	RAMS-CAM	24,8
19	HadGEM2-AO	25,3	37	RAMS-SAM	23,9

Fonte: Elaborada pelo autor.

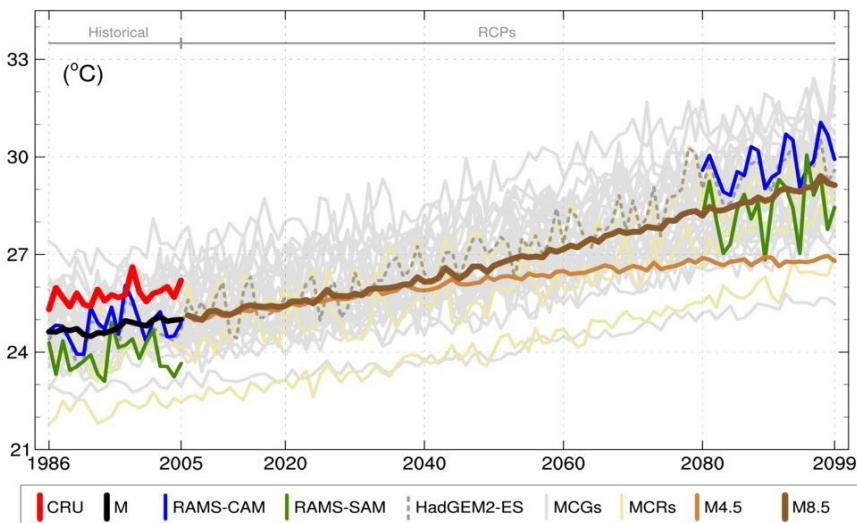
A M tem média de temperatura histórica sobre o NEB exatamente 1°C abaixo do CRU, fazendo parte do grupo de modelo dentro do intervalo de $\pm 1^{\circ}\text{C}$, que contém também o RAMS-CAM com o mesmo viés frio, o RCA4-Had e outros 3 MCGs. Com erro da média dentro do intervalo de $\pm 2^{\circ}\text{C}$ se tem 20 modelos, e o RCA4-EC, o inmcm4 e o CNRM-CM5 mais frios que os demais.

3.1.2. Simulações do Clima Futuro – TAS

Os resultados das simulações de temperatura do clima futuro do NEB são apresentados a seguir. As médias anuais mostram aumento durante todo o passar do século XXI para os cenários RCP4.5 e RCP8.5.

Como fisicamente esperado, o RCP8.5 mostra mais aquecimento sobre o NEB que o RCP4.5. Os modelos concordam em geral, a maioria possui valores das médias anuais próximos uns dos outros no decorrer do período, característica que se verifica na análise do clima histórico. O RAMS seguiu próximo do HadGEM2-ES e da própria M, embora com valores anuais com anomalia mais acentuada. Nas séries das médias anuais históricas se tem padrões de variação do CRU e das simulações com o RAMS (Figura 8) semelhantes, com M mostrando variações mais tímidas, mas apresentando variabilidade anual no mesmo sentido.

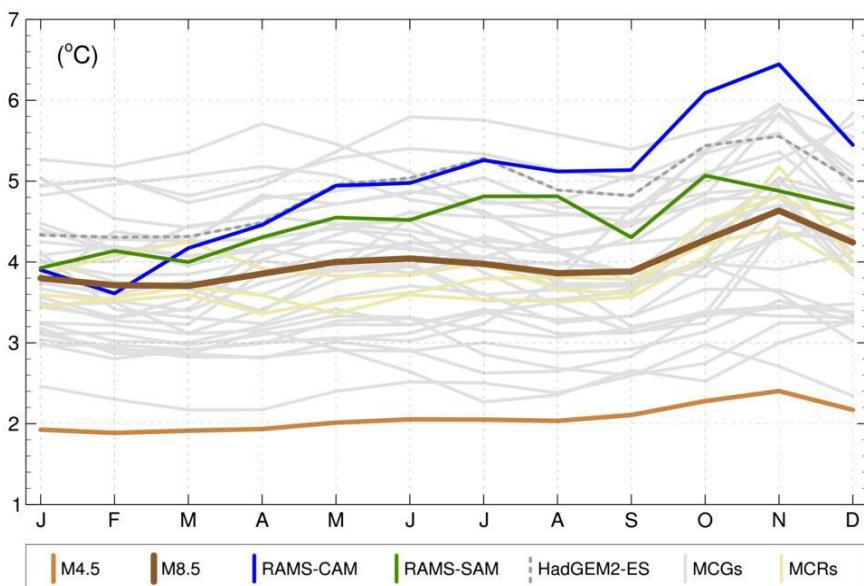
Figura 8: Médias anuais de temperatura do NEB. O experimento *Historical* é dado de 1986 a 2005, e os RCPs de 2006 a 2099. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. Com exceção de M4.5 (M no RCP4.5), as médias de 2006-2099 são para o RCP8.5



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Figura 8 a média das simulações no RCP8.5 (M8.5) finda o período *Long* (até 2099) com temperatura anual de 29,1°C, 4,1°C a mais que o último ano do experimento *Historical* (até 2005). Para a média do conjunto no RCP4.5 (M4.5), a temperatura média de 2099 é 26,8°C, 1,8°C a mais que 2005 no *Historical*.

Figura 9: Diferenças das climatologias futura (2079–2099) e histórica (1985–2005) para a temperatura do NEB. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior



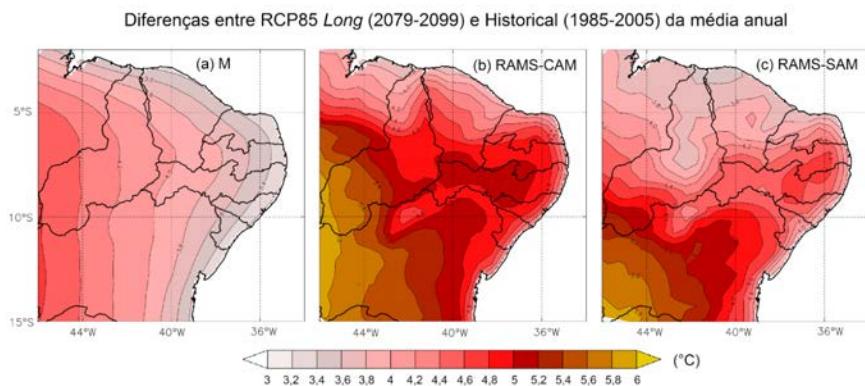
Fonte: Elaborada pelo autor.

As médias climatológicas são projetadas para mudar de setembro a dezembro em maior magnitude que nos outros meses, com aumento da temperatura durante todo o ciclo em todos os casos analisados. A M4.5 se mostra mais suave nas diferenças que a M8.5, mas ambos os casos se tem o mesmo padrão, diferindo apenas no valor de aumento de temperatura (Figura 9).

O RAMS, CAM e SAM, aponta padrão de mudança do ciclo anual semelhante à M8.5, mas com valores mais elevados. O RAMS-SAM se comporta de forma mais variada, com aumento expressivo no período frio do ciclo (maio a setembro), e menos acentuado que o RAMS-CAM no período quente (setembro a dezembro).

As mudanças no campo de temperatura são de aumento de 3 a 4,6°C no RCP8.5 Long, de forma gradual da costa ao interior do continente para M, mostrando aquecimento sobre o continente de forma mais homogênea em relação as duas simulações do RCP8.5 do RAMS, que já apresentam aumento máximo no oeste baiano e pontos distintos, como visto nos quadros da Figura 10. A área próxima da costa leste do NEB tem projeção na média das simulações para aumentar por volta de 3,2°C, enquanto a parte mais oeste entre 5°S e 15°S da região de estudo tem os valores de temperatura projetados para maiores aumentos, chegando aos 4,6°C a mais.

Figura 10: Campos de diferença da média anual do RCP8.5 Long (2079-2099) e *Historical* (1985-2005) de temperatura para o NEB



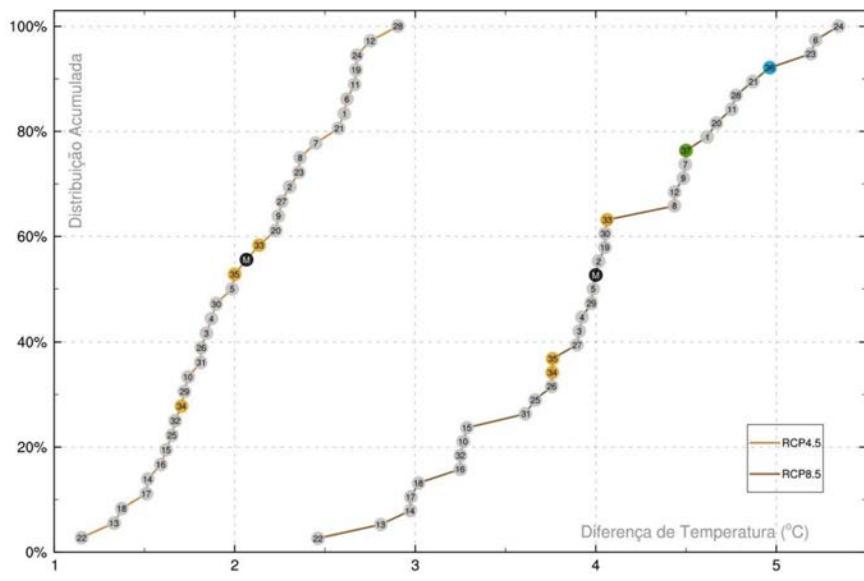
Fonte: Elaborada pelo autor.

Na simulação do RAMS-SAM as diferenças maiores são no sudeste do NEB, tendo áreas com aquecimento superior a 6°C no sudeste baiano, indicando diferenças menores na região norte do NEB. O RAMS-CAM tem perfil de mudança menos concentrada no sul do NEB, projetando aumento da temperatura em parte do Planalto da Borborema e Planalto Sertanejo entre 5 e 5,2°C (Figura 10).

Alguns modelos projetam mudança na temperatura média do NEB para longo prazo em torno do dobro de aumento para o RCP8.5 em relação ao RCP4.5. A M segue essa linha, com aquecimento de 2,1 e 4°C no RCP4.5 e RCP8.5, respectivamente. No cenário de maiores emissões 50% dos modelos projetam aumento maior que 4°C, sendo o IPSL-CM5A-MR (24) o modelo com maior valor de diferença futura, +5,3°C (Figura 11).

O RAMS se encontra no grupo dos 30% com maior aumento, o RAMS-CAM é o 4º modelo mais quente do RCP8.5, projetando +4,96°C, enquanto a simulação do domínio da América do Sul, que no clima presente tem viés mais frio que o RAMS-CAM, apresenta mudança para a média futura de +4,5°C em relação a sua média no *Historical* (Figura 11).

Figura 11: Distribuição acumulada das diferenças das médias de temperatura do NEB entre os RCPs (2079-2099) e *Historical* (1985-2005)



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.2. Precipitação

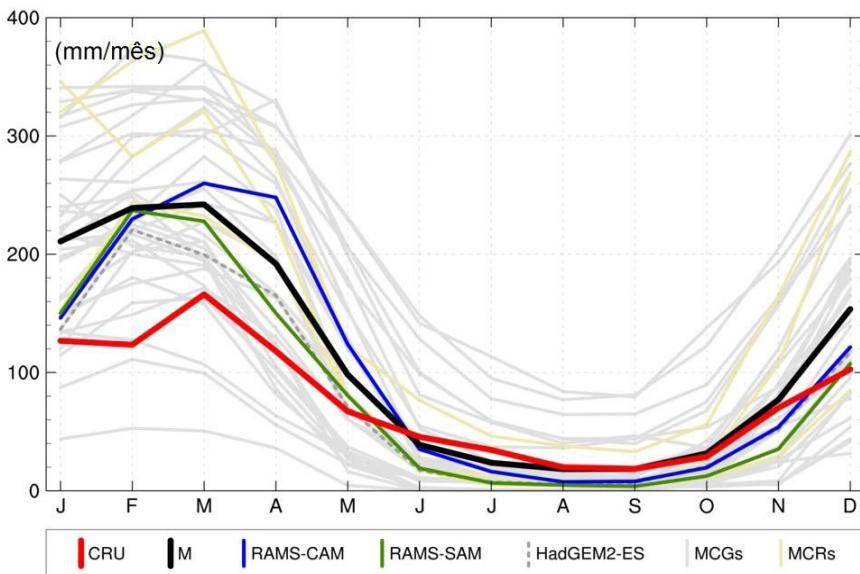
3.2.1. Simulações do Clima Presente – PR

A climatologia histórica do NEB, assim como estudado por Strang (1972), Kayano e Andreoli (2009), Alvares *et al.* (2013) e outros autores, apresenta maior porcentagem de precipitação entre os meses de novembro e julho, e valores mais baixos entre julho e novembro. Na Figura 12, que mostra o ciclo anual de 1985-2005, essas características são representadas pelo CRU e pelos modelos em geral.

A representação modelada das climatologias da Figura 12 segue os padrões observados, com alguns modelos com mais dificuldade em quantificar o ciclo anual. A M consegue representar melhor a precipitação mensal média nos meses do período seco do NEB (julho a novembro), enquanto superestima os meses mais chuvosos, com valores superiores de dezembro a maio, em relação ao CRU.

Os modelos, por sua vez, têm valores do ciclo anual de precipitação bastante variados em relação à observação, alguns muito chuvosos, superestimando todo o ciclo, e outros com perspectiva contrária, se mostrando mais secos. A maioria deles tende a simular mais precipitação no período chuvoso, e menos no período seco, quando comparados ao CRU, o que se reflete em M.

Figura 12: Climatologia histórica de precipitação do NEB. Representação climatológica de 1985 a 2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. M é a média dos resultados dos modelos globais e regionais. Os valores são em mm/mês (milímetros por mês)



Fonte: Elaborada pelo autor.

A M tem valores de agosto a outubro quase iguais ao CRU, mas como muitos modelos que compõem M apresentam viés úmido na estação chuvosa, em fevereiro se tem a maior diferença dos meses do ciclo em relação ao CRU, com 115,7 mm/mês a mais.

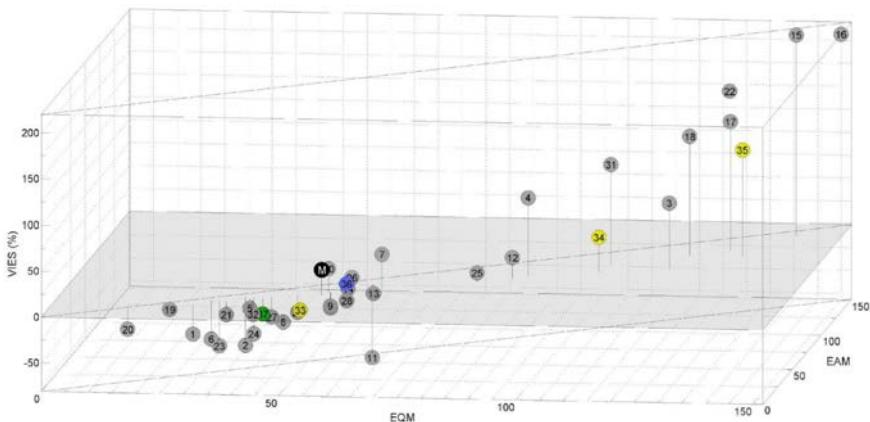
Esse padrão de chuva de M resulta em viés no ciclo anual 27,5% mais úmido que o CRU, EQM de 54,4 mm/mês, e EAM de 38,4 mm/mês (Figura 13).

Como as climatologias dos modelos não mostram comportamentos muito distintos ou variados em relação ao CRU, o EQM e EAM tem valores bem próximos, com EQM maior que EAM para todos os modelos (Figura 13), que traduz os maiores desvios da média, como visto na estação chuvosa (Figura 12).

Os modelos se dividem em dois grupos, um com EQM e EAM maiores que 70 mm/mês contendo os com maiores valores de viés percentual, e outro com EQM e EAM menores que 70 mm/mês (Figura 13). No grupo com menores erros se encontra M, os dois representantes do RAMS, o RCA4-Had, e outros 22 MCGs. O grupo dos modelos com maiores erros conta com o RCA4-MPI e RCA4-EC, este último com viés chuvoso de 115%. Outros 6 apresentam viés muito úmido (acima de 100%) para a climatologia, sendo eles os MCGs MRI-CGCM3 (109,1%), GISS-E2-R-CC (129,5%), GISS-E2-R (140,8%), inmcm4 (169,8%), GISS-E2-H-CC (216,2%), e GISS-E2-H (218,7%).

O RAMS-SAM apresenta valores climatológicos mais próximos ao CRU que o RAMS-CAM, onde o primeiro tem EQM de 42,7 mm/mês e EAM de 32 mm/mês, enquanto o segundo tem os respectivos valores de 59,1 e 41,8 mm/mês, tendo o RAMS-SAM melhor representação da climatologia, embora com viés ligeiramente maior e seco (-16,7%) que o RAMS-CAM (10%).

Figura 13: Índices estatísticos da climatologia histórica de precipitação do NEB em relação ao CRU. Os números dos marcadores correspondem aos modelos das Tabelas 1 e 2, seguindo a numeração N



Fonte: Elaborada pelo autor.

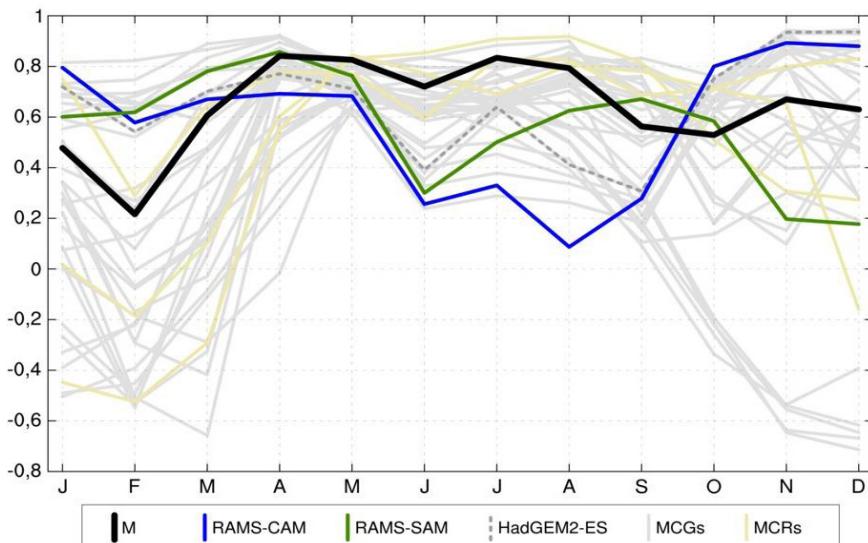
Os seis modelos com melhor representação das médias do ciclo anual do NEB são o HadGEM2-AO (20), HadGEM2-CC (19), ACCESS1-0 (1), CanESM2 (6), IPSL-CM5A-LR (23) e HadGEM2-ES (21), mostrando a capacidade de MCGs em reproduzir padrões climatológicos médios de precipitação para a região.

Os campos de precipitação da climatologia histórica dos modelos têm correlações em relação ao CRU bastante variadas, em geral concordando mais em maio (Figura 14). Na estação de menos chuva do NEB a maioria dos modelos tem correlação espacial acima de 0,6, com destaque para o RCA4-EC que tem os melhores valores de junho a agosto (0,85, 0,91, e 0,92).

A média dos modelos têm correlações espaciais da precipitação climatológica (1985-2005) maiores em abril, maio, julho e agosto, valores em torno de 0,8, e como característica geral dos modelos valor mais baixo em fevereiro, mês que os modelos têm dificuldade em representar.

O RAMS simula o campo de precipitação de fevereiro melhor que o HadGEM2-ES, com valores de correlação espacial em relação ao CRU bem próximos durante toda a parte chuvosa do inicio do ano no NEB. O RAMS-SAM reproduz a precipitação histórica melhor que o HadGEM2-ES de fevereiro a maio, enquanto RAMS-CAM é melhor em janeiro e fevereiro, o que pode se considerar como melhorias ganhas com o downscaling dinâmico, embora na estação seca e inicio da estação chuvosa – junho a dezembro – o RAMS tenha correlações mais distintas para seus representantes, onde o RAMS-SAM apresenta resultados significativamente melhores em agosto e setembro, mas piora nos 3 últimos meses do ano, e o RAMS-CAM só supere as correlações do HadGEM2-ES em outubro (Figura 14).

Figura 14: Correlação espacial climatológica de precipitação do NEB em relação ao CRU de 1985-2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior



Fonte: Elaborada pelo autor.

O RCA4 apresenta dificuldade em representar os campos dos meses mais chuvosos, com o RCA4-MPI e RCA4-EC tendo até correlações espaciais negativas em relação ao CRU, senão próximas de zero, de dezembro a março, meses estes que o RCA4 (33, 34 e 35) não tem valores de correlação melhor que o modelo regional da Uece simulado para o domínio da América Central.

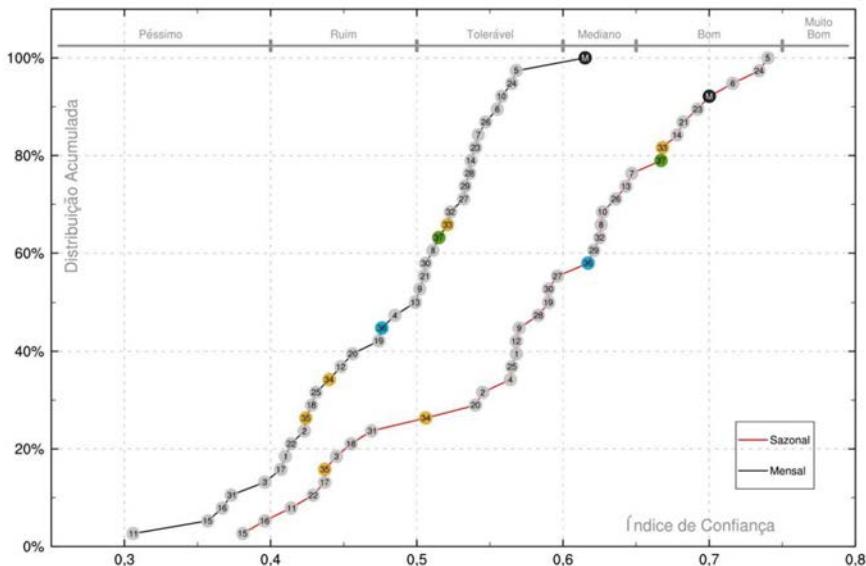
Para as médias mensais de precipitação do NEB a M é quem melhor representa a série observada, tendo IC mediano. Já para as séries sazonais M é o quarto melhor resultado, com IC classificado como bom. O RCA4-Had, o RAMS-SAM, e os MCGs 14, 21, 23, 6, 24 e 5 (melhor IC sazonal), são os que juntamente com M perfazem o grupo dos modelos com IC bom para a precipitação sazonal do NEB (Figura 15).

Assim como para a temperatura, as médias sazonais de precipitação modelada apresentam maior confiança que as médias mensais, para as duas variáveis se verifica IC sazonal superior ao mensal (Figuras 5 e 15).

Os resultados com IC ruim ou péssimo não são maioria, as médias mensais de precipitação do NEB com IC tolerável são verificadas em 19 modelos, enquanto 13 tem IC ruim, e apenas 5 modelos classificados com confiança péssima. Para o IC sazonal da precipitação o GISS-E2-H (15) e GISS-E2-H (16) são os únicos com IC abaixo de 0,4, com outros 7 modelos com representação ruim, cerca de 30% dentro da classe tolerável, e os demais 40% com séries sazonais representadas de forma mediana ou boa (Figura 15).

Dos MCRs o RCA4-Had é o que melhor representou as médias mensais e sazonais de precipitação do NEB, seguido do RAMS-SAM. No caso do IC mensal, o RAMS-CAM, RCA4-MPI e RCA4-EC são classificados como ruins. No caso sazonal apenas o downscaling do EC-EARTH está na classe de confiança ruim, com o RCA4-MPI junto aos modelos com IC tolerável, e o RAMS-CAM no grupo de confiança mediana.

Figura 15: Distribuição acumulada do índice de confiança da precipitação mensal e sazonal do NEB em relação ao CRU. Série de 1985 a 2005. Nomes dos modelos são dados nas Tabelas 1 e 2



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os campos da média anual de 1985-2005 de precipitação de M, do RAMS-CAM e RAMS-SAM mostrados na Figura 16 apresentam padrões não tão próximos ao CRU, mas com os mesmos aspectos gerais. A média dos modelos tem campo de precipitação mais chuvoso na parte norte do NEB que o CRU, superestimando a precipitação em maior parte da região analisada. O RAMS simulou para os dois domínios de downscaling campos parecidos, apesar de não acertar a distribuição espacial da precipitação de forma tão boa como visto para a temperatura, mostra mais proximidade à observação que a M.

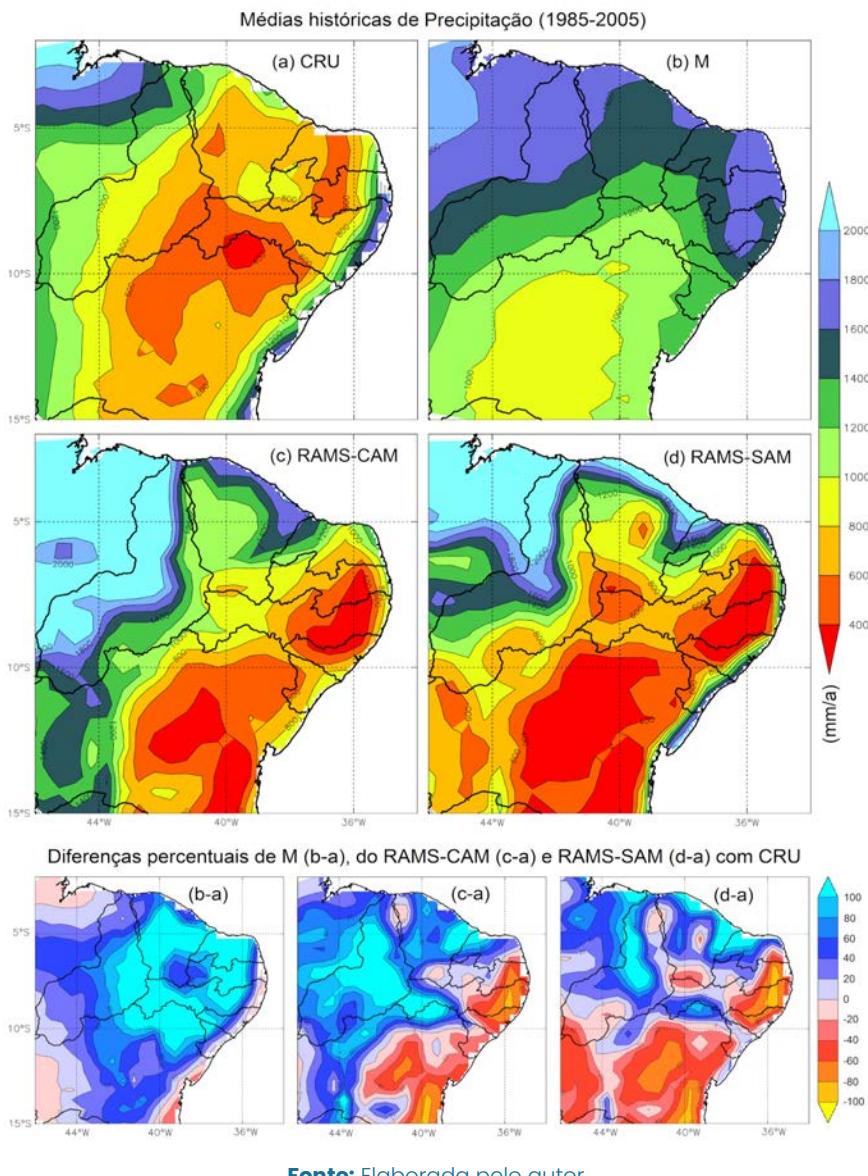
O RAMS-SAM, como já visto para as médias de precipitação sobre o NEB, tem viés menor e apresenta maior confiança que o RAMS-CAM, esse aspecto é mantido para o campo da média

histórica, tendo o RAMS-SAM diferenças percentuais em relação ao CRU menores no que o RAMS-CAM e M na parte norte, mas apresenta viés seco em grande parte da Bahia e região próxima a costa leste. Assim, o RAMS consegue representar melhor a precipitação da região semiárida – centrada onde se observa no CRU valores de precipitação anual menores que 800 mm – que a média dos modelos.

O campo histórico observado de precipitação é difícil de representar tanto para os modelos de grande escala, quanto para os regionais, no diagrama de Taylor da Figura 17 se observa essa característica, com a maioria dos modelos com correlação espacial abaixo de 0,6, alguns realmente incapazes de representar a média histórica apresentando valores negativos de correlação ou próximos de zero.

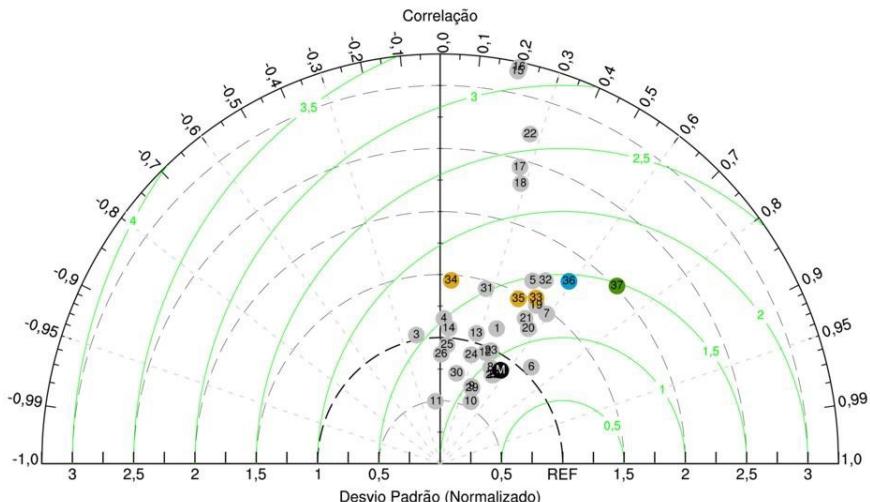
O RAMS-SAM e o CanESM2 (6) são os que apresentam a melhor correlação espacial da média histórica de precipitação, 0,71 e 0,7 respectivamente. O RAMS-SAM mesmo com a melhor correlação apresenta raiz do erro quadrático médio (RMS) de 586,5 mm/a, ligeiramente maior que o verificado para o RAMS-CAM (574,4 mm/a), e desvio padrão o dobro do CRU. Nos dois downscaling do RAMS se tem valores de correlação superior ao HadGEM2-ES e à maioria dos modelos, sendo os dados de precipitação RAMS melhor correlacionado ao CRU para o campo da média histórica do NEB que o demais dados de *downscaling* analisados, mesmo com desvios da média não tão pequenos (Figura 17).

Figura 16: Campo da média anual de 1985-2005 de precipitação para o NEB. Quadros maiores representam as médias do CRU, M, RAMS-CAM e RAMS-SAM. Os quadros inferiores são as diferenças percentuais entre os dados simulados e o CRU. As médias são dadas em mm/a



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 17: Diagrama de Taylor da média histórica de precipitação do NEB. Os eixos vertical e horizontal representam o desvio padrão, e as linhas circulares em verde representam a RMS, normalizados pela divisão ao desvio padrão da observação



Fonte: Elaborada pelo autor.

A média dos modelos dá uma boa estimativa do campo histórico de precipitação em relação conjunto, com desvio padrão bem próximo ao do CRU e um dos menores valores de RMS, estando no grupo de modelos em que a RMS normalizada é menor que 1 – composto apenas por MCGs, enquanto a maior porcentagem dos modelos têm RMS normalizado entre 1 e 1,5.

A média de precipitação observada para o período histórico (1985-2005) é de 921 mm/a (Tabela 4). Dentre os modelos analisados, o MCG de melhor resolução do conjunto, CMCC-CM, é quem simula a média mais próxima do CRU, errando apenas em 17 mm/a, sendo o único modelo no intervalo de ± 50 mm/a do observado.

Os MCGs são os com médias de precipitação histórica mais próximas do CRU, 5 dentro do intervalo de viés de ± 100 mm/a – apenas o HadGEM2-CC subestimando, 6 no intervalo de ± 200 mm/a – contendo

também o RAMS-SAM (+114 mm) e o RCA4-Had (+136 mm), e os 4 que compõem o grupo com viés no intervalo de ± 300 mm/a (Tabela 4).

A M tem média de precipitação histórica sobre o NEB de 1344 mm/a, apresentando viés chuvoso de +423 mm/a em relação à média observada, sendo 46% mais úmida. M tem valor da média histórica no grupo dos modelos mais chuvosos, que conta com 16 modelos com viés acima de 300 mm/a, com o RAMS-CAM tendo o menor viés desse grupo (+349 mm).

Tabela 4: Média do período histórico (1985-2005) de precipitação sobre o NEB. Valores destacados em vermelho estão dentro do intervalo de ± 50 mm da diferença com o CRU, em amarelo o intervalo de ± 100 mm, em azul o intervalo de ± 200 mm, e em cor cinza o intervalo de ± 300 mm.

As médias são dadas em mm/a, arredondadas em número inteiro

N	Dado	Média Historical	N	Dado	Média Historical
	CRU	921		M	1344
1	ACCESS1-0	693	20	HadGEM2-CC	849
2	ACCESS1.3	511	21	HadGEM2-ES	1019
3	bcc-csm1-1	1903	22	inmcm4	2316
4	bcc-csm1-1-m	1770	23	IPSL-CM5A-LR	652
5	BNU-ESM	1087	24	IPSL-CM5A-MR	775
6	CanESM2	729	25	IPSL-CM5B-LR	1413
7	CESM1-CAM5	1456	26	MIROC5	1321
8	CMCC-CM	938	27	MIROC-ESM	986
9	CMCC-CMS	1108	28	MIROC-ESM-CHEM	1142
10	CNRM-CM5	1347	29	MPI-ESM-LR	1043
11	CSIRO-Mk3-6-0	251	30	MPI-ESM-MR	1095
12	GFDL-CM3	1498	31	MRI-CGCM3	1978
13	GFDL-ESM2G	1134	32	NorESM1-M	1011
14	GFDL-ESM2M	1182			
15	GISS-E2-H	2528	33	RCA4-Had	1057
16	GISS-E2-H-CC	2593	34	RCA4-MPI	1701
17	GISS-E2-R	2251	35	RCA4-EC	2174
18	GISS-E2-R-CC	2163	36	RAMS-CAM	1270
19	HadGEM2-AO	1020	37	RAMS-SAM	1035

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.2.2. Simulações do Clima Futuro – PR

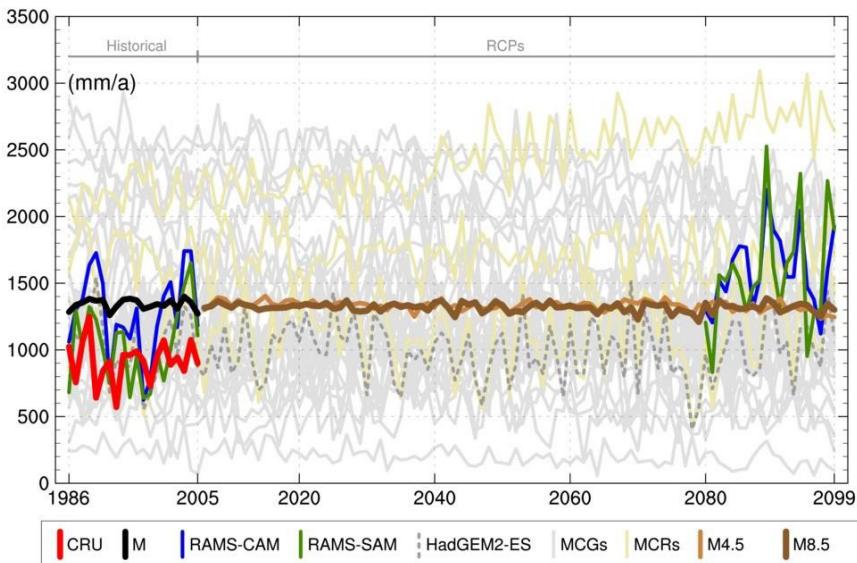
Os resultados das simulações de precipitação do clima futuro do NEB são mostrados a seguir. As médias anuais de M não apresentam aumento ou diminuição expressivos durante todo o passar do século XXI, para os cenários RCP4.5 e RCP8.5, observando-se simulações futuras bastante distribuídas, para mais e para menos chuvas, dentre os modelos (Figura 18).

Segundo o AR5, a simulação de padrões de grande escala de precipitação melhorou um pouco desde o AR4, mas os modelos continuam a representar a precipitação de forma não tão boa quanto para a temperatura. A correlação entre o padrão espacial de grande escala da precipitação média anual modelada e observado aumentou de 0,77 para os modelos disponíveis no momento do AR4 para 0,82 para os modelos atuais (CMIP5). É dito ainda no AR5 que, em escalas regionais a precipitação não é bem simulada pelos MCGs, e a avaliação continua a ser difícil devido às incertezas observacionais (FLATO *et al.*, 2013).

O NEB é uma região que experimenta variabilidade climática regida por vários sistemas atmosféricos e oceânicos, o que dificulta ainda mais na representação climática da precipitação. Esses fatores regionais tornam difícil um acordo nos resultados das simulações da precipitação, diferente do que é verificado para a temperatura. Isso traduz em incertezas nas projeções, onde até os MCRs mostram distinções (Figura 18).

O RAMS apresenta médias anuais do NEB no experimento *Historical* com variações mais semelhantes ao CRU que M, sempre com resultados próximos do HadGEM2-ES. No final do século XXI, as duas simulações do RAMS para o cenários de maiores emissões apontam aumento nos totais anuais de precipitação do NEB, simulando valores acima do HadGEM2-ES para os dois domínios de downscaling.

Figura 18: Médias anuais de precipitação do NEB. O experimento *Historical* é dado de 1986 a 2005, e os RCPs de 2006 a 2099. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. Com exceção de M4.5 (M no RCP4.5), as médias de 2006–2099 são para o RCP8.5



Fonte: Elaborada pelo autor.

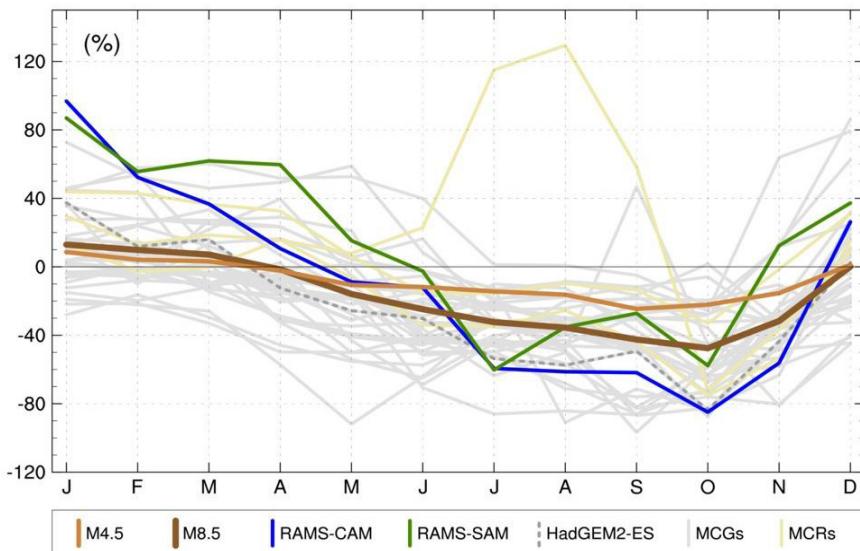
Nos dois RCPs analisados a média dos modelos apresenta variações pequenas nas médias anuais, com valores bem parecidos durante todo o período de estudo do clima futuro (Figura 18).

As médias climatológicas da precipitação são projetadas para mudar nas duas estações (chuvisca e seca) do NEB, com concordância de quase todos os modelos para diminuição nos meses menos chuvosos (Figura 19).

A M tem aumento projetado nos três primeiros meses do ano, com valores em torno de 15% maiores nos RCPs que no *Historical*, com aumento maior no RCP8.5 (Figura 19). Nos demais meses, agosto a dezembro, M segue esse padrão no sentido contrário, com redução maior no RCP8.5 que no RCP4.5, chegando a -47,5% (-24,6%) em outubro (setembro) no RCP8.5 (RCP4.5).

O RAMS-CAM e RAMS-SAM apontam padrão de mudança do ciclo anual parecido à M (Figura 19), mas com valores mais elevados. O RAMS-SAM se comporta de forma mais variada, apresentando um dos maiores aumentos percentuais na estação chuvosa do NEB, seguindo o comportamento da projeção similar ao RAM-CAM e o HadGEM2-ES - que são mais secos no futuro.

Figura 19: Diferenças percentuais das climatologias futura (2079–2099) e histórica (1985–2005) para a precipitação do NEB. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior



Fonte: Elaborada pelo autor.

O RCA4-Had é o modelo que tem aumento percentual expressivo de julho a setembro, alcançando em agosto 129,4% a mais no RCP8.5 que sua simulação do clima presente para a precipitação.

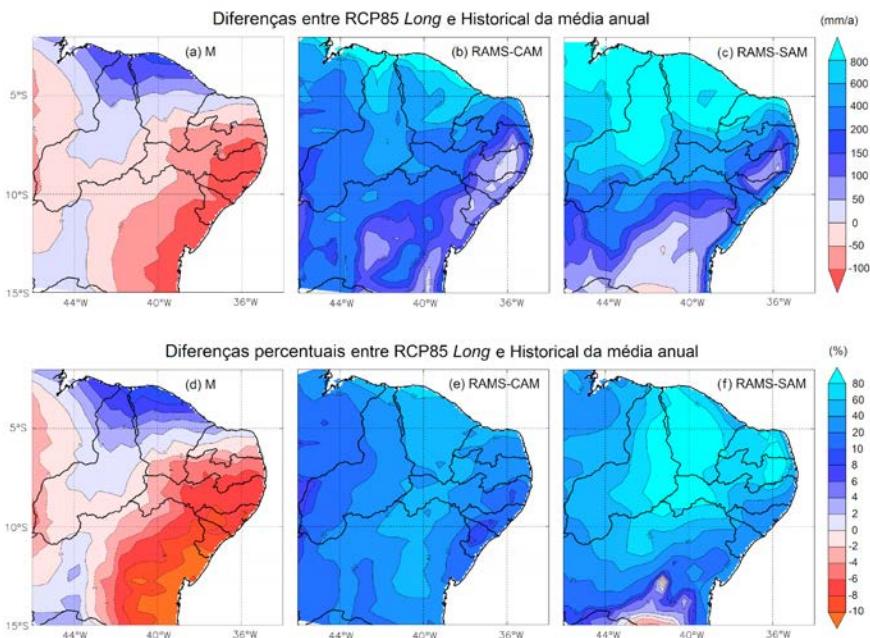
As mudanças no campo de precipitação são de aumento de até 200 mm/a na costa norte do NEB, e diminuição mais elevada em maior parte da região centro-leste, de até -100 mm/a no RCP8.5

Long, para M. A área do centro e oeste do NEB são projetadas as menores mudanças, em torno de ± 50 mm/a. Da Bahia ao Rio Grande do Norte os estados mostram diminuição em quase toda a área dos estados, entre 50 e 100 mm/a, tendo o litoral baiano o maior percentual (mais que 10%) de mudança para menos chuvas na projeção de M no RCP8.5 (Figura 20).

Nas simulações do RAMS as diferenças são praticamente de aumento em todo o NEB no final do século XXI no cenário RCP8.5, tendo o sul da Bahia diminuição pequena da precipitação para o RAMS-SAM. O RAMS-CAM é unânime para aumento no campo de precipitação futura, seguindo o padrão de mais chuva na costa norte do NEB projetado por M, mas com valores bem mais elevados, tendo até aumento superior a 800 mm/a (80% maior) na região costeira do Ceará, Piauí e parte do Maranhão contida na região de estudo. O RAMS-SAM mostra aspecto semelhante ao RAMS-CAM para a parte norte do NEB, mas com aumento mais acentuado, com maior área projetada com precipitação 800 mm/a acima do período histórico, que pode ser o caso da ZCIT estar sendo simulada de forma mais atuando sobre o NEB no clima futuro (Figura 20).

Assim como M, o RAMS não tende a mudar o padrão de distribuição espacial das chuvas de forma drástica, sendo mais quantitativas. Nos quadros (b) e (c) da Figura 20 é visto que o RAMS continua a simular o padrão de menos precipitação na parte centro-leste do NEB, apontando mais no sentido de intensificar a precipitação média.

Figura 20: Campos de diferença da média anual do RCP8.5 Long (2079-2099) e Historical (1985-2005) de precipitação para o NEB



Fonte: Elaborada pelo autor.

As mudanças na precipitação média do NEB para longo prazo, assim como nas médias anuais, são bem diversificadas no conjunto, que não mostra concordância evidente como para a temperatura. Tem-se 60% dos modelos apontando para redução na média de precipitação, em que se encontra a M, nos dois cenários futuros de emissões. Para aumento na média de precipitação se tem os outros 40% dos modelos, que conta com a presença de todas as simulações regionais para o RCP8.5, onde a maiores aponta para média até 20%.

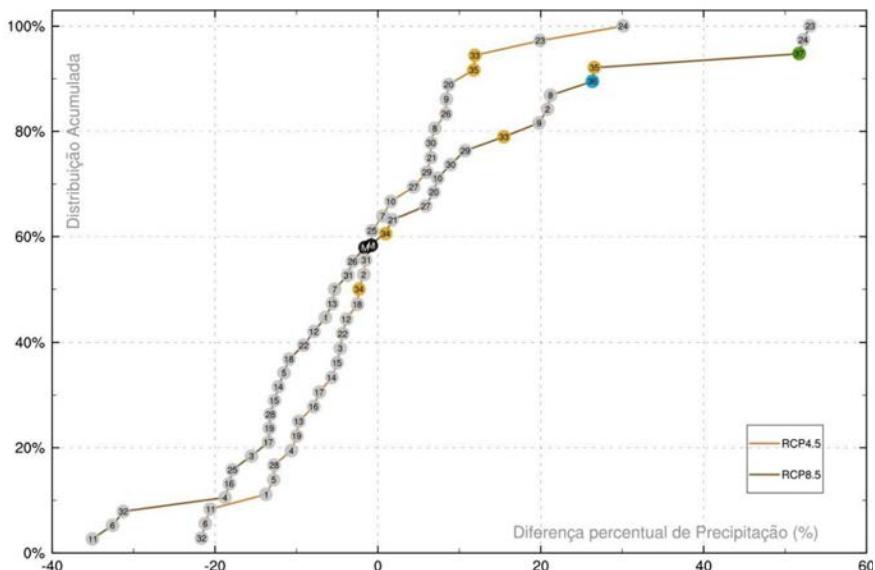
Mesmo com mais modelos apresentando redução na média de precipitação do NEB nas projeções, a média dos modelos nos dois cenários apresenta projeção de mudança muito pequena, -11,3 mm/a (RCP4.5) e -21 mm/a (RCP8.5), já que a distribuição

acumulada de probabilidade das diferenças percentuais é quase centrada em zero.

O RAMS projeta aumento percentual de precipitação em longo prazo de +26,3% e +51,7% no RCP8.5, para os domínios CAM e SAM, respectivamente. O RCA4, que tem simulações de downscaling para os dois RCPs estudados, só indica redução para o RCA4-MPI no RCP4.5, com as projeções dos seus três representantes no RCP8.5 concordando em aumento de precipitação (Figura 21).

O IPSL-CM5A-LR (23), IPSL-CM5A-MR (24), e o RAMS-SAM são os modelos com maior percentual de mudança na precipitação, os três apontando para projeções acima de 50% na média futura do NEB, no cenário mais pessimista para o clima futuro (Figura 21).

Figura 21: Distribuição acumulada das diferenças percentuais das médias de precipitação do NEB entre os RCPs (2079-2099) e *Historical* (1985-2005)



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.3. Evapotranspiração potencial

3.3.1. Simulações do Clima Presente – ETo

As taxas mensais de evapotranspiração potencial do NEB são mais elevadas de agosto a novembro – meses quentes e secos da climatologia do NEB (Figuras 2 e 12) –, e com valores mais baixos entre abril e junho – final da estação chuvosa e inicio do período mais frio do NEB –, com a ETo calculada com os dados do CRU e do NCEP mostrando valores climatológicos com padrão fisicamente esperado, visto no ciclo anual de 1985-2005 na Figura 22. Comumente será feita referência a ETo observada como CRU.

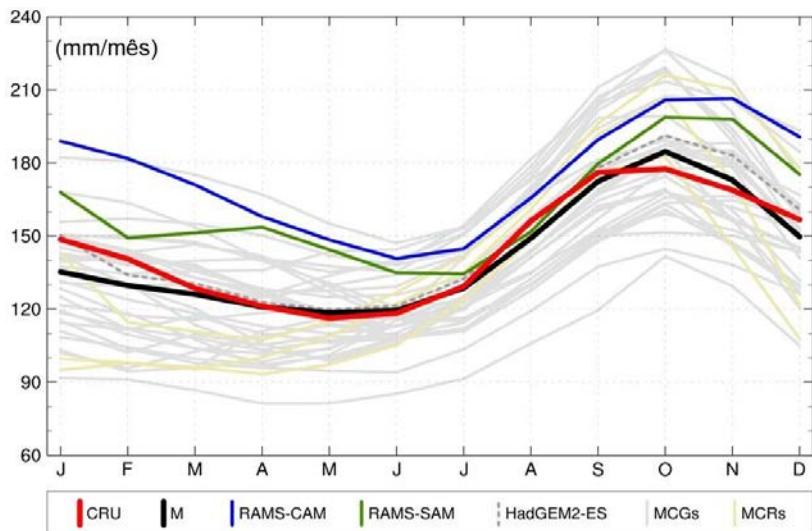
A representação da climatologia observada pelos modelos (Figura 22) é bem simulada para ETo, melhor até que para temperatura, onde a maioria dos modelos mostra bons resultados.

Como os modelos tem seus ciclos anuais distribuídos quase que igualmente a cima e abaixo do ciclo do CRU, M têm valores climatológicos de evapotranspiração potencial muito próximos do observado, se mostrando um bom representante para a variável.

O HadGEM2-ES é um dos MCGs que tem bastante destreza em representar o ciclo anual de ETo do NEB, com resultados mais próximos da observação que os MCRs condicionados por ele – RAMS-CAM, RAMS-SAM e RCA4-Had.

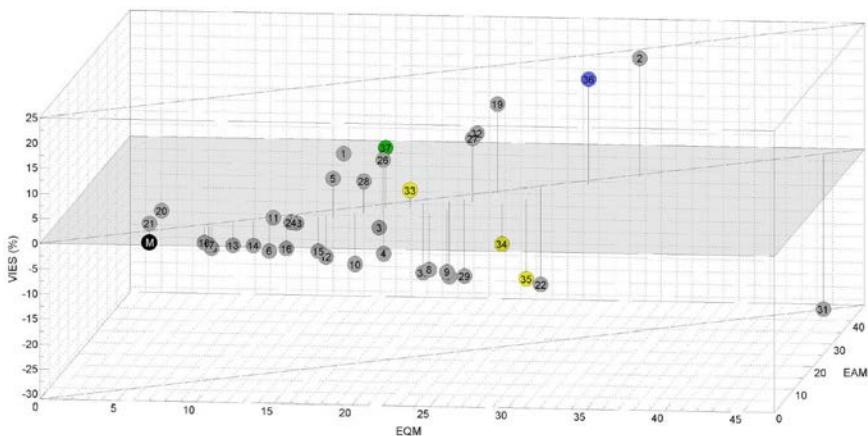
Com bom desempenho, a maior diferença entre o ciclo anual de M e do CRU é em janeiro, de apenas -13,3 mm/mês. De maio a julho M tem ETo mensal média praticamente igual ao CRU, errando em no máximo 2,4 mm (em módulo). Tendo isso em vista, M é quem possui os menores erros comparados aos dos modelos, com -2,6 mm/mês (-1,7%) de viés, 6,4 mm/mês de EQM e 5 mm/mês de EAM em relação ao CRU (Figura 23).

Figura 22: Climatologia histórica de evapotranspiração potencial do NEB. Representação climatológica de 1985 a 2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. M é a média dos resultados dos modelos globais e regionais.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 23: Índices estatísticos da climatologia histórica de evapotranspiração potencial do NEB em relação ao CRU. Os números dos marcadores correspondem aos modelos das Tabelas 1 e 2, seguindo a numeração N



Fonte: Elaborada pelo autor.

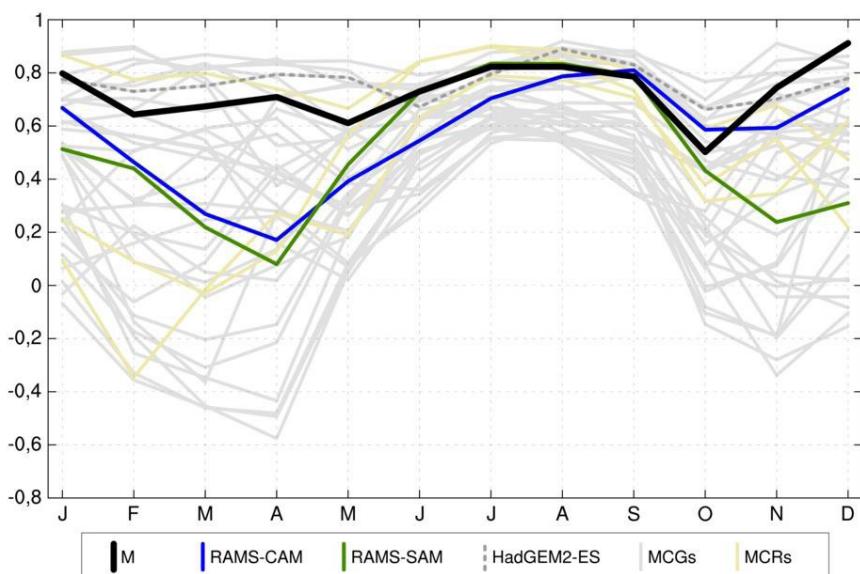
O RAMS faz parte do grupo de modelos mais secos, com valores mensais médios de ETo acima do CRU em quase todos os meses para os dois downscaling, tendo o RAMS-SAM valores quase iguais ao observado de julho a setembro. O RAMS-CAM apresenta erros maiores que o RAMS-SAM, com viés de +29,5 mm/mês (21%), EQM de 31,5 mm/mês, e EAM de 29,5 mm/mês. O RAMS-CAM por sua vez mostra mais destreza, com erros de +16,8 (12%), 20 e 17,5 mm/mês de viés, EQM e EAM respectivamente (Figura 23).

Entre MCRs e MCGs, os menores erros na representação das médias do ciclo anual de ETo são dos MCGs, com a maioria deles mostrando EQM e EAM menor que os MCRs. Por outro lado o RCA4-Had (33) tem viés 3,7% (7,1 mm/mês), onde apenas 11 MCGs mostram valores mais próximos de zero.

Os campos de evapotranspiração potencial da climatologia histórica dos modelos têm correlações em relação ao CRU mais elevadas de julho a setembro (Figura 24), mesma característica vista para a temperatura do NEB (Figura 4). Nos meses de maior precipitação climatológica, os campos de ETo são piores representados em relação à observação, onde alguns modelos mostram correções próximas de zero ou negativas.

A média dos modelos têm correlações espaciais de ETo climatológica (1985-2005) maiores que grande parte dos modelos, não sendo muito deturpada nos meses chuvosos – em que se tem mais dificuldade na representação por parte dos modelos –, os valores de correlação são acima de 0,6 em quase todo os meses do ciclo anual, só em outubro se teve correlação mais baixa, de 0,5 (Figura 24).

Figura 24: Correlação espacial climatológica de evapotranspiração potencial do NEB em relação ao CRU de 1985-2005. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior



Fonte: Elaborada pelo autor.

Dos MCRs, o RCA4-Had consegue valores de COP melhores no período chuvoso a partir do inicio do ano (janeiro a junho), acima de 0,67. As outras simulações de downscaling não conseguem reproduzir com tanta destreza os meses mais úmidos, apresentando melhor desempenho apenas no período seco do NEB (Figura 24).

Dentre os MCGs pode-se destacar o modelo coreano HadGEM2-AO, os dois do Met Office Hadley Centre (HadGEM2-CC e HadGEM2-ES), e o australiano ACCESS1-0, que mostram boa representação do campo de ETo para todo o ciclo, com COP variando de 0,63 a 0,92 (Figura 24).

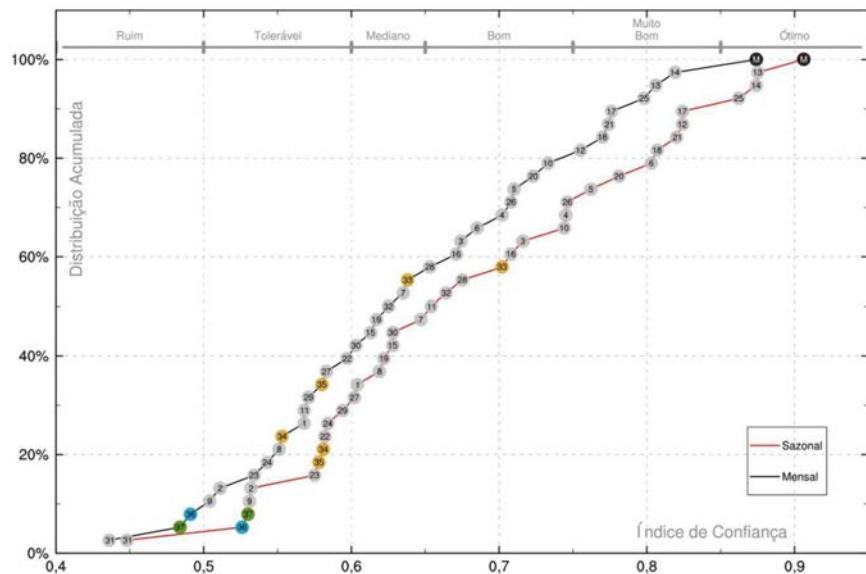
Para as médias mensais e sazonais de evapotranspiração potencial do NEB, M é quem melhor representa as respectivas séries observadas, tendo IC ótimo – maior grau de confiança. Nessa mesma perspectiva qualitativa de M se tem os MCGs GFDL-ESM2G (13),

GFDL-ESM2M (14) e IPSL-CM5B-LR (25), que conseguem representar as médias de ETo do NEB com ótima confiança (Figura 25).

Por outro lado, para a série mensal de ETo do NEB o RAMS e o MRI-CGCM3 apresentam IC ruim (Figura 25), que é devido em parte à baixa concordância com o CRU, com eles possuindo COT de 0,75, 0,66, e 0,81, enquanto ICW de 0,65, 0,73, e 0,54, para o RAMS-CAM, RAMS-SAM, e MRI-CGCM3 respectivamente.

Como verificado para a temperatura e precipitação, as médias sazonais de ETo modelada também apresentam maior confiança que as médias mensais, as três variáveis possuindo IC sazonal superior ao mensal para todos os resultados modelados (Figuras 5, 15 e 25). Dessa forma, o RAMS já mostra confiança tolerável sazonalmente, juntamente com o RCA4-MPI, RCA4-EC, e 6 (9) MCGs para o ETo sazonal (mensal).

Figura 25: Distribuição acumulada do índice de confiança da evapotranspiração potencial mensal e sazonal do NEB em relação ao CRU. Série de 1985 a 2005. Os nomes dos modelos são dados nas Tabelas 1 e 2



Fonte: Elaborada pelo autor.

A maioria dos modelos consegue reproduzir as médias mensais e sazonais de evapotranspiração potencial do NEB com confiança entre mediana e muito boa, levando a M ter IC ótimo. Dos modelos regionais o RCA4-Had é o que apresenta resultados mais confiáveis, com IC mediano e bom nos casos mensal e sazonal, respectivamente. Deve ser dado destaque a qualidade dos MCGs para as médias de ETo do NEB, 50% deles estão entre bons e muito bons para a representação da série mensal, e 60% nessa mesma qualificação para a série sazonal, visto na Figura 25.

Pelo que já foi analisado até aqui para a ETo do NEB, é de se esperar que o campo da média histórica também seja minimamente bem representado pelos modelos. Na Figura 26 se tem os campos da média anual de 1985-2005 do CRU, M, RAMS-CAM e RAMS-SAM, onde os resultados modelados apresentam padrões não tão diferenciados em relação ao CRU.

O campo de ETo observado mostra taxas maiores na região da divisa do Ceará com Rio Grande do Norte, Paraíba e Pernambuco, entre 2000 e 2200 mm/a. Os Estados do Nordeste Setentrional e maior parte da Bahia são os lugares que se verifica taxas acima de 1700 mm/a. Já na parte do Maranhão presente na região de estudo se tem as menores taxas, com predomínio de valores abaixo de 1600 mm/a.

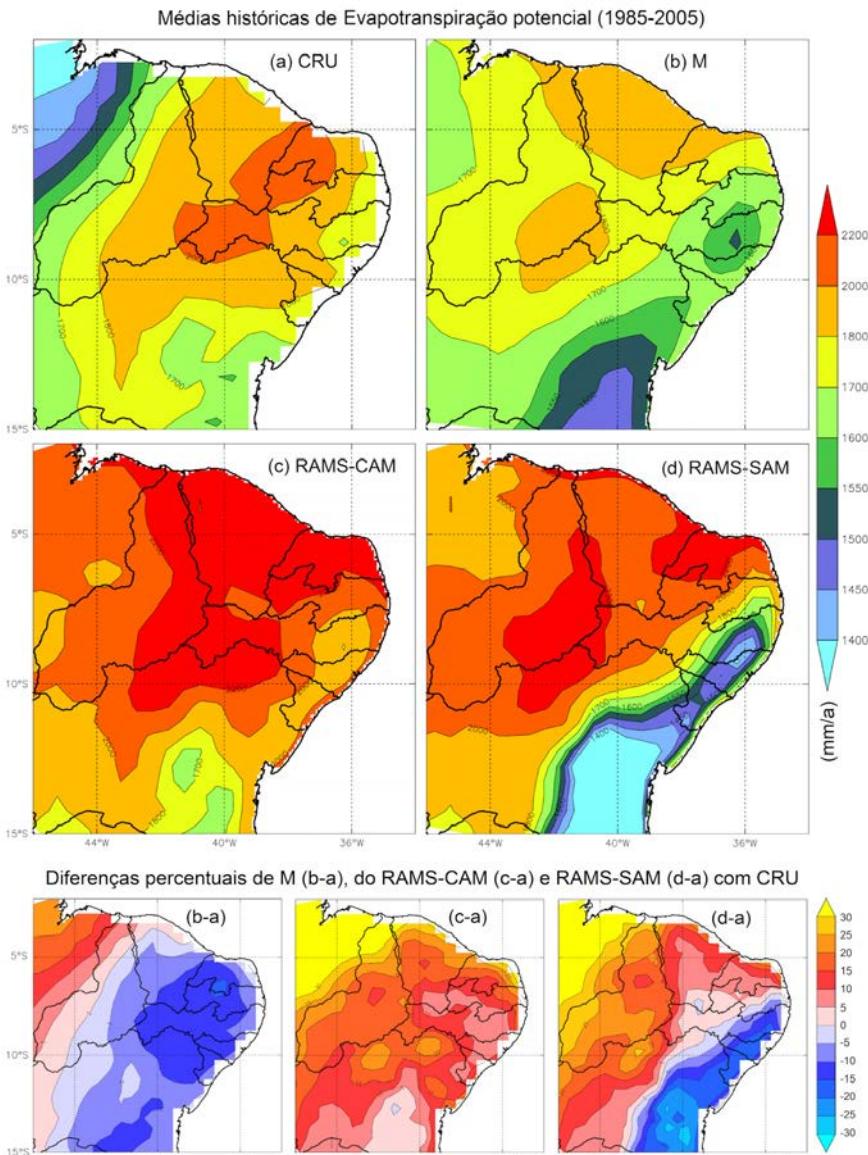
A média dos modelos acerta grande parte da área em que se encontram as maiores taxas do campo de ETo do NEB, mas subestima a região próxima do costa leste, principalmente na Bahia. Na região do Maranhão, em que a observação tem menores taxas de ETo, M até tem valores mais baixos (em relação as maiores taxas) em uma porção dela, mas superestima em até 15% como mostrado no quadro (b-a) de diferenças percentuais da Figura 26. Assim, as diferenças no campo de ETo, entre M e o CRU, se dividem em duas partes, uma com taxas maiores chegando a cerca de +25%, e a outra onde M subestima, com taxas de 5 a 15% menores em quase toda a metade leste da parte continental da região de estudo.

Como mostrado nas médias climatológicas de ETo, o RAMS-CAM tem viés seco, o que se verifica no campo da média histórica visto na Figura 26. Com exceção de uma pequena porção situada na região fria da Bahia, o RAMS-CAM mostra diferenças percentuais no sentido superior da escala, chegando a mais de 30% de diferença na parte menos seca que se observa no Maranhão. Apesar do viés seco, na maior parte do domínio esse downscaling dinâmico da América central tem diferenças abaixo de 20% em relação ao CRU, com erros na distribuição espacial de ETo similares aos de M.

O RAMS-SAM tem bastante semelhança com M para os campos de ETo, cujos valores de correlação espacial da média histórica são bem próximos, mais que o RAMS-CAM, como visto no diagrama de Taylor da Figura 27. Mesmo com as semelhanças, o RAMS-SAM mostra valores maiores onde se verifica taxas mais elevadas, e valores menores nas áreas que se tem menor potencial de evapotranspiração para M. Esse padrão de distribuição resulta em diferenças percentuais chegando a mais de 30% no Maranhão, e no sentido oposto, diferenças de mais que -30% em relação ao CRU no leste da Bahia, que dá ao RAMS-SAM desvio padrão aproximadamente 75% maior que o observado (Figura 27).

Mesmo com grande parte dos modelos tendo bons resultados climatológicos e IC mensal e sazonal de tolerável a ótimo de ETo, o campo observado foi difícil de ser simulado para muitos modelos, como mostrado no diagrama de Taylor (Figura 27). O RCA4-MPI e outros 22 MCGs apresentam correlação com o CRU abaixo de 0,3, mas é válido ressaltar que o campo médio histórico de ETo para M mostrado na Figura 26 tem COP de 0,39, pois essa correlação é feita ponto a ponto, para a grade de 0,5° de espaçamento horizontal, resultando no acerto ou erro do campo como um todo, e não apenas de padrões de grande escala exatamente – como visto para M.

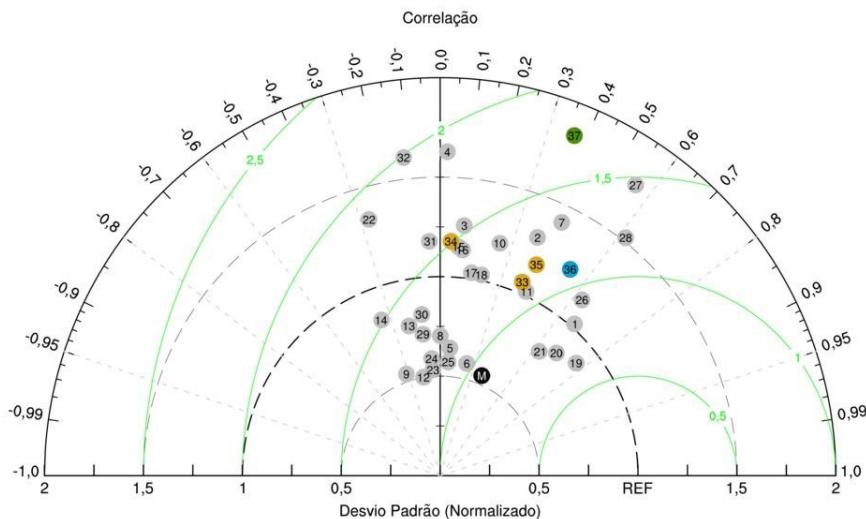
Figura 26: Campo da média anual de 1985–2005 de evapotranspiração potencial para o NEB. Quadros maiores representam as médias do CRU, M, RAMS-CAM e RAMS-SAM. Os quadros inferiores são as diferenças percentuais entre os dados simulados e o CRU. As médias são dadas em mm/a (milímetros por ano)



Fonte: Elaborada pelo autor

No setor de COP entre 0,3 e 0,6, além de M se encontram dois representantes de cada MCR – RCA4-Had (0,39), RCA4-EC (0,42), RAMS-CAM (0,53) e RAMS-SAM (0,37), e os MCGs CSIRO-Mk3-6-0 (0,42), ACCESS1.3 (0,38), CESM1-CAM5 (0,43) e MIROC-ESM (0,56). Dentre esses modelos citados, o CSIRO-Mk3-6-0 é o que tem desvio padrão mais próximo do observado, e o RAMS-SAM o mais distantes, apresentando os maiores erros (RMS) desse grupo (Figura 27).

Figura 27: Diagrama de Taylor da média histórica de evapotranspiração potencial do NEB. Os eixos vertical e horizontal representam o desvio padrão, e as linhas circulares em verde representam a RMS, normalizadas pela divisão ao desvio padrão da observação



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os melhores resultados para o campo da média histórica de ETo são dos MCGs HadGEM2-AO, HadGEM2-CC, ACCESS1-0, MIROC5, e HadGEM2-ES, nessa ordem. Eles são os que mais se aproximam do CRU, com RMS normalizado menor que 1 (165,8

mm/a), correlação espacial no setor de 0,6 a 0,8, e desvio padrão dentro do intervalo de $\pm 25\%$ do desvio do CRU.

A média de evapotranspiração potencial observada do NEB para o período histórico é de 1738 mm/a (Tabela 5). O CSIRO-Mk3-6-0 é o modelo que tem média mais próxima do observado, com diferença de apenas -6 mm/a, liderando o grupo que tem valores médios de ETo dentro do intervalo de ± 50 mm/a - IPSL-CM5A-MR (-21 mm), IPSL-CM5A-LR (-29 mm), M (-30 mm), HadGEM2-ES (+41 mm), e bcc-csm1-1 (-43 mm).

Para valores de ETo média do NEB de 1985-2005 com erro maior que ± 50 mm/a se tem: 7 MCGs e o RCA4-Had para até ± 100 mm/a; 10 MCGs e o RCA4-MPI de ± 100 a ± 200 mm/a; 6 MCGs, o RAMS-SAM e o RCA4-EC de ± 200 a ± 300 mm/a; e o ACCESS1.3, HadGEM2-AO, inmcm4, MRI-CGCM3, e RAMS-CAM para erros maiores que ± 300 mm/a (Tabela 5).

Tabela 5: Média do período histórico (1985-2005) de evapotranspiração potencial sobre o NEB. Valores destacados em vermelho estão dentro do intervalo de ± 50 mm da diferença com o CRU, em amarelo o intervalo de ± 100 mm, em azul o intervalo de ± 200 mm, e em cor cinza o intervalo de ± 300 mm. As médias são dadas em mm/a, arredondadas em número inteiro

N	Dado	Média Historical	N	Dado	Média Historical
	CRU	1738		M	1708
1	ACCESS1-0	1926	20	HadGEM2-CC	1808
2	ACCESS1.3	2135	21	HadGEM2-ES	1779
3	bcc-csm1-1	1695	22	inmcm4	1402
4	bcc-csm1-1-m	1611	23	IPSL-CM5A-LR	1709
5	BNU-ESM	1883	24	IPSL-CM5A-MR	1717
6	CanESM2	1639	25	IPSL-CM5B-LR	1671
7	CESM1-CAM5	1483	26	MIROC5	1926

N	Dado	Média Historical	N	Dado	Média Historical
8	CMCC-CM	1543	27	MIROC-ESM	1959
9	CMCC-CMS	1521	28	MIROC-ESM-CHEM	1854
10	CNRM-CM5	1573	29	MPI-ESM-LR	1468
11	CSIRO-Mk3-6-0	1732	30	MPI-ESM-MR	1494
12	GFDL-CM3	1609	31	MRI-CGCM3	1211
13	GFDL-ESM2G	1672	32	NorESM1-M	1980
14	GFDL-ESM2M	1666			
15	GISS-E2-H	1607	33	RCA4-Had	1823
16	GISS-E2-H-CC	1625	34	RCA4-MPI	1608
17	GISS-E2-R	1666	35	RCA4-EC	1474
18	GISS-E2-R-CC	1673	36	RAMS-CAM	2092
19	HadGEM2-AO	2044	37	RAMS-SAM	1939

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.3.2. Simulações do Clima Futuro – ETo

As simulações de evapotranspiração potencial para os cenários de emissões de GEEs futuras do NEB são mostrados a seguir. Para todos os modelos se tem concordância de aumento das taxas de ETo em relação à maior forçante radiativa submetida ao sistema climático, similar ao que foi mostrado para temperatura do ar próximo à superfície.

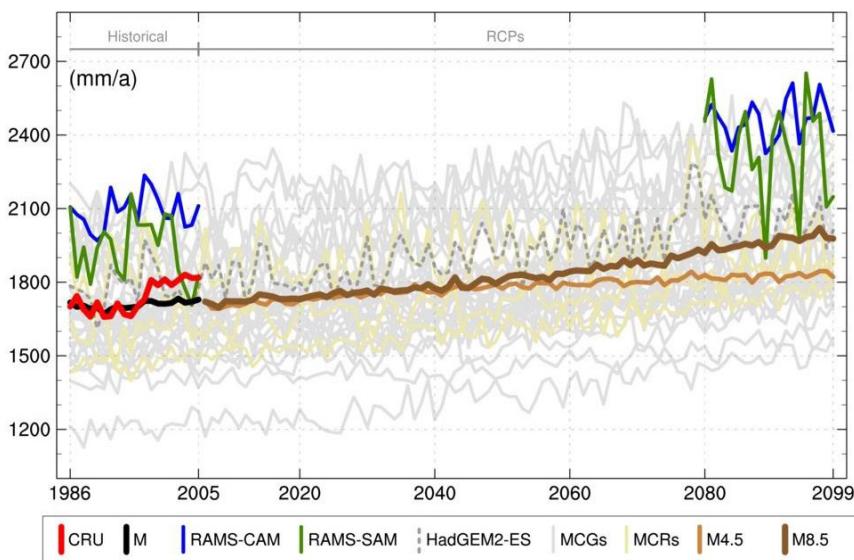
No período histórico as médias anuais de ETo de M são bastante próximas do CRU nos 10 primeiros anos, daí adiante a observação mostra aumento que M não reproduz, com o CRU chegando a 2005 com taxas de evapotranspiração potencial de 1818 mm (Figura 28).

Os modelos apresentam médias anuais de ETo do NEB não muito espalhadas ou com padrões distintos de aumento ou diminuição,

como visto para a precipitação, com os resultados formando um conjunto com aumento com tendência uniforme no passar do século XXI. O MRI-CGCM3 é o único modelo que foge ao conjunto, onde são vistos valores anuais de ETo mais baixos desde o período histórico (Figura 28).

De 2006 a 2040 M nos dois cenários futuros estudados mostra valores anuais próximos, indicando mudanças de curto-prazo na média anual não muito distante entre os RCP4.5 e RCP8.5. As taxas de ETo do NEB são superiores para M8.5 desde então, chegando a 2099 com potencial de evapotranspiração de 1977,8 mm/a, enquanto no RCP4.5 o valor correspondente é de 1820,8 mm/a.

Figura 28: Médias anuais de evapotranspiração potencial do NEB. O experimento *Historical* é dado de 1986 a 2005, e os RCPs de 2006 a 2099. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior. Com exceção de M4.5 (M no RCP4.5), as médias de 2006–2099 são para o RCP8.5



Fonte: Elaborada pelo autor.

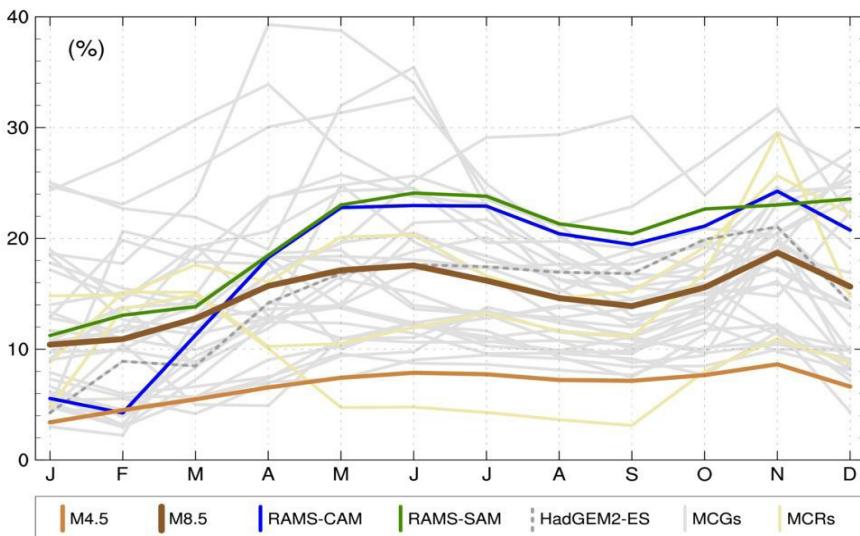
O RAMS apresenta médias anuais do NEB no experimento *Historical* com variações distintas nos dois resultados de downscaling, que superam o HadGEM2-ES – que se mostra mais próximo aos valores do CRU. O RAMS-CAM tem resultados mais elevados de ETo no clima presente que o RAMS-SAM, mas ambos próximos, assim como nas projeções de longo prazo do RCP8.5, em que o RAMS-SAM mostra variações anuais bastante expressivas, enquanto o RAMS-CAM segue o padrão de variação do modelo condicionante, mas com valores mantidos superiores (Figura 28).

Nas projeções das médias climatológicas da ETo, Figura 29, se tem para M4.5 e M8.5 aumento percentual maior nos meses de maiores e menores valores de ETo da simulação histórica, seguindo exatamente o padrão de mudança da climatologia de TAS.

As projeções de mudanças percentuais do ciclo anual de ETo do NEB para o RAMS são similares ao que se tem para M, com o RAMS-CAM mostrando pouco aumento em janeiro e fevereiro, e aumento superior à M de abril a dezembro para ambos os representantes (CAM e SAM).

O padrão de mudança na climatologia não é unânime entre os modelos, alguns mostram diferenças percentuais bem distintas ao conjunto, com é o caso do RCA4-Had, tem aumento maior em fevereiro, março e novembro para o RCP8.5 (Figura 29). Alguns MCGs apontam aumento mais expressivo de ETo nos meses de abril e maio, e nos demais meses valores concordando com M, destacando o bcc-csm1-1-m, NorESM1-M, CanESM2.

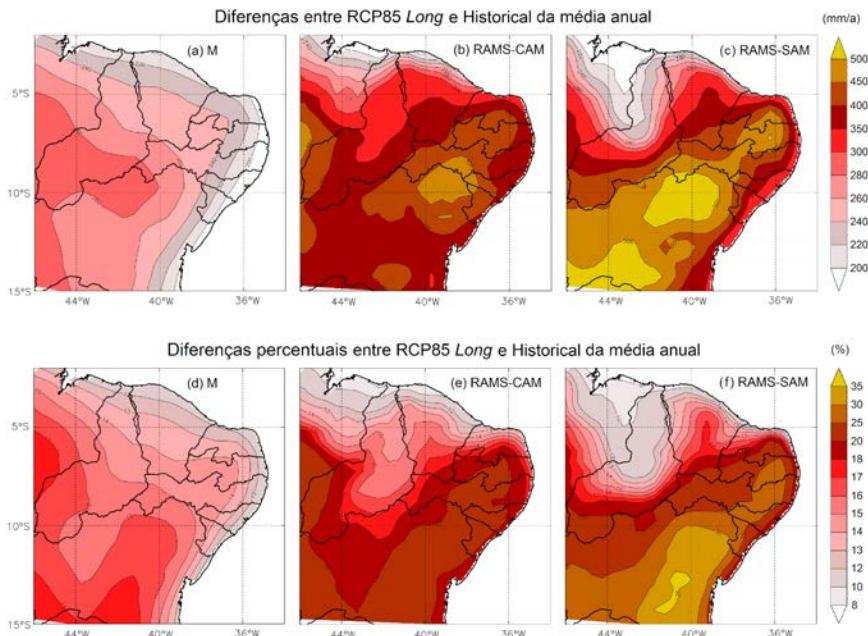
Figura 29: Diferenças percentuais das climatologias futura (2079-2099) e histórica (1985-2005) para a evapotranspiração potencial do NEB. Esquemas de cores e simbologia utilizados são mostrados no quadro inferior



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Figura 30 são mostrados os campos de diferença de M, RAMS-CAM e RAMS-SAM, para a evapotranspiração potencial anual média simulada no cenário RCP8.5 menos a do *Historical*.

Figura 30: Campos de diferença da média anual RCP8.5 Long (2079-2099) e Historical (1985-2005) de evapotranspiração potencial para o NEB



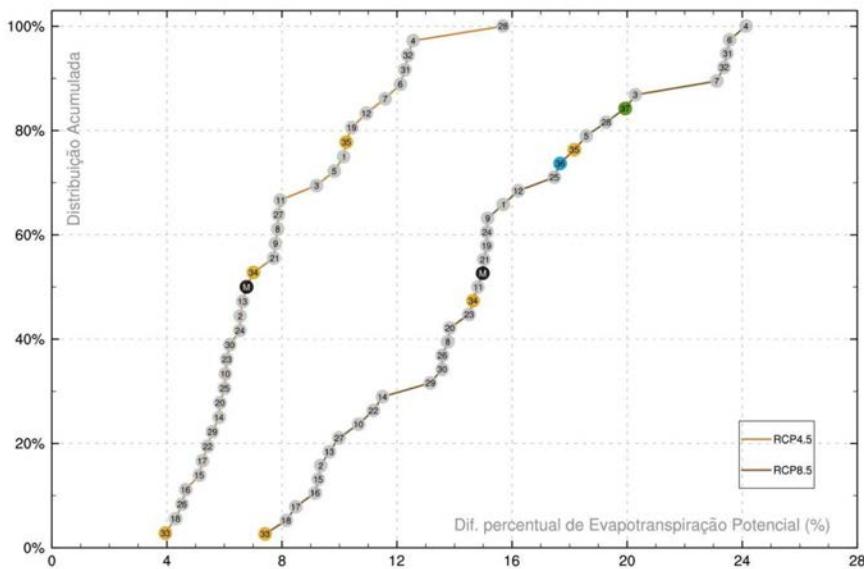
Fonte: Elaborada pelo autor.

As mudanças no campo de ETo são de aumento de até 300 mm/a no RCP8.5 Long, do centro ao oeste do NEB para a média dos modelos. A região mais próxima da costa é projetada para ter valores da média anual entre 200 e 220 mm/a maiores, e o aumento se dá de forma gradual da costa ao centro do NEB para M.

As duas simulações do RAMS mostram diferenças futuras no campo da média de ETo bem parecidas, com o RAMS-SAM apresentando maior percentual de mudança que o RAMS-CAM para o RCP8.5. As diferenças menores para o RAMS são na área da costa do Maranhão e Piauí, com aumento por volta de 200 mm/a (~10%), onde se tem maior influência da ZCIT, o que deve afetar as taxas de evapotranspiração devido ao clima mais úmido. As taxas mais

altas projetadas são na região que se estende por toda a Bahia, indo até o Rio Grande do Norte, onde o RAMS-CAM mostra taxas entre 300 e 500 mm/a mais altas (~25% maior), e o RAMS-SAM segue o mesmo padrão, mas com valores superiores em grande parte, com taxas passando de +500 mm/a (~35% maior que no *Historical*), como mostrado na Figura 30.

Figura 31: Distribuição acumulada das diferenças percentuais das médias de evapotranspiração potencial do NEB entre os RCPs (2079-2099) e *Historical* (1985-2005)



Fonte: Elaborada pelo autor.

As mudanças para longo prazo na ETo média do NEB, assim como para a temperatura, são de quase o dobro para mais no RCP8.5 que no RCP4.5, visto na distribuição acumulada de probabilidade dada na Figura 31 para esses dois cenários. O modelo RCA4-Had, menos pessimista do conjunto, projeta 4% de aumento na média futura (2079-2099) no RCP4.5, e 7,4% no RCP8.5. Já o modelo mais

pessimista para o RCP8.5, bcc-csm1-1-m, aponta aumento de 24,1% na taxa de evapotranspiração potencial média do NEB.

O RAMS projeta aumento percentual na média de ETo em longo prazo no RCP8.5 de +17,7% e +19,9%, para os domínios CAM e SAM, respectivamente, fazendo parte do grupo de 50% dos modelos com projeções acima da de M (+15%). No RCP4.5 M se mostra também como divisor entre os 50% mais pessimistas, e os 50% com projeções percentuais menores, apontando M +6,8% na média futura para o cenário de menores emissões.

4. CONCLUSÕES

A temperatura e a evapotranspiração potencial tem padrão climatológico observado parecido, dada a relação entre elas na aplicação do método Penman-Monteith-FAO. De setembro a dezembro TAS e ETo apresentam os maiores valores mensais médios, com TAS tendo período menos quente na climatologia com valores mais baixos em julho, enquanto a ETo tem valores do ciclo anual mais baixos centrados em maio, coincidindo com o final da estação chuvosa que deve influenciar na parte de umidade do cálculo de ETo. Os máximos pluviométricos climatológicos do NEB ocorrem entre DJF e MAM (março a maio), estações em que ocorre a maior porcentagem da precipitação anual.

Muitos dos modelos estudados foram capazes de reproduzir os valores climatológicos de temperatura, evapotranspiração potencial e precipitação de forma considerável. Dentre essas variáveis, a precipitação foi mais complicada de ser representada pelos modelos, principalmente a estação chuvosa do NEB, em que os resultados para a climatologia se mostraram mais espalhados. M têm climatologia de ETo bastante próxima da observação, sendo também uma representante potencial dos dados modelados para TAS e PR.

Nas séries mensais da média sobre o NEB de ETo 90% dos modelos mostram confiança tolerável ou melhor, enquanto para TAS e PR os modelos se dividem em torno de 50% deles com simulações de confiança acima de tolerável, e os demais com índice de confiança (IC – CAMARGO e SENTELHAS, 1997) de ruim a péssimo. É importante destacar que M têm resultados para as séries mensais e sazonais de TAS, PR e ETo com IC bom em pelo menos um dos casos (mensal ou sazonal), com as três variáveis sendo modeladas melhor sazonalmente.

O campo da média histórica de temperatura é bem representado pelos modelos em geral, todos conseguindo representar a variabilidade espacial com pelo menos 0,6 de correlação, RMS e desvio padrão normalizados dentro das faixas de 1 e 0,5 respectivamente. Os MCRs e M são os que se destacam na representação espacial, sendo os mais próximos do ponto de referência no diagrama de Taylor.

Dada à característica episódica da precipitação os campos dela são relatados como mais complicados de se representar que a temperatura, principalmente em escala regional ou local, como citado no AR5 (FLATO *et al.*, 2013). Verifica-se então exatamente isso nos resultados dos modelos para o NEB, enquanto para o campo da média histórica de TAS os modelos tem correlação acima de 0,6, apenas o RAMS-SAM ($COP=0,71$) e o CanESM2 ($COP=0,7$) conseguem o mesmo para a precipitação. Dessa forma, os resultados modelados que se destacam para o campo da média histórica de precipitação se encontram no setor de COP acima de 0,3 e RMS menor que 596 mm/a, sendo M um dos melhores resultados, com desvio padrão bem próximo do CRU, assim como o CanESM2, e RMS menor que o do RAMS-SAM, ficando atrás somente do CanESM2.

A ETo, que para a maioria das simulações se tem índice confiança pelo menos tolerável para as séries das médias mensais e sazonais, a distribuição espacial das taxas de evapotranspiração potencial

sobre o NEB foi mal representada por uma parcela dos modelos, 20 deles no setor de valores menores que 0,2 de correlação com a observação para a média de 1985-2005. A dificuldade dos modelos para o campo da média histórica pode ser devido ao cálculo de ETo envolver muitas variáveis, embora M (que tem COP de 0,39) e outros modelos mostrem destreza, captando o padrão de grande escala.

As projeções de temperatura são de aumento em todos os aspectos, e mais atenuado no cenário de mais emissões de GEEs. Os modelos em geral não apontam muitas modificações quanto à variabilidade anual da média sobre o NEB, e as diferenças na climatologia futura são maiores nos meses mais quentes. O campo da temperatura média da média das simulações futuras no RCP8.5 *Long* apresenta diferenças maiores adentrando ao continente, o que é esperado, já que a retenção de calor no sistema climático se manifesta primeiro na superfície de terra, e posteriormente nos oceanos.

ETo tem projeções no mesmo sentido que a temperatura, tendo o NEB projeções para a média no RCP8.5 *Long* de taxas mais elevadas entre 7 e 25%, com o resultado mais confiável (M) apontando +15%. O aumento nas taxas de ETo no passar do século XXI não é tão expressivo quanto à resposta da temperatura aos efeitos das mudanças nas concentrações de GEEs, mas alguns modelos mostram mudanças na variabilidade anual, como é o caso do RAMS-SAM, que no final do século XXI mostra mudanças na amplitude decenal de ETo de forma expressiva.

De forma mais tímida, a precipitação dada por M nos anos analisados para os cenários RCPs, tem diminuição nas médias anuais do NEB, com os dois RCPs apresentando valores próximos. As discrepâncias entre os modelos para a precipitação histórica são mantidas nas projeções, mas a maioria concorda com diminuição percentual nas estações de menor precipitação e final da estação chuvosa, bem como para menor acúmulo anual médio no RCP8.5 *Long*.

Diante do que foi apresentado até aqui, a continuação da análise climática do NEB, fazendo estimativas de possíveis secas (usando um índice como o SPI – Standardized Precipitation Index), bem como análises de extremos climáticos, seria relevante no sentido de elaborar projeções mais abrangentes para a região.

5. AGRADECIMENTOS

A Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP) fomentou o trabalho com a concessão de bolsa de mestrado ao primeiro autor pelo projeto ACNE - Programa Áreas Estratégicas CAPES/FUNCAP (Edital 03/2013, Processo AE1-0052- 000110100/11), e suporte logístico para execução dos projetos de pesquisa que contribuíram com a elaboração do trabalho.

6. REFERÊNCIAS

- ALLEN, R. G. et al. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. Rome: FAO, 1998. (Irrigation and drainage paper, 56).
- ALVARES, C. A., Stape, J. L., Sentelhas, P. C., de Moraes, G., Leonardo, J., & Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. Meteorologische Zeitschrift, 22(6), 711-728.
- BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Atlas das áreas susceptíveis à desertificação do Brasil. Brasília, DF, 2007. 134 p. il.
- CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. C. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no estado de São Paulo, Brasil. Revista Brasileira de Agrometeorologia, v.5, n.1, p.89-97, 1997.
- CHEN, C., COTTON, W. R. A one-dimensional simulation of the stratocumulus-capped mixed layer. Boundary-Layer Meteorology, v.25, n.3, p.289-321. 1983.

CHRISTENSEN, J.H., K. Krishna Kumar, E. Aldrian, S.-I. An, I.F.A. Cavalcanti, M. de Castro, W. Dong, P. Goswami, A. Hall, J.K. Kanyanga, A. Kitoh, J. Kossin, N.-C. Lau, J. Renwick, D.B. Stephenson, S.-P. Xie and T. Zhou, 2013: Climate Phenomena and their Relevance for Future Regional Climate Change. In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

CHRISTENSEN, O. B.; Gutowski, W. J; Nikulin, G.; Legutke, S. CORDEX Archive Design. Version 3.1, 3 March 2014. Disponível em http://cordex.dmi.dk/joo_mla/images/CORDEX/cordex_archive_specifications.pdf.

CMIP5. Coupled Model Intercomparison Project (<http://cmip-pcmdi.llnl.gov/cmip5/>). Acessado em 05 de Junho de 2014.

CORDEX Coordinated Regional climate Downscaling Experiment (<http://www.meteo.unican.es/en/projects/CORDEX>). Acessado em 05 de Junho de 2014.

CUXART, J., Bougeault, P. and Redelsperger, J.-L. 2000. A turbulence scheme allowing for mesoscale and large-eddy simulations. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 126, 1–30.

DAVIES, H. C. 1976. A lateral boundary formulation for multi-level prediction models. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 102, 405–418.

DINPASHOH, Y.; FAKHERI-FARD, A.; MOGHADDAN, M.; JAHANBAKHSH, S.; MIRNIA, M. Selection of Variables for the purpose of regionalization of Iran's Precipitation Climate using Multivariate methods. *Journal of Hydrology*, v.1, n.297, p.109-123, 2004.

FLATO, G., J. Marotzke, B. Abiodun, P. Braconnot, S.C. Chou, W. Collins, P. Cox, F. Driouech, S. Emori, V. Eyring, C. Forest, P. Gleckler, E. Guilyardi, C. Jakob, V. Kattsov, C. Reason and M. Rummukainen, 2013: Evaluation of Climate Models. In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

- FRITSCH, J. M., CHAPPELL, C., Numerical simulation of convectively driven pressure system. Part I: convective parameterization. *Journal of the Atmospheric Sciences*. v.37, p.1722-1733. 1980.
- GIORGİ, F., C. Jones, and G. Asrar, 2009: Addressing climate information needs at the regional level: The CORDEX framework. *WMO Bull.*, 58, 175–183.
- HARRIS, I., Jones, P.D., Osborn, T.J. and Lister, D.H. (2014), Updated high-resolution grids of monthly climatic observations – the CRU TS3.10 Dataset. *Int. J. Climatol.*, 34: 623–642. doi: 10.1002/joc.3711.
- INSA, 2012: Sinopse do Censo Demográfico para o Semiárido Brasileiro. Medeiros, S. S.; Cavalcante, A. M. B.; Marin, A. M. P.; Tinôco, L. B. M.; Salcedo, I. H.; Pinto, T. F. Campina Grande. 103p.
- IPCC, Summary for Policymakers. In: Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M.Tignor and H.L. Miller (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. 2007.
- KAIN, J., FRITSCH, J. M. A one-dimensional entraining/detraining plume model and its application in convection parameterization. *Journal of the Atmospheric Sciences*. v.47, n.23, p.2784-2802. 1990.
- KANAMITSU, M., W. Ebisuzaki, J. Woollen, S. K. Yang, J. J. Hnilo, M. Fiorino, and G. L. Potter, 2002: NCEP-DOE AMIP-II reanalysis (R-2). *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 83, 1631–1643.
- KAYANO, M. T. et al. Oscilações de Madden e Julian-Oscilações intrazonais ou oscilações de 30-60 dias. Climanálise. Centro de Previsão e Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC/INPE. Ed. espacial. Comemoração de 10 anos. 1996.
- KAYANO, M. T, ANDREOLI, R. V. Tempo e clima no Brasil. [CAVALCANTI, I. F. A., FERREIRA, N. J., SILVA, M. G. A. J., DIAS, M. A. F. S. (org.)]. Cap. 14. Oficina de Textos. São Paulo. 2009.
- KOH, T.-Y., and J. S. Ng (2009), Improved diagnostics for NWP verification in the tropics, *J. Geophys. Res.*, 114, D12102, doi:10.1029/2008JD011179.
- KOUSKY, V. E.; GAN, M. A. Upper tropospheric cyclonic vortices in the tropical South Atlantic. *Tellus*, v.36, n.6, p. 538-551, 1981.

- KOUSKY, V.E.; KAYANO, M.T.; CAVALCANTI, I.F.A. 1984. A review of the Southern Oscillation: oceanic-atmospheric circulation changes and related rainfall anomalies. *Tellus*, 36A(5): 490-504, 1984.
- KOUSKY, V. E., 1988: Pentad outgoing longwave radiation climatology for the South American sector. *Rev. Bras. Meteo.*, 3, 217-231.
- KOUSKY, V.E.; ROPELEWSKI, C.F. 1989. Extremes in the Southern oscillation and their relationship to precipitation anomalies with emphasis on the South American region. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 4: 351-363.
- KOUSKY, V. E.; KAYANO, M. T.: Principal modes of outgoing longwave radiation and 250-mb circulation for the South American sector. *Journal of Climate*. v. 7, p. 1131-1143, 1994.
- LAPRISE, R., 2008: Regional climate modelling. *J. Comput. Phys.*, 227, 3641-3666.
- LAU, K. M.; CHAN, P. H. Aspects of the 40-50 day oscillation during the Northern summer as inferred from outgoing longwave radiation. *Monthly Weather Review*, 114, p. 1354-1367. 1986.
- LE TREUT, H., R. Somerville, U. Cubasch, Y. Ding, C. Mauritzen, A. Mokssit, T. Peterson and M. Prather, 2007: Historical Overview of Climate Change. In: *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- LIMA, R. C. C.; Cavalcante, A. M. B.; Marin, A. M. P. *Desertificação e Mudanças Climáticas no Semiárido Brasileiro*. (Ed). Campina Grande, Instituto Nacional do Semiárido - INSA. 2011. 209p.
- MADDEN, R.A; JULIAN, P. R. Detection of a 40-50 day oscillation in the zonal wind in the tropical Pacific. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 28. 1971, 702-708.
- MARENGO, J. A., & Valverde, M. C. (2007). Caracterização do clima no Século XX e Cenário de Mudanças de clima para o Brasil no Século XXI usando os modelos do IPCC AR4. *Revista Multiciência*, 8, 5-28.
- MARENGO, J. A. *Tempo e clima no Brasil*. [CAVALCANTI, I. F. A., FERREIRA, N. J., SILVA, M. G. A. J., DIAS, M. A. F. S. (org.)]. Cap. 25. Oficina de Textos. São Paulo. 2009.

- MELLOR, G. L., YAMADA, T. Hierarchy of turbulence closure models for planetary boundary-layers. *Journal of the Atmospheric Sciences*.v.31, n.7, p.1791-1806. 1974.
- MELLOR, G. L., YAMADA, T. Development of a turbulence closure-model for geophysical fluid problems. *Reviews of Geophysics*.v.20, n.4, p.851-875. 1982.
- NEW M, Hulme M, Jones PD. 1999. Representing twentieth-century space-time climate variability. Part I: development of a 1961-90 mean monthly terrestrial climatology. *Journal of Climate* 12: 829-856.
- OYAMA, M. D., C. A. Nobre. 2003. A new climate-vegetation equilibrium state for Tropical South America. *Geophysical Research Letter*, 30, 23, 2199.
- PBMC, 2012: Sumário Executivo do Volume 1 - Base Científica das Mudanças Climáticas. Contribuição do Grupo de Trabalho 1 para o 1º Relatório de Avaliação Nacional do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas. Volume Especial para a Rio+20. PBMC, Rio de Janeiro, Brasil, 34 pp.
- RIBEIRO, A.; Victoria, R. L.; Pereira, A. R.; Villa Nova, N. A.; MARTINELLI, L. A. MORTATTI, J.. Análise do Regime pluviométrico da região Amazônica a partir de dados de onze localidades. RBMET, v.11, n.1, 25-26, 1996.
- SALES, D. C.; COSTA, A. A.; SILVA, E. M.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. C.; GUIMARÃES, S. O.; ARAUJO JUNIOR, L. M.; PEREIRA, J. M. R.; CAVALCANTE, A. M. B.; MEDEIROS, S. S.; MARIN, A. M. P. Projeções de mudanças na precipitação e temperatura no Nordeste Brasileiro utilizando a técnica de downscaling dinâmico. *Revista Brasileira de Meteorologia* (Impresso), 2015.
- SAMUELSSON, P. and Coauthors (2011) The Rossby Centre regional climate model RCA3: Model description and performance. *Tellus*, 63A, 4-23.
- SASS B. H., Rontu L., Savijärvi H. and Räisänen P. 1994. HIRLAM-2 Radiation scheme: documentation and tests. Hirlam Technical Report No. 16, SMHI, SE-60176 Norrköping, Sweden, 43 pp.
- SAVIJÄRVI H. 1990. A fast radiation scheme for mesoscale model and short-range forecast models. *J. Appl. Met.* 29. 437-447.
- SCHEFF, J.; FRIERSON, D. M. W. Terrestrial aridity and its response to greenhouse warming across CMIP5 climate models. *J. Clim.*, in press, 2015. doi:10.1175/JCLI-D-14-00480.1.
- SELLERS, P. J., Dickinson, R. E., Randall, D. A., Betts, A. K., Hall, F. G. and co-authors. 1997. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon

between continents and the atmosphere. *Science* 275, 502–509, doi: 10.1126/science.275.5299.502.

SHUTTLEWORTH, W. J. and Wallace, J. S. 1985. Evaporation from sparse crops—an energy combination theory. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 111, 839–855.

SILVA, V. P. R.; PEREIRA, E. R. R.; ALMEIDA, R. S. R. Estudo da variabilidade anual e intra-anual da precipitação na região Nordeste do Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.27, n.2, 163-172, 2012.

SIMMONS, A. J. and Burridge, D. M. 1981. An energy and angular-momentum conserving finite-difference scheme and hybrid vertical coordinates. *Mon. Wea. Rev.* 109, 758–766.

STRANG, D. M. G. D. Análise climatológica das normais pluviométricas do Nordeste Brasileiro. São José dos Campos: CTA/IAE, 1972.

TAYLOR, K.E.: Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *J. Geophys. Res.*, 106, 7183-7192, 2001.

TAYLOR, K.E., R.J. Stouffer, G.A. Meehl: An Overview of CMIP5 and the experiment design." *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 93, 485-498, doi:10.1175/BAMS-D-11-00094.1, 2012.

WALKO, R., COTTON, W. R., MEYERS, M. P., HARRINGTON, J. Y. New RAMS cloud microphysics parameterization Part I: the single-moment scheme. *Atmospheric Research*, Elsevier.v.38, n.1-4, p.29-62. 1995.

WILLMOTT, C. J.; DAVIS, R. E.; FEDDEMA, J. J.; JOHANNES, J.; KLICK, K. M.; LEGATES, D. R.; ROWE, C. M.; ACKLESON, S. G.; O'DONNELL, J. Statistics for the Evaluation and Comparison of Models. *Journal of Geophysical Research*, v.90, p.8995-9005, 1985.

ANÁLISE DA DINÂMICA DE PRECIPITAÇÃO EM DIFERENTES ESCALAS TEMPORAIS COM BASE NA TEORIA DA ENTROPIA: UMA APLICAÇÃO AO ESTADO DO CEARÁ, BRASIL

*Larissa Zaira Rafael Rolim
Samiria Maria Oliveira da Silva
Francisco de Assis de Souza Filho*

1. INTRODUÇÃO

As regiões áridas e semiáridas são caracterizadas por restrições hidrológicas, como aumento das temperaturas, baixa precipitação média anual, secas frequentes e variações interanuais ou em escalas superiores, tornando essas áreas vulneráveis à variabilidade climática (Ramarao et al. 2019; Singh e Chudasama 2021). Mudanças no ciclo hidrológico causadas pela variabilidade e pelas mudanças climáticas têm impactos severos na quantidade e na distribuição das variáveis hidrológicas, levando a mudanças na disponibilidade e qualidade da água (Jemai et al. 2017; Zheng et al. 2017).

O Estado do Ceará está localizado na região Nordeste do Brasil (NEB), a região semiárida mais densamente povoado do planeta. O NEB foi relatado como uma das áreas mais vulneráveis do mundo às mudanças climáticas no próximo século (IPCC 2014). As projeções climáticas futuras no NEB mostram aumentos significativos de temperatura e reduções de chuvas causadas pelas mudanças climáticas e atividades antropogênicas (Wu et al., 2016; Marengo et al. 2017; De Jong et al. 2018). A análise da variabilidade hidrológica

em ambientes sujeitos a secas desempenha um papel crítico no planejamento e na gestão dos recursos hídricos (Cirilo et al. 2017). Assim, em resposta ao aumento do risco de eventos extremos, a avaliação do risco climático tem um papel essencial na adaptação ao clima. No entanto, a tarefa de compreender a complexidade espaço-temporal das variáveis hidrológicas permanece um grande desafio (Mishra e Singh 2010; Tongal e Sivakumar 2018; Guntu et al. 2020).

A precipitação é um parâmetro meteorológico importante para a compreensão dos extremos hidrológicos. Mudanças complexas no clima e nos sistemas hidrológicos podem ser indicadas por meio de padrões e tendências de precipitação, tornando-se uma avaliação essencial para uma gestão eficiente e sustentável dos recursos hídricos. A incerteza associada à variação da precipitação representa um grande obstáculo aos recursos hídricos regionais e ao desenvolvimento socioeconômico (Jemai et al. 2017; Zhang et al. 2019). A análise espaço-temporal da precipitação é fundamental para a avaliação de risco no âmbito dos recursos hídricos. Como a precipitação é caracterizada por volatilidade, variabilidade e diferenciação geográfica, sua análise pode ser desafiadora. Além disso, a disponibilidade de dados pode ser um problema em algumas regiões (Eris et al. 2020). Portanto, o tópico da variação espaço-temporal da precipitação tem recebido uma atenção crescente, particularmente em regiões áridas e semiáridas. Este tipo de análise foi realizada considerando diferentes escalas espaciais, como um país ou um grupo de países (Qin et al. 2018), um estado ou província (Meshram et al. 2017; Tongal e Sivakumar 2018; Jhong et al. 2019; Yang et al. 2019; Villalta et al. 2020), uma região (Cunha et al. 2018; Fu et al. 2021) ou uma bacia hidrográfica (Zhou et al. 2013; Li et al. 2016; Liu et al. 2016; Ahmad et al. 2018; Yang et al. 2020).

O estudo da complexidade da precipitação é a base para a avaliação de risco regional e para a gestão de recursos hídricos.

Vários métodos descritos na literatura medem a variabilidade de uma série temporal, incluindo variância, análise de regressão, testes não-paramétricos, índices de diversidade e medidas baseadas na teoria da informação (Zhang et al. 2019). No entanto, os métodos de regressão, por exemplo, medem apenas a regularidade da precipitação e podem não quantificar o grau dessa mudança desordenada. Portanto, esses métodos não podem caracterizar com eficácia as mudanças complexas inerentes à precipitação.

A medida baseada na teoria da informação, entropia (Shannon 1948), ganhou atenção significativa nos estudos de recursos hídricos nos últimos anos (Zhang et al. 2019). Uma mudança nos valores de entropia está relacionada às informações transmitidas ou adquiridas, permitindo inferências sobre uma variável. Assim, a abordagem baseada na entropia provavelmente caracterizará a variabilidade e a incerteza inerentes à dinâmica dos recursos hídricos. As mudanças desordenadas na precipitação podem impactar inundações e secas regionais, recursos hídricos e atividades socioeconômicas. Os estudos sobre a variação da precipitação tornam-se críticos em regiões semiáridas devido aos diferentes tipos de demandas de água durante meses e estações distintas. Além disso, investigar a distribuição sazonal da precipitação é particularmente importante para a alocação racional dos recursos hídricos.

Abordagens baseadas na teoria da entropia geralmente empregam medidas que avaliem as informações espacial-temporalmente, medidas de desordem ou incerteza sem suposições estritas sobre propriedades estatísticas ou distribuições de probabilidade dos dados, sendo assim aplicadas a qualquer dado e qualquer sistema (Su and You 2014; Tongal e Sivakumar 2018). No contexto da hidrologia, métodos baseados em entropia têm sido usados na avaliação da variabilidade da precipitação (Mishra et al. 2009; Zhang et al. 2016; Guo et al. 2017), vazão (Maurer et al. 2004; Roushangar et al.

2016), projeto de rede de estações meteorológicas (Su e You 2014), regionalização e agrupamento de bacias hidrográficas (Agarwal et al. 2016; Tongal e Sivakumar 2018) e disponibilidade de recursos hídricos (Da Silva et al. 2016). A maioria desses métodos usou índices não normalizados para estimar a variabilidade da precipitação. Portanto, os resultados não podem ser usados para comparação em diferentes escalas de tempo e diferentes comprimentos de dados.

O objetivo deste estudo é avaliar a desordem ou variabilidade espaço-temporal subjacente usando índices de variabilidade padrão (SVI). Os índices avaliam as mudanças nas incertezas e complexidades da precipitação em diferentes escalas de tempo. Geralmente, os estudos na região estão mais focados na avaliação de tendências em variáveis climáticas únicas ou múltiplas em diferentes escalas de tempo (Santos et al. 2009; Costa e Silva, 2017; Ferreira et al. 2018), e menos atenção tem sido dada à avaliação de características de complexidade do sistema climático. Devido ao comportamento não-linear e não-estacionário do sistema climático, uma exploração de sua complexidade inerente tem relevância teórica e prática para revelar a incerteza e a variabilidade do sistema. Além disso, a informação de variabilidade tem o potencial de ser usada no desenvolvimento de medidas estratégicas de adaptação e mitigação destinadas a melhorar a resiliência dos sistemas hídricos. As análises foram aplicadas ao Estado do Ceará, localizado no NEB. O Ceará foi escolhido devido ao seu histórico de secas severas e às vezes plurianuais. Esses eventos plurianuais impõem desafios e fragilidades no sistema de recursos hídricos e revelam a importância de estudos sobre as incertezas nas variáveis hidrológicas para melhorar o planejamento dos recursos hídricos.

Os objetivos específicos do presente estudo são: (1) avaliar a variabilidade espaço-temporal da precipitação em diferentes escalas de tempo (por exemplo, diária, mensal e anual), (2) investigar a

distribuição intra-anual e decadal da variabilidade da precipitação e comparar os diferentes períodos, (3) investigar a variabilidade entre a precipitação e a vazão, e (4) explorar as tendências da variabilidade intra-anual. A entropia de Shannon (Shannon 1948) foi aplicada para analisar os padrões de variabilidade da precipitação. Então, a entropia é padronizada usando a metodologia de Guntu et al. (2020). As tendências de longo prazo foram avaliadas em escalas diárias, mensais e sazonais usando o teste de Mann-Kendall e a inclinação de Sen (Kendall 1948; Mann 1945; Sen 1968). O método de Krigagem foi empregado para delinear espacialmente a variabilidade da entropia (Krige 1966). Esta aplicação será útil para melhorar o entendimento das características da chuva e formular interferências sobre a variabilidade do clima em uma região semiárida.

2. ÁREA DE ESTUDO E DADOS HIDROLÓGICOS

O Estado do Ceará está localizado na região semiárida do NEB. O semiárido brasileiro é a região de sequeiro mais densamente povoada do mundo. A economia baseia-se principalmente na produção agrícola, que é intrinsecamente dependente das chuvas da região. Vários mecanismos de grande escala influenciam a precipitação do NEB. Os cenários de mudanças climáticas globais e regionais indicam que a região será afetada pelo déficit de chuvas e aumento da aridez no próximo século (Marengo et al. 2017).

O regime de chuvas no Estado do Ceará é caracterizado por alta variabilidade espaço-temporal, com mais de 60% do total de chuvas (cerca de 650 mm por ano em média) ocorrendo de fevereiro a maio (Alves et al. 2009). O padrão de precipitação está diretamente ligado ao movimento da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), que atinge sua posição mais ao sul durante os meses de março e abril. Além disso, os padrões de precipitação são modulados pelas

flutuações naturais da temperatura da superfície do mar (TSM). Os índices climáticos, como o fenômeno El Niño Oscilação Sul (ENSO), a Oscilação Decadal do Pacífico (PDO) e a Oscilação Multidecadal do Atlântico (AMO), impactaram diretamente o regime de chuvas do NEB (Andreoli e Kayano 2005; Garreaud et al. 2009; Kayano et al. 2020).

A análise da variabilidade espaço-temporal do regime de chuvas considerou dados da Agência Nacional de Águas (ANA). As séries temporais são compostas por dados diários de janeiro de 1962 a dezembro de 2006. Este estudo considerou 31 estações meteorológicas em todo o Estado do Ceará, ilustradas na Fig. 1. As propriedades estatísticas básicas sobre a precipitação total anual e a precipitação total mensal das estações estão listados na Tabela 1: Para apresentar as características de distribuição dos dados de precipitação em uma escala anual foram elaborados gráficos de violino. Também há informações sobre a mediana, os quartis (25 e 75%) e outliers (ver Fig. 2). Essas representações nos permitem distinguir a variabilidade interna que a precipitação apresenta em cada uma das estações. As estações localizadas na região norte do Estado apresentaram a maior variabilidade. O caso mais extremo foi alcançado pela Estação 4 com alcance entre 465 e 2311 mm, seguida pelas Estações 9 e 16. As estações localizadas mais na parte central e nordeste do Estado exibem um gráfico de violino espesso no centro devido ao seu tamanho reduzido. faixa de valores. Além disso, a maioria dos gráficos de densidade mostraram uma forma unimodal, no entanto, a Estação 24 apresentou uma forma bimodal. Dados de vazão de 1963 a 2006 também foram adquiridos da ANA para calcular a relação entre a precipitação e a variabilidade de vazão. A fim de investigar a conexão entre a variabilidade intra-anual e os índices de grande escala, o Índice de Niño Oceânico (ONI) foi usado. O ONI é aplicado pela Administração Oceânica e Atmosférica dos Estados Unidos (NOAA) para monitorar o

fenômeno ENSO. O índice consiste em uma média contínua de 3 meses das temperaturas médias da superfície do mar do Pacífico centro-leste tropical entre 120° - 170° W, que é a região do Niño 3.4. Os dados da ONI foram adquiridos do banco de dados através do site do centro de previsão do clima (<https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink/MJO/enso.Shtml>, dados recuperados em junho de 2021).

Figura 1: Localização das estações meteorológicas analisadas neste estudo.

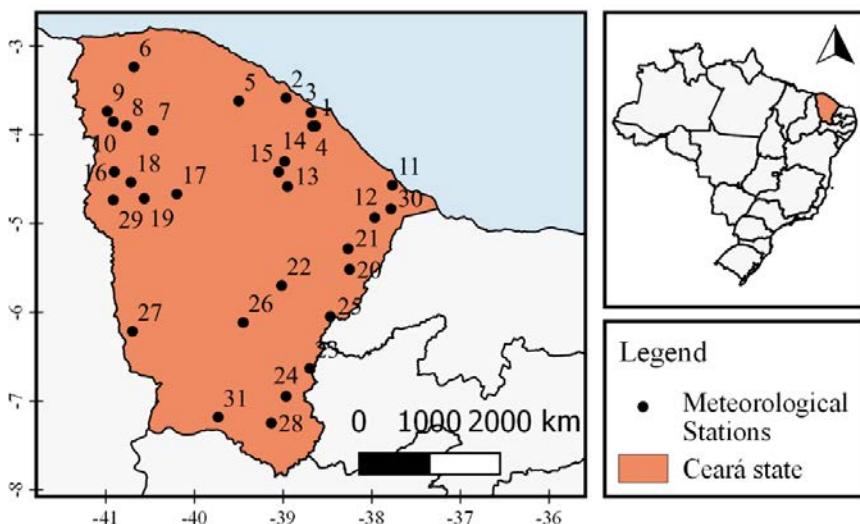
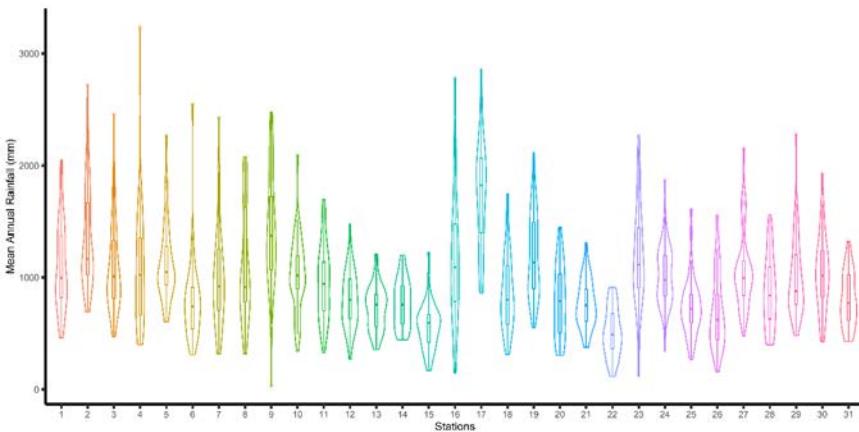


Tabela 1: Propriedades estatísticas das séries temporais de precipitação anual/mensal (1962–2006) das 31 estações analisadas.

Número da estação	ID da estação	Min	Max	Média	Desvio Padrão
1	338005	595.6/0	2778.5/582.6	1329.9 / 110.82	515.73/131.46
2	338008	434.1/0	2200.3/635.9	1075.89 / 89.66	421.67/118.43
3	338009	675.5/0	2418.6/842.6	1334.17 / 111.18	465.19/138.46
4	338016	465.2/0	2311.7/523.7	1252.4 / 104.37	434.74/121.94
5	339034	419/0	2061.8/637.9	1177.06 / 98.09	395.73/125.85
6	340008	399.8/0	2186.7/642.5	1105.53 / 92.13	407.56/128.44
7	340014	260/0	1723/619	942.75 / 78.56	349.05/113.66
8	340023	476.6/0	2120.8/642	1038.28 / 86.52	375.19/114.91
9	340030	469.5/0	2409.3/753.4	1257.18 / 104.76	418.27/132.14
10	340031	664.7/0	2864.5/724.8	1516.85 / 126.4	513.42/153.09
11	437000	220/0	2654.1/650.5	983.26 / 81.94	501.8/118.96
12	437010	173.4/0	1929.1/502.4	769.85 / 64.15	311.9/91.64
13	438032	284.2/0	1573/391	786.17 / 65.51	278.97/85.05
14	439008	479.1/0	2149.9/457.2	1191.1 / 99.26	399.21/105.78
15	439018	416.3/0	3238.2/788.3	1456.66 / 121.39	647.5/139.65
16	440005	154/0	1116.8/492.1	575.1 / 47.92	228.64/72.78
17	440009	27.1/0	1987.7/639.7	710.68 / 59.22	327.38/95.36
18	440014	280.5/0	2004.2/568.6	967.15 / 80.6	381.55/113.66
19	440017	351/0	1703.4/550	868.26 / 72.36	339.54/107.34
20	538003	116.7/0	1823.9/490.8	772.66 / 64.39	289.75/91.19
21	538010	268/0	1852.5/567.8	777.97 / 64.83	321.03/89.01
22	539023	237.2/0	1375.8/461.6	783.86 / 65.32	247.16/85.55
23	638008	390.8/0	1702.6/474.9	794.04 / 66.17	240.07/86.66
24	638010	517.8/0	1951/653	926.33 / 77.19	283.84/103.85
25	638011	294.6/0	2065.7/537.5	1016.64 / 84.72	359.87/108.88
26	639021	366/0	1713/517	798.02 / 66.5	251.56/87.55
27	640015	266/0	2237.1/950.1	697.94 / 58.16	333.61/92.25
28	739007	594/0	1885.6/550	1006.15 / 83.85	267.79/107.87
29	440018	144/0	1262.8/469.8	650.49 / 54.21	276.97/79.59
30	437006	118/0	1887.7/629.2	824.78 / 68.73	416.58/108.4
31	739005	304.4/0	1612.1/589.1	920.56 / 76.71	278.81/100.32

Figura 2: Gráficos de violino comparando a mediana, o espalhamento, e a função densidade de probabilidade dos dados de precipitação das 31 estações analisadas. A mediana é mostrada pela linha horizontal no boxplot dentro do gráfico do violino e os valores máximo e mínimo são representados por pontos na parte superior e inferior dos gráficos, respectivamente.

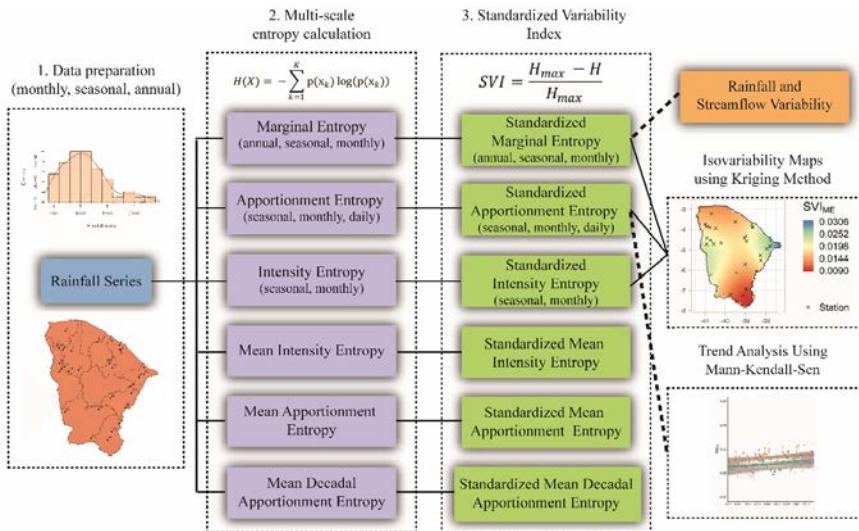


3. MÉTODOS

Neste estudo, o conceito de entropia e SVI, conforme discutido por Guntu et al. (2020), são aplicados para analisar a variabilidade/ incerteza espaço-temporal da série temporal da chuva em múltiplas escalas de tempo (por exemplo, mensal, sazonal e anual). Três medidas baseadas na entropia (entropia marginal (EM), entropia de partição (AE) e entropia de intensidade (IE)) são empregadas na análise. Além disso, a variabilidade da precipitação também é comparada em diferentes décadas. Os testes tendência de Mann-Kendall e Sen são aplicados para avaliar tendências significativas no SVI. A variabilidade da precipitação e da vazão de uma estação também é calculada e comparada em diferentes escalas temporais. Além disso, os mapas são construídos com o método de krigagem para delinear os padrões espaciais do SVI. Os métodos estão resumidos

na Fig. 3, e uma breve descrição desses métodos é apresentada nas seções seguintes.

Figura 3: Processo geral de caracterização espaço-temporal do Estado do Ceará por meio da teoria da entropia.



3.1. Entropia de Shannon

Entropia é uma medida de dispersão, incerteza, desordem e diversificação (Mishra et al., 2009). A entropia de Shannon (1948) em uma forma discreta pode ser expressa como:

$$H(X) = - \sum_{k=1}^K p(x_k) \log(p(x_k)) \quad (1)$$

onde $H(X)$ é uma medida da informação associada ao processo subjacente, k denota um intervalo discreto e $p(x_k)$ é a função de densidade de probabilidade da variável x . A unidade de H pode ser bits quando a função de log é considerada \log_2 , e também pode ser expressa em ‘nats’ em que a função de log é considerada como \ln . A função \log_2 foi usada para os cálculos das medidas de entropia neste estudo.

Se todos os estados são equiprováveis ou há mais uniformidade nas probabilidades de valores aleatórios, então H atinge seu valor máximo e expressa a incerteza sobre o estado do sistema. No entanto, se H for igual a zero, então a probabilidade de um certo estado é 1 e informações completas sobre uma variável aleatória estão disponíveis. Assim, o valor de entropia pode variar de zero a $\log_2 K$, onde zero representa a certeza máxima e $\log_2 K$ a incerteza máxima. Com a entropia atingindo seu valor máximo, não há indicação para assumir que um estado é mais provável do que outro (Da Silva et al. 2016).

3.2. Índice de variabilidade padronizado (SVI)

O SVI proposto por Guntu et al. (2020) mede a variabilidade de uma série individual em relação à variabilidade máxima possível. SVI pode ser definido como:

$$SVI = \frac{H_{max} - H}{H_{max}} \quad (2)$$

onde H_{max} é a entropia máxima possível e H é a entropia obtida para uma determinada série temporal. H_{max} é igual a $\log_2 K$ e depende da duração da série temporal e da escala de tempo. SVI pode variar de zero a um, em que zero representa nenhuma variabilidade e um

representa alta variabilidade, ou seja, máxima certeza a máxima incerteza. Consequentemente, o SVI pode ser usado para comparar a variabilidade da precipitação em locais distintos e escalas de tempo diferentes em uma escala fixa (Guntu et al. 2020).

3.3. Entropia marginal (ME)

ME é uma medida de incerteza ou ignorância sobre o estado do sistema. Esse índice pode ser definido como o conteúdo médio de informação de um processo aleatório (Da Silva et al. 2016; Cheng et al. 2017). Por exemplo, quando o ME é calculado considerando a série histórica mensal de uma estação, ele resulta na aleatoriedade associada a toda a extensão da série temporal. ME pode ser usado para dados anuais, mensais, sazonais e dias chuvosos para avaliar a aleatoriedade na série temporal (Mishra et al. 2009). ME é aplicado aos dados de precipitação das estações analisadas em três escalas de tempo diferentes, ou seja, anual, sazonal e mensal.

3.4. Entropia de partição (AE)

O AE, conforme definido por Maruyama et al. (2005), mede a variabilidade temporal da quantidade de chuva em termos de escalas de tempo diárias/ mensais/ sazonais dentro de um determinado ano. O AE é estimado para cada ano em todas as estações meteorológicas de acordo com:

$$AE = - \sum_{k=1}^K \left(\frac{r_k}{R} \right) \log_2 \left(\frac{r_k}{R} \right) \quad (3)$$

onde R é a quantidade total de chuva para um determinado ano, r_k é a quantidade de chuva durante a escala de tempo considerada para o ano correspondente, e K é o número de intervalos de classes.

Por exemplo, na escala de tempo mensal, AE torna-se máximo ($H = \log_2 12$) quando a quantidade de precipitação anual é igualmente provável repartida para cada um dos 12 meses, tendo uma probabilidade de 1/12. O valor mínimo ocorre quando o rateio é feito para apenas um dos 12 meses, tendo uma probabilidade de 1. Assim, AE assume um valor dentro de um intervalo finito de 0 e $\log_2 12$ na escala de tempo mensal.

3.5. Entropia de intensidade (IE)

IE mede a variabilidade dos dias chuvosos de um mês ou uma estação dentro de um ano para o número total de dias chuvosos naquele ano. O IE é estimado para cada ano em todas as estações meteorológicas usando:

$$IE = - \sum_{k=1}^K \left(\frac{m_k}{M} \right) \log_2 \left(\frac{m_k}{M} \right) \quad (4)$$

onde m_k é o número de dias chuvosos em um mês ou uma estação, M é o número total de dias chuvosos naquele ano e K é o número de intervalos de aula. Por exemplo, $K = 12$ para a escala de tempo mensal. Neste estudo, o IE é usado para medir a variabilidade intra-anual em termos de distribuição de dias chuvosos.

3.6. Análise de tendências usando os métodos de Mann-Kendall-Sen

O teste de Mann-Kendall (Kendall 1948; Mann 1945) é um teste não-paramétrico amplamente utilizado em séries temporais hidrológicas. Neste estudo, o teste é aplicado para detectar tendências no SVI calculado a partir de dados de precipitação. A hipótese nula empregada no teste assume que os dados vieram de uma população

com realizações independentes e distribuídas de forma idêntica. A hipótese nula do teste foi aceita se o p-valor for menor que o nível de significância de 0,05, detectando tendências monotônicas crescentes ou decrescentes. O estimador de inclinação de Sen foi usado para quantificar a magnitude da tendência de acordo com o método de Sen (Sen 1968).

3.7. Método de krigagem

Técnicas de interpolação espacial têm sido aplicadas para avaliar a magnitude e a variabilidade dos parâmetros. Os métodos geoestatísticos (ou estocásticos), como a krigagem ordinária, fornecem superfícies de previsão com estimativas de erro de dados medidos com base em suas propriedades estatísticas (Eldrandaly e Abu-Zaid 2011). O método de krigagem usa um semi-variograma e uma função de covariância para prever locais não medidos criando superfícies contínuas.

No procedimento de krigagem, o semi-variograma empírico é calculado, calculando as localizações dentro de um intervalo de distância para pares de observações. O semi-variograma empírico indica como a dissimilaridade entre os pontos evolui com a distância. Para obter previsões espaciais, uma função ou curva contínua deve ser ajustada ao semi-variograma empírico. O modelo de semi-variograma teórico fornece informações sobre a variabilidade espacial necessária para o método de krigagem. Várias funções de semi-variograma teórico estão disponíveis, como modelos esféricos, circulares, exponenciais e gaussianos. A inferência espacial de uma quantidade em um local não observado é calculada a partir de uma combinação linear dos valores e pesos observados. Os pesos são gerados a partir do ajuste do modelo de variograma que representa a estrutura de correlação espacial dos dados para garantir que o estimador seja imparcial com variação mínima.

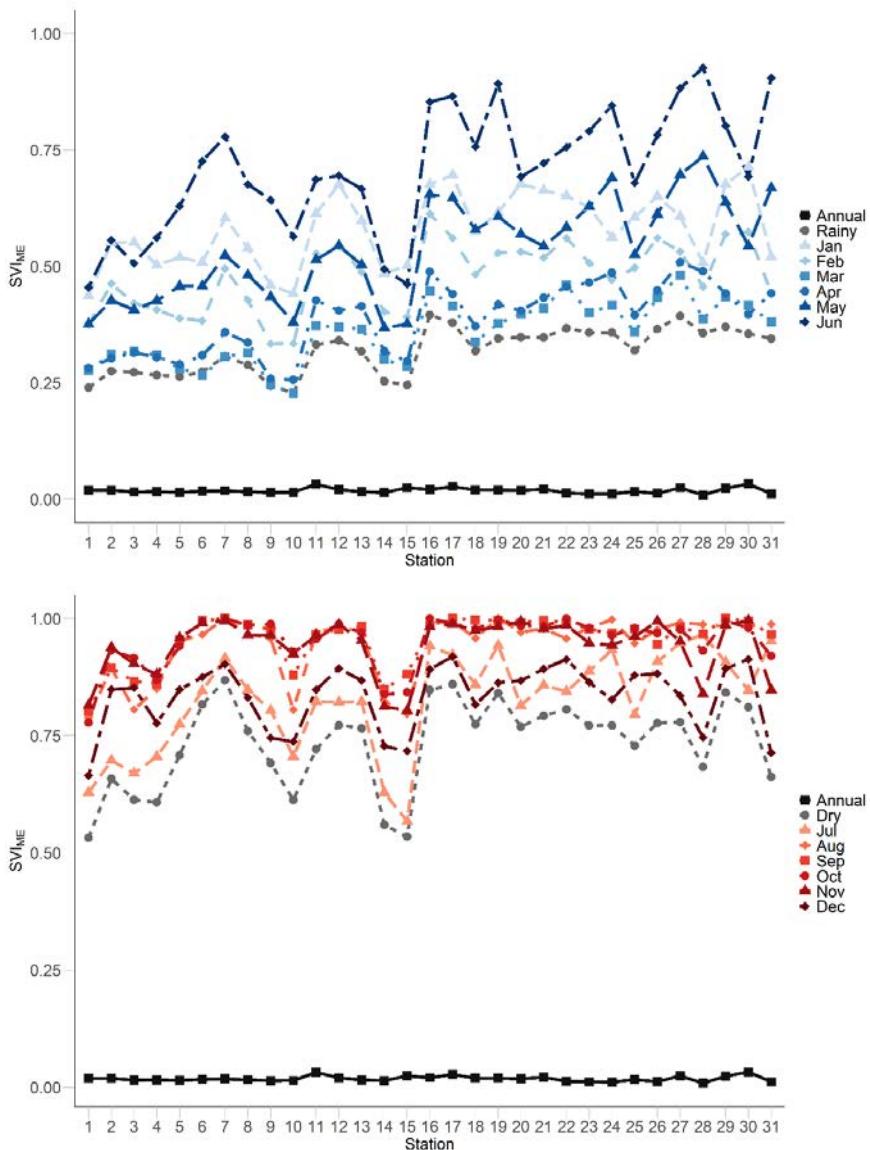
Neste estudo, diferentes semi-variogramas teóricos, mencionados acima, são examinados. O modelo que tem o menor erro residual da soma dos quadrados com o semi-variograma empírico é selecionado. Em seguida, testes de validação cruzada para as previsões de krigagem de todas as medidas de entropia são realizados para dar uma estimativa mais precisa do desempenho de previsão do modelo. Uma amostra da medida de entropia é removida individualmente e estimada a partir das medidas restantes. O erro padrão médio (MSE) e o erro médio quadrático padrão (MSSE) são usados para avaliar o desempenho de previsão do modelo. Os valores calculados de MSE e MSSE para o SVI_{ME} anual e a precipitação média anual são próximos de zero e um (ver Apêndice 1), com valores dentro do erro de tolerância aceito de $\pm 3(2/n)0,5$, conforme recomendado por Liang et al. (2019).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Variabilidade da precipitação anual, sazonal e mensal

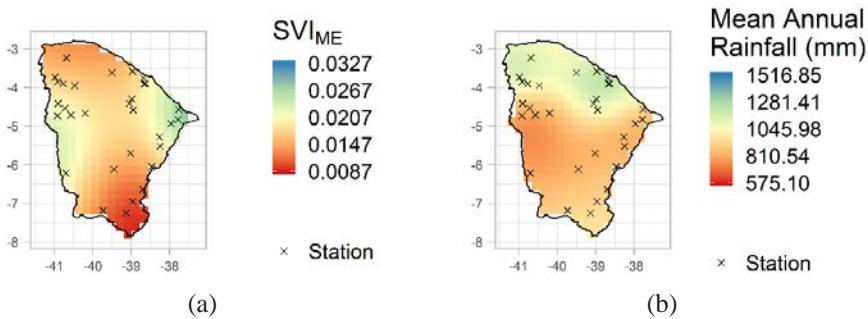
Neste estudo, ME, AE e IE são expressos em termos de SVI e são denotados como SVI_{ME} , SVI_{AE} e SVI_{IE} , respectivamente. Para investigar a variabilidade das séries temporais de chuva anual, sazonal e mensal, o ME e o SVI_{ME} são calculados com base na quantidade de chuva para cada estação considerada. A Fig. 4 mostra o SVI_{ME} computado para séries temporais de precipitação anual, sazonal (chuvelha e seca) e mensal em diferentes estações meteorológicas. Na comparação dos resultados sazonais, o SVI_{ME} da estação seca (julho a dezembro) apresentou o maior valor, o que indica uma maior variabilidade associada às estações analisadas naquela estação. O SVI_{ME} para a Estação 16 apresentou maiores valores médios nas análises anual, no período chuvoso e mensal, seguido pela Estação 17. Ambas as estações estão localizadas na região oeste do Estado.

Figura 4: SVI_{ME} médio das séries temporais de precipitação anual, sazonal e mensal das estações analisadas.



A Fig. 5a mostra a distribuição espacial do SVI_{ME} médio para séries temporais de precipitação anual (1962–2006) nas diferentes estações. O SVI_{ME} representa a variabilidade obtida da máxima variabilidade possível associada a cada estação. No geral, o SVI_{ME} na escala de tempo anual apresentou valores menores nas regiões sul e norte, enquanto a região leste apresentou maiores valores de variabilidade. Em comparação, a precipitação média anual (Fig. 5b) seguiu um contorno suave com um padrão decrescente de norte a sul. Estações meteorológicas com alta variabilidade são observadas nas regiões de baixa pluviosidade e vice-versa. Os resultados mostram que a natureza da precipitação média anual pode variar do SVI_{ME} associado a ele em uma escala espacial. Em geral, as estações meteorológicas da região leste apresentaram a maior variabilidade, o que coincide com a baixa pluviosidade. Embora estações com baixa variabilidade sejam identificadas na região sudeste e no litoral noroeste, apenas a região noroeste coincidiu com alta pluviosidade.

Figura 5: Distribuição espacial de (a) SVI_{ME} anual médio, e (b) precipitação média anual durante o período 1962–2006.



Da mesma forma, o SVI_{ME} também é distribuído espacialmente para chuvas nas escalas de tempo sazonal (chuvisca e seca) e mensal. A Fig. 6 apresenta a distribuição espacial de SVIME em uma escala sazonal, e a Fig. 7 mostra a distribuição espacial em uma escala de

tempo mensal. Os testes de validação cruzada para a abordagem de krigagem mensal para junho, julho e outubro produziram valores MSE próximos de zero, no entanto, o MSSE estava fora da faixa de erro de tolerância (ver Apêndice 1). A Tabela 2 apresenta as propriedades estatísticas do SVI_{ME} para séries temporais sazonais e mensais. No período chuvoso (janeiro a junho), o Estado apresentou menor variabilidade do que no período seco (julho a dezembro). Este resultado também é observado na Fig. 3, e esse comportamento está relacionado à precipitação regular nesta estação, que é influenciada pela posição da ZCIT (Kayano e Andreoli 2006). Além disso, o mapa de variabilidade da estação chuvosa se assemelha ao mapa de precipitação média anual (Fig. 5b), que mostra a influência da chuva concentrada apenas nesta parte do ano. Porém, na estação seca, o estado recebe chuvas fora de época e sem padrão uniforme causando grande variabilidade em sua extensão espacial. Assim, a estação seca é a que mais contribui para a variabilidade relativa anual. Embora a maior parte da precipitação anual venha da estação chuvosa, a variabilidade anual da precipitação é contribuída principalmente pela estação seca. Conclusões semelhantes foram tiradas por Guntu et al. (2020) e Da Silva et al. (2016).

Figura 6: Distribuição espacial da variabilidade sazonal da precipitação ao longo do período 1962–2006 com base no SVI_{ME} .

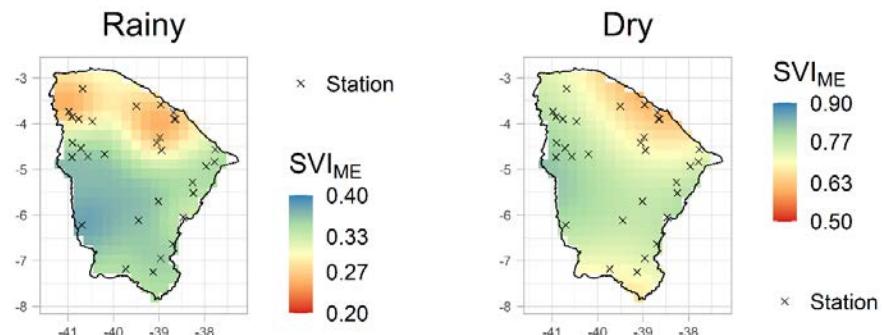


Figura 7: Distribuição espacial da variabilidade da precipitação para a escala de tempo mensal ao longo do período 1962–2006 com base no SVI_{ME}.

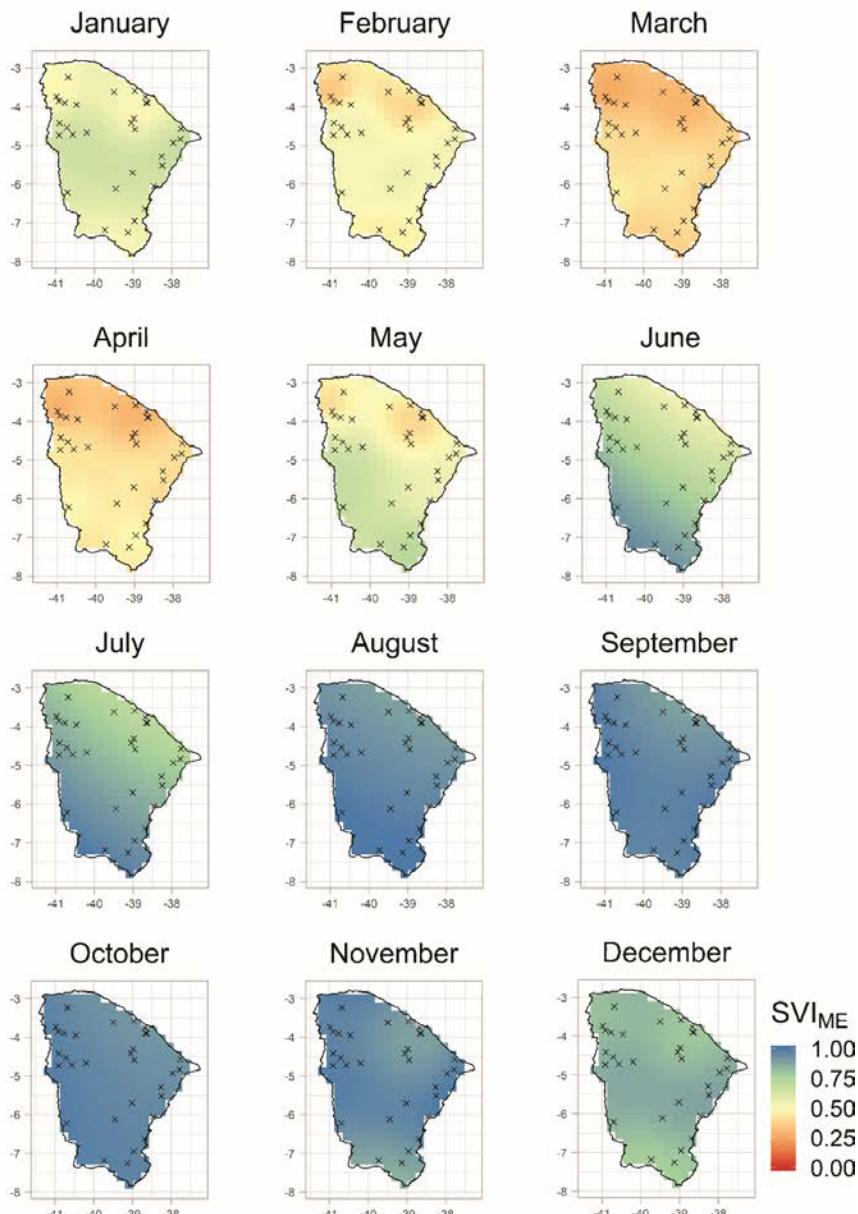


Tabela 2: Propriedades estatísticas do SVI_{ME} para séries temporais sazonais e mensais

		Min	Max	Média	Desvio Padrão	Variação
Mês	Janeiro	0.139	1.000	0.581	0.196	0.860
	Fevereiro	0.113	1.000	0.476	0.180	0.886
	Março	0.091	1.000	0.357	0.132	0.908
	Abril	0.095	1.000	0.385	0.160	0.904
	Maio	0.117	1.000	0.535	0.218	0.883
	Junho	0.161	1.000	0.707	0.238	0.838
	Julho	0.183	1.000	0.825	0.205	0.817
	Agosto	0.388	1.000	0.942	0.124	0.612
	Setembro	0.030	1.000	0.955	0.112	0.699
	Outubro	0.347	1.000	0.953	0.113	0.653
	Novembro	0.339	1.000	0.942	0.126	0.661
	Dezembro	0.174	1.000	0.833	0.188	0.826
Estação	Chuvosa	0.140	1.000	0.581	0.196	0.860
	Seca	0.113	1.000	0.476	0.181	0.887

Quando os meses individuais são comparados, o(s) mês(es) responsáveis pela variabilidade sazonal podem ser avaliados e, consequentemente, a intra-variabilidade dos meses dentro de uma temporada. Os resultados mostraram que altos valores de SVI_{ME} puderam ser observados de agosto a novembro. Assim, a variabilidade é maior nos meses individuais do que na estação. De acordo com Mishra et al. (2009), a variabilidade intra-anual será mais substancial em uma escala de tempo menor e se tornará menor em uma escala de tempo maior, conforme observado em nossos resultados. A partir da análise das estações em uma escala de tempo mensal, a estação 16 (região oeste) mostrou maiores valores de variabilidade de janeiro a junho. A estação 17 apresentou os maiores valores de

julho a dezembro. A estação 1 (região norte) apresentou os menores valores para janeiro e junho, e também para julho e dezembro.

A Fig. 7 mostra que as regiões sul e central do Estado apresentaram maiores valores de SVI_{ME} durante os meses de julho a dezembro, o que corresponde à estação seca considerada neste estudo. A região central do Estado é fortemente influenciada por condições climáticas semiáridas, com baixa pluviosidade em um curto período do ano e períodos prolongados de seca. Por outro lado, fevereiro, março, abril e maio apresentaram valores relativamente baixos do SVI_{ME} , sugerindo menor incerteza associada à estação chuvosa do estado. Em dezembro, houve queda do SVI_{ME} no extremo sul do Estado em função da maior altitude da Chapada do Araripe, que condiciona maior umidade e provoca chuvas orográficas. Além disso, esse padrão foi capturado na região sul do estado em uma escala de tempo anual para o SVI_{ME} . A região sul apresentou comportamento oposto ao restante do estado (baixa pluviosidade esteve relacionada à alta variabilidade e vice-versa). Nesta região, ocorrem chuvas orográficas associadas à topografia da região, e a baixa variabilidade capturou a presença dessa precipitação. Porém, em comparação com os intervalos de chuvas da região norte do Estado, a região sul apresentou precipitação reduzida. Assim, devido à variabilidade intra-anual, a escala anual não representou bem a variabilidade das chuvas que o Estado possui.

4.2. Variabilidade de Distribuição e Intensidade de Precipitação

Depois de examinar a variabilidade da quantidade de chuva para as séries temporais nas escalas anuais, sazonais e mensais, é necessário investigar a variabilidade da distribuição da chuva dentro de um ano em relação à quantidade e ao número de dias chuvosos. O AE e o SVI_{AE} são calculados em escalas de tempo diária, mensal e sazonal. Além disso, o IE e o SVI_{IE} são calculados em escalas de

tempo mensais e sazonais para cada estação pluviométrica cobrindo toda a extensão dos dados da série temporal (1962-2006).

A figura 8 mostra que o SVI_{AE} médio para o período estudado na escala de tempo diária apresentou menor variabilidade nas regiões noroeste e litoral norte. Esse resultado indica a concentração das chuvas ao longo do ano, que geralmente ocorre na região litorânea do Estado. O SVI_{AE} médio diário para as demais regiões do Estado apresentou um padrão homogêneo caracterizado pela concentração de chuvas em poucos dias do ano. Na escala mensal, os locais com baixa variabilidade se estenderam às regiões sul e centro, indicando que as chuvas em grande parte do Estado são escassas na maioria dos meses. Na escala sazonal, o estado apresentou alta variabilidade na faixa de 0,4–0,8, com um valor médio de 0,63 (ver Fig. 8 e Tabela 3). Este resultado indica que o padrão de variabilidade da precipitação se torna mais proeminente quando a escala de tempo muda. Resultados semelhantes foram encontrados em Guntu et al. 2020. Além disso, para o SVI_{AE} nas escalas diária e mensal, verifica-se que o valor médio aumenta do oeste e leste para a porção central do Estado. No entanto, o oposto ocorreu na escala de tempo sazonal. Esse padrão pode ser atribuído à distribuição desigual significativa das chuvas na porção central do Estado ao longo do ano, levando a valores notavelmente elevados de variabilidade intra-anual.

Figura 8: Distribuição espacial da variabilidade da precipitação em diferentes escalas de tempo com base no SVI_{AE} .

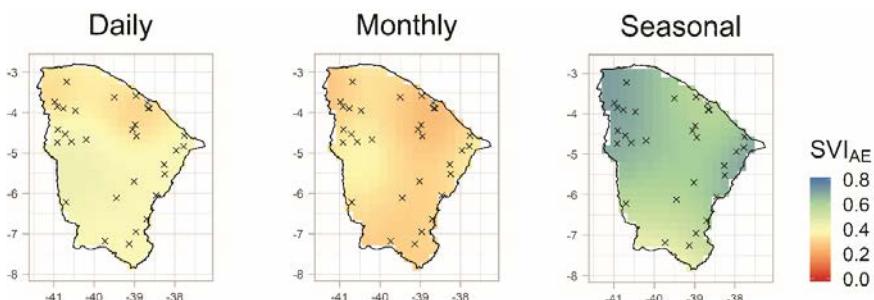
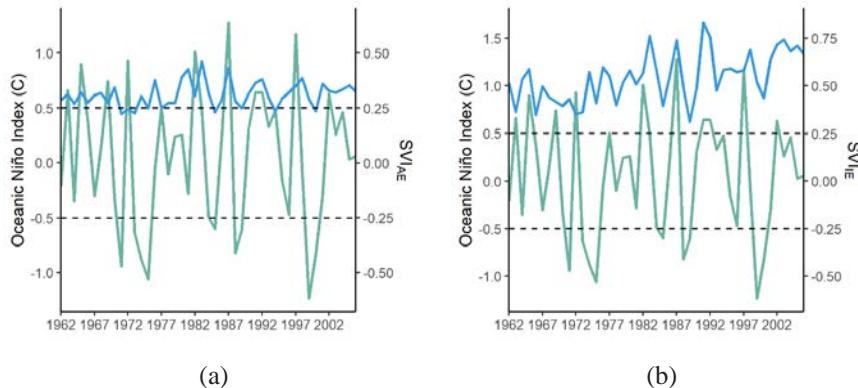


Tabela 3: Propriedades estatísticas do Índice de Variabilidade Padronizado com base na Entropia de Distribuição da distribuição da chuva.

	Min	Max	Média	Desvio Padrão	Variação
Diário	0.185	0.864	0.380	0.075	0.679
Mensal	0.096	1.000	0.311	0.091	0.904
Sazonal	0.040	1.000	0.627	0.230	0.960

Ao observar a variabilidade ao longo dos anos (Fig. 9a), os primeiros oito anos apresentaram valores abaixo da média de longo prazo. A partir de 1975, houve uma variação cíclica de dois a quatro anos. A fim de avaliar a relação entre os padrões de variabilidade da precipitação e a oscilação da SST, a média anual do ONI, aplicada pela NOAA para monitorar os eventos ENOS, foi plotada contra os valores do SVI. Se o ONI for maior que $+0,5^{\circ}\text{C}$ (menor que $-0,5^{\circ}\text{C}$), um evento é classificado como El Niño (La Niña). Os resultados mostraram que alguns anos com maior SVI_{AE} também foram anos com a presença do El Niño (por exemplo, 1963, 1965, 1982, 1987, 1991, 1992, 1997, 2002). Esse resultado corrobora a influência que essa anomalia exerce sobre a região estudada. Durante os anos do El Niño, a precipitação é escassa, resultando em maior variabilidade. O mesmo ocorre para os anos que apresentaram eventos La Niña (por exemplo, 1973-1975, 1985, 1988-1989 e 1999-2000).

Figura 9: Média do (a) SVI_{AE} (linha azul) e (b) SVI_{IE} (linha azul) das séries temporais de precipitação de todas as estações para o período de 1962–2006 e ONI (linha verde) com as linhas tracejadas indicando o limite que considere as condições El Niño ($+0,5^{\circ}C$) ou La Niña ($-0,5^{\circ}C$).



O número de dias chuvosos em diferentes escalas de tempo desempenha um papel significativo no planejamento dos recursos hídricos. Portanto, o IE e o SVI_{IE} são calculados. A distribuição espacial do SVI_{IE} médio, na escala mensal, mostrou que a baixa variabilidade é concentrada em todo o Estado (Fig.10). Na escala sazonal, as regiões de alta variabilidade estão localizadas na região noroeste. O padrão SVI_{IE} apresentou semelhanças com o SVI_{AE} nas duas escalas de tempo analisadas.

A variabilidade em termos de SVI_{IE} indica que os dias chuvosos se concentram apenas em um determinado período do ano para alta variabilidade. Em contraste, a baixa variabilidade significa que os dias chuvosos são distribuídos ou espalhados ao longo do ano (Guntu et al. 2020). Além disso, na escala de tempo mensal, a precipitação é distribuída ao longo do ano. No entanto, em uma escala sazonal, a precipitação é concentrada apenas dentro de um período especificado. Assim, os valores médios de SVI_{IE} indicaram que a variabilidade é maior na escala de tempo sazonal em comparação

com a escala de tempo mensal (ver Tabela 4). Ao analisar o SVI_{IE} ao longo dos anos (Fig. 9b), observa-se um SVI_{IE} relativamente menor nas primeiras duas décadas, semelhante ao SVI_{AE}. De acordo com Cheng et al. (2017), uma explicação para isso é a maior presença de valores iguais a zero nos registros de precipitação. Ao analisar o SVI_{IE} e o ONI, a mesma relação também é observada entre eventos de El Niño intensos (+ 1,0 °C) e valores mais elevados de SVI_{IE} (por exemplo, 1982, 1987 e 1997). Dependendo da intensidade do evento El Niño, pode haver inibição na formação e descida do ZCIT e, consequentemente, pode haver deficiência de chuvas na região do NEB. Assim, os dias chuvosos estão mais concentrados em uma parte do ano. De forma geral, com base nos valores SVI_{AE} e SVI_{IE}, a região do litoral norte do Estado apresentou baixa variabilidade nas escalas de tempo mensal e sazonal, o que é consistente, uma vez que essa área recebe um volume razoável de chuvas ao longo do ano. Os padrões de variabilidade foram diferentes em todas as escalas temporais analisadas (diária, mensal e sazonal), destacando a variabilidade em diferentes escalas do padrão de precipitação. Assim, a variabilidade intra-anual varia de escala temporal para escala.

Figura 10: Distribuição espacial da variabilidade da precipitação em diferentes escalas de tempo com base no SVI_{IE}.

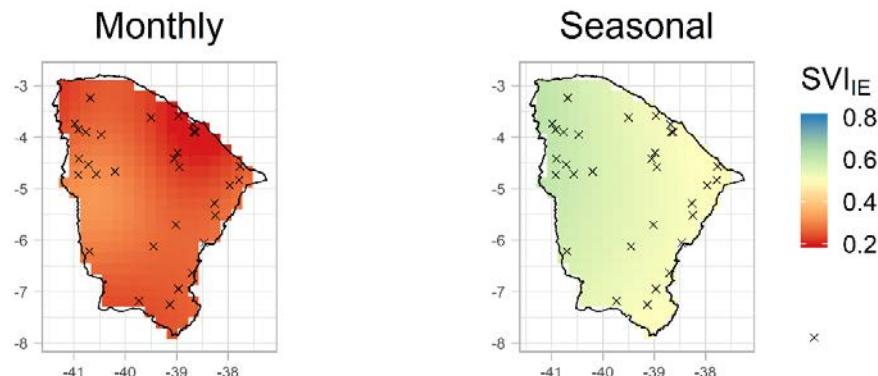


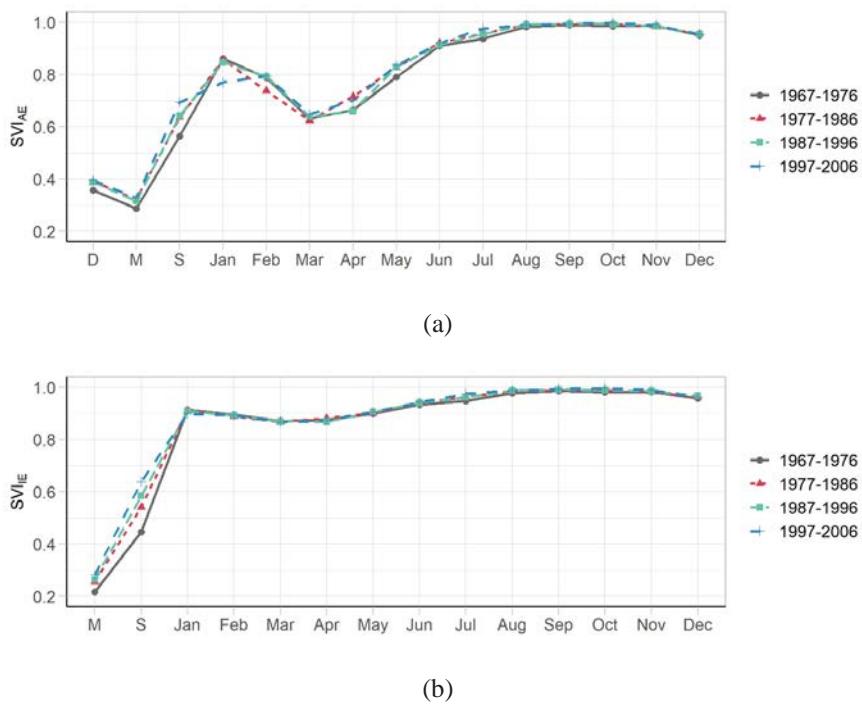
Tabela 4: Propriedades estatísticas do Índice de Variabilidade Padrонizado com base na Entropia de Intensidade da distribuição da chuva.

	Min	Max	Média	Desvio Padrão	Variação
Mensal	0.020	1.000	0.254	0.095	0.980
Sazonal	0.017	1.000	0.552	0.243	0.983

4.3. Variabilidade decadal da precipitação

Para verificar a variabilidade em períodos mais longos, foram calculados o SVI_{AE} decadal e o SVI_{IE} decadal. A Figura 11 mostra os valores médios de entropia decadal para as diferentes escalas de tempo (por exemplo, diário, mensal e sazonal), como para os meses individuais. Para a quantidade de chuvas, a primeira década (1967-1976) teve uma menor variabilidade nas escalas de tempo diária, mensal e sazonal do que as outras décadas. Em contrapartida, a última década apresentou a menor variabilidade em janeiro. De junho a dezembro, a variabilidade tornou-se quase a mesma. Assim, é possível dizer que a variabilidade temporal da quantidade de chuva varia com a escala de tempo e com as décadas. A influência das mudanças na variabilidade da precipitação também pode estar ligada a índices climáticos com variabilidade decadal. Por exemplo, a PDO está em sua fase fria de 1967-1976, e há uma mudança para sua fase quente (1977-1996). Muitos estudos relacionaram os índices climáticos com a variabilidade decadal aos padrões de precipitação em NEB (Andreoli e Kayano 2005; Kayano e Andreoli 2006; Garreaud et al. 2009; Kayano et al. 2020). A variabilidade dos dias chuvosos da precipitação apresentou semelhanças na primeira década na escala de tempo mensal. Na análise sazonal, houve ligeira redução das chuvas ao longo das décadas. No entanto, para a análise dos meses individuais, essa redução parecia ocorrer de forma homogênea ao longo dos meses.

Figura 11: Média decadal (a) SVI_{AE} e (b) SVI_{IE} de séries temporais de precipitação em diferentes escalas de tempo. D, M e S referem-se à escala de tempo diária, mensal e sazonal, respectivamente.

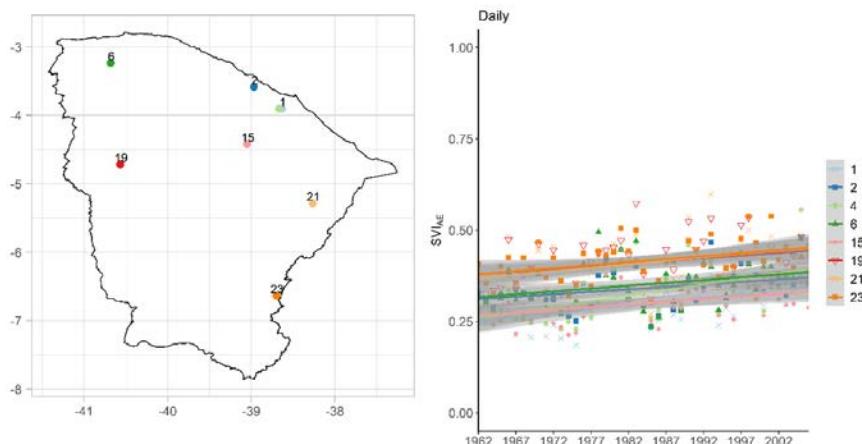


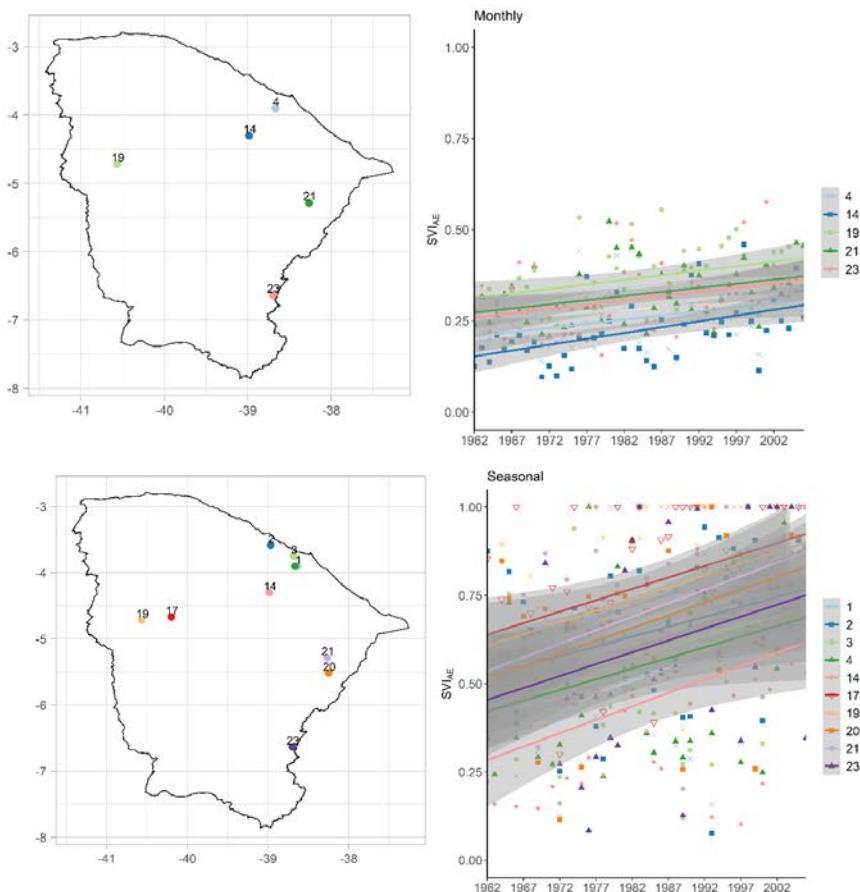
4.4. Análise de tendência de entropia de partição

O teste de tendência de Mann-Kendall é aplicado para avaliar as tendências do SVI_{AE} das 31 estações. Os resultados mostraram que 26% das estações apresentaram tendência significativa de aumento na escala de tempo diário. A Fig. 12 ilustra a tendência de aumento nas localidades analisadas, o que indica um aumento da variabilidade do SVI_{AE} ao longo dos anos. Assim, nota-se que as chuvas ficam mais concentradas apenas durante um determinado período do ano. Na escala mensal, 16% das estações apresentaram uma tendência significativa de aumento. Na escala sazonal, 32%

das estações apresentaram tendência significativa. De acordo com Khan et al. (2016), como a precipitação em uma pequena escala de tempo é mais proeminente, suas características de tendência podem não ser tão significativas quanto em escalas de tempo mais longas. Assim, a presença de tendências significativas em escalas de tempo maiores indica um aumento significativo da variabilidade na área. Não houve estações que apresentassem tendência de queda, o que significa que não houve aumento na propagação das chuvas em um ano. Em todas as escalas de tempo, as estações com tendências positivas concentraram-se em sua maioria na região norte do Estado. Esse resultado pode ser atribuído à heterogeneidade das chuvas na área.

Figura 12: Padrão espacial das estações meteorológicas que apresentaram tendências significativas com base no teste de Mann-Kendall para SVI_{AE} em escalas de tempo diária, mensal e sazonal. As figuras à esquerda mostram a localização das estações, e as figuras à direita apresentam a magnitude da tendência significativa nas três escalas temporais analisadas.





4.5. Relação da variabilidade de precipitação e de vazão

Para avaliar a co-variabilidade de diferentes variáveis hidrológicas, os valores médios de SVI_{ME} de precipitação e vazão em uma estação amostral (Estação 16), localizada na região oeste do Ceará, foram comparados em escalas de tempo anuais e sazonais (Tabela 5). Os resultados mostraram que os valores SVI_{ME} de precipitação e vazão foram menores durante a estação chuvosa, e os valores anuais foram semelhantes aos da estação chuvosa. O coeficiente de variação (CV) também foi calculado para verificar a variabilidade. Os valores de CV foram altos para a série temporal de vazão, enquanto o valor da

estação chuvosa foi quase o dobro da estação seca. No entanto, o valor máximo foi observado para a série temporal de vazão anual, atingindo 336,1%. De acordo com os resultados do CV, a vazão é mais variável do que a precipitação na área de estudo. Resultados semelhantes foram encontrados por Da Silva et al. 2016, que estudou a variabilidade da precipitação usando a entropia em áreas semiáridas do Brasil.

Tabela 5: Valores médios do índice de variabilidade padronizado para entropia marginal (SVI_{ME}) e do coeficiente de variação (CV) para a precipitação anual e chuvosa e seca e vazão para a estação 16.

	Precipitação			Vazão		
	Anual	Chuvosa	Seca	Anual	Chuvosa	Seca
SVIME	0.363	0.20	0.80	0.328	0.41	0.52
CV (%)	39.9	94.1	279.23	336.1	218.8	132.22

5. CONCLUSÕES

Este estudo visa avaliar a variabilidade espaço-temporal subjacente na precipitação usando SVI aplicado a uma região semiárida, que tem sido historicamente marcada por secas severas e às vezes plurianuais. Os resultados mostraram menor variabilidade na região do litoral norte do estado em todas as escalas de tempo e maior variabilidade na região leste para a maioria das análises. Embora uma alta variabilidade tenha sido encontrada em áreas com baixo índice pluviométrico, este não foi o caso para todo o Estado. As distribuições espaciais das entropias sazonais revelaram que a estação seca contribui mais para a variabilidade anual. Esse fato pode ser atribuído à propagação da incerteza devido à alta variabilidade espaço-temporal do regime de chuvas do Estado.

O padrão de variabilidade da precipitação na análise intra-anual tornou-se mais proeminente à medida que as escalas de tempo

mudaram. Além disso, devido à precipitação irregular significativa, o padrão de variabilidade intra-anual pode variar com as escalas de tempo. Da mesma forma, a variabilidade intra-anual relativa para os dias chuvosos mostrou que a precipitação foi distribuída ao longo do ano na escala de tempo mensal. Enquanto, em uma escala sazonal, a precipitação foi concentrada apenas dentro de um período especificado. Assim, análises em diferentes escalas são necessárias para compreender a variabilidade intra-anual da precipitação.

Na análise de co-variabilidade, a variabilidade da precipitação e da vazão pode ser obtida para inferir a incerteza regional dos eventos hidrológicos. Ao comparar duas medidas de variabilidade, o método baseado em entropia mostrou que essas variáveis variam de forma semelhante, enquanto CV implica que a vazão varia muito mais na escala de tempo anual. Assim, a aplicação adequada dos índices de variabilidade é necessária para traçar suposições mais realistas sobre a variabilidade das variáveis hidrológicas. O teste de tendência do SVI_{AE} apontou estações com tendências significativas na região norte do Estado. Além disso, o Estado apresentou regiões com aumento na variabilidade das chuvas. Ainda, houve um aumento na quantidade e intensidade da variabilidade ao longo das décadas nas escalas de tempo mensal e sazonal. O aumento da variabilidade sobre o Estado revela o crescimento da incerteza intrínseca às variáveis hidrológicas ao longo de diferentes escalas de tempo. Essas informações podem ser úteis para aprimorar o planejamento e a gestão dos recursos hídricos da região. Os resultados deste estudo oferecem mais evidências sobre a utilidade dos métodos baseados na entropia para o entendimento da variabilidade espaço-temporal de variáveis hidrológicas, como a precipitação, em face da ocorrência de eventos extremos.

6. REFERENCIAS

- Agarwal A, Maheswaran R, Sehgal V, Khosa R, Sivakumar B, Bernhofer C (2016) Hydrologic regionalization using wavelet-based multiscale entropy method. *J Hydrol* 538:22-32. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.023>
- Ahmad I, Zhang F, Tayyab M, Anjum MN, Zaman M, Liu J, Farid HU, Saddique Q (2018) Spatiotemporal analysis of precipitation variability in annual, seasonal and extreme values over upper Indus River basin. *Atmos Res* 213:346-360. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.06.019>
- Alves JMB, Servain J, Campos JNB (2009) Relationship between ocean climatic variability and rain-fed agriculture in northeast Brazil. *Clim Res* 38(3):225-236. <https://doi.org/10.3354/cr00786>
- Andreoli RV, Kayano MT (2005) ENSO-related rainfall anomalies in South America and associated circulation features during warm and cold Pacific decadal oscillation regimes. *Int J Climatol* 25(15):2017-2030. <https://doi.org/10.1002/joc.1222>
- Cheng L, Niu J, Liao D (2017) Entropy-based investigation on the precipitation variability over the Hexi Corridor in China. *Entropy* 19(12):660. <https://doi.org/10.3390/e19120660>
- Cirilo JA, Montenegro SMGL, Campos JNB (2017) The Issue of Water in the Brazilian Semi-Arid Region. In: Bicudo CEM, Tundisi JG, Scheuenstuhl MCB. (eds) *Waters of Brazil*. Springer, Cham, pp 59-71. https://doi.org/10.1007/978-3-319-41372-3_5
- Costa JA, Silva DD (2017) Distribuição espaço-temporal do Índice de anomalia de chuva para o Estado do Ceará. *R Bras Geogr* 10(4):1002-1013. <https://doi.org/10.26848/rbgfv10.4.p1002-1013>
- Cunha APM, Tomasella J, Ribeiro-Neto GG, Brown M, Garcia SR, Brito SB, Carvalho MA (2018) Changes in the spatial-temporal patterns of droughts in the Brazilian Northeast. *Atmos Sci Lett* 19(10):e855. <https://doi.org/10.1002/asl.855>
- Da Silva, VDPR, Belo Filho AF, Almeida RSR, De Holanda RM, Campos JHBC (2016) Shannon information entropy for assessing space-time variability of rainfall and streamflow in semiarid region. *Sci Total Environ* 544:330-338. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.11.082>
- De Jong P, Tanajura CAS, Sánchez AS, Dargaville R, Kiperstok A, Torres EA (2018) Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could

cease due to climate change and inter-annual variability. *Sci Total Environ* 634:1540-1553. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.03.256>

Eldrandaly KA, Abu-Zaid MS (2011) Comparison of Six GIS-Based Spatial Interpolation Methods for Estimating Air Temperature in Western Saudi Arabia. *J Environ Infor* 18:38-45. <https://doi:10.3808/jei.201100197>

Eris E, Cavus Y, Aksoy H, Burgan HI, Aksu H, Boyacioglu H (2020) Spatiotemporal analysis of meteorological drought over Kucuk Menderes River Basin in the Aegean Region of Turkey. *Theor Appl Climatol* 142:1515-1530. <https://doi.org/10.1007/s00704-020-03384-0>

Ferreira PS, Souza WMD, Silva JFD, Gomes VP (2018) Variabilidade Espaço-Temporal das Tendências de Precipitação na Mesorregião Sul Cearense e sua Relação com as Anomalias de TSM. *Rev Bras de Meteorol* 33(1):141-152. <https://doi.org/10.1590/0102-7786331006>

Fu T, Gao H, Liang H, Liu J (2021) Spatio-temporal precipitation changes and their localized predictors in the Taihang Mountain region, North China. *Stoch Environ Res Risk Assess* 35:665-679. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-01970-w>

Garreaud RD, Vuille M, Compagnucci R, Marengo J (2009). Present-day South American climate. *Palaeogeogr Palaeoclimatol Palaeoecol* 281(3-4):180-195. <https://doi.org/10.1016/j.palaeo.2007.10.032>

Guntu RK, Rathinasamy M, Agarwal A, Sivakumar B (2020). Spatiotemporal variability of Indian rainfall using multiscale entropy. *J Hydrol* 587:124916. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124916>

Guo A, Chang J, Wang Y, Huang Q, Guo Z (2017) Maximum entropy-copula method for hydrological risk analysis under uncertainty: A case study on the loess plateau, China. *Entropy*, 19(11):609. <https://doi.org/10.3390/e19110609>

IPCC Climate Change Synthesis Report (2014) Topic 2 future climate changes risks and impacts. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change eds. Pachauri RK, Meyer LA (Geneva, Switzerland).

Jemai S, Ellouze M, Abida H (2017) Variability of precipitation in arid climates using the wavelet approach: case study of watershed of Gabes in South-East Tunisia. *Atmosphere*, 8(9):178. <https://doi.org/10.3390/atmos8090178>

Jhong BC, Huang J, Tung CP (2019) Spatial assessment of climate risk for investigating climate adaptation strategies by evaluating spatial-temporal

variability of extreme precipitation. *Water Resour Manage* 33, 3377–3400. <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02306-8>

Khan MI, Liu D, Fu Q, Azmat M, Luo M, Hu Y, Zhang Y, Abrar FM (2016) Precipitation variability assessment of northeast China: Songhua River basin. *J Earth Syst Sci* 125:957–968. <https://doi.org/10.1007/s12040-016-0715-9>

Kayano MT, Andreoli RV (2006) Relationships between rainfall anomalies over northeastern Brazil and the El Niño–Southern Oscillation. *J Geophys Res*, 111:D13101. <https://doi:10.1029/2005JD006142>.

Kayano MT, Andreoli RV, De Souza RAF (2020) Pacific and Atlantic multi-decadal variability relations to the El Niño events and their effects on the South American rainfall. *Int J Climatol* 40:2183–2200. <https://doi.org/10.1002/joc.6326>

Kendall MG (1948) Rank correlation methods. C. Griffin, London

Krige DG (1966) Two-dimensional weighted moving average trend surfaces for ore-evaluation. *J South Afr Inst Min Metall* 66:13–38.

Li Q, Yang M, Wan G, Wang X (2016) Spatial and temporal precipitation variability in the source region of the Yellow River. *Environ Earth Sci* 75(7):594. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5583-8>

Liang CP, Hsu WS, Chien YC, Wang SW, Chen JS (2019) The Combined Use of Groundwater Quality, Drawdown Index and Land Use to Establish a Multi-Purpose Groundwater Utilization Plan. *Water Resour Manage* 33:4231–4247. <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02360-2>

Liu J, Liu T, Bao A, De Maeyer P, Feng X, Miller SN, Chen X (2016) Assessment of different modelling studies on the spatial hydrological processes in an arid alpine catchment. *Water Resour Manage*, 30(5):1757–1770. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1249-2>

Mann HB (1945) Nonparametric tests against trend. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 245–259.

Marengo JA, Torres RR, Alves LM (2017) Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. *Theor Appl Climatol* 129:1189–1200. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1840-8>

Maruyama T, Kawachi T, Singh VP (2005) Entropy-based assessment and clustering of potential water resources availability. *J Hydrol* 309(1–4):104–113. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.11.020>

- Maurer EP, Lettenmaier DP, Mantua NJ (2004). Variability and potential sources of predictability of North American runoff. *Water Resour Res* 40:W09306. <https://doi:10.1029/2003WR002789>.
- Meshram S G, Singh VP, Meshram C (2017) Long-term trend and variability of precipitation in Chhattisgarh State, India. *Theor Appl Climatol* 129(3):729-744. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1804-z>
- Mishra AK, Singh VP (2010) A review of drought concepts. *J. Hydrol* 391(1-2):202-216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- Mishra AK, Özger M, Singh VP (2009) An entropy-based investigation into the variability of precipitation. *J Hydrol* 370(1-4):139-154. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.006>
- Qin FY, Jia GS, Yang J, Na YT, Hou MT (2018) Spatiotemporal variability of precipitation during 1961–2014 across the Mongolian Plateau. *J Mt Sci* 15(5):992-1005. <https://doi.org/10.1007/s11629-018-4837-1>
- Ramarao MVS, Sanjay J, Krishnan R. Mujumdar M, Bazaz A, Revi A (2019) On observed aridity changes over the semiarid regions of India in a warming climate. *Theor Appl Climatol* 136:693–702. <https://doi.org/10.1007/s00704-018-2513-6>
- Roushangar K, Alizadeh F (2018) Entropy-based analysis and regionalization of annual precipitation variation in Iran during 1960–2010 using ensemble empirical mode decomposition. *J Hydroinform* 20(2):468-485. <https://doi.org/10.2166/hydro.2018.037>
- Santos CACD, Brito JIBD, Rao TV. R, Menezes HEA (2009) Tendências dos índices de precipitação no Estado do Ceará. *Rev Bras de Meteorol* 24(1):39-47. <https://doi.org/10.1590/S0102-77862009000100004>.
- Sen PK (1968) Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *J Am Stat Assoc* 63(324):1379-1389.
- Shannon CE (1948) A mathematical theory of communication. *Bell Syst Tech J* 27(3):379-423.
- Singh PK, Chudasama H (2021) Pathways for climate change adaptations in arid and semi-arid regions. *J Clean Prod* 284:124744. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124744>
- Singh VP (1997) The use of entropy in hydrology and water resources. *Hydrolog Process* 11(6):587-626.

- Su HT, You GJY (2014) Developing an entropy-based model of spatial information estimation and its application in the design of precipitation gauge networks. *J Hydrol* 519:3316-3327. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.10.022>
- Tongal H, Sivakumar B (2019) Entropy analysis for spatiotemporal variability of seasonal, low, and high streamflows. *Stoch Environ Res Risk Assess* 33(1):303-320. <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1615-0>
- Villalta DE, De Guenni LB, Sajo-Castelli AM (2020) Spatio-temporal modelling of hydro-meteorological derived risk using a Bayesian approach: a case study in Venezuela. *Stoch Environ Res Risk Assess* 34(3):513-529. <https://doi.org/10.1007/s00477-020-01783-3>
- Wu Y, Liu S, Yan W, Xia J, Xiang W, Wang K, Luo Q, Fu W, Yuan W (2016) Climate change and consequences on the water cycle in the humid Xianjiang River Basin, China. *Stoch Environ Res Risk Assess* 30(1):225-235. <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1073-x>
- Yang H, Xiao H, Guo C, Sun Y (2019) Spatial-temporal analysis of precipitation variability in Qinghai Province, China. *Atmos Res* 228:242-260. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.06.005>
- Yang X, Yang Y, Li K, Wu R (2019) Estimation and characterization of annual precipitation based on spatiotemporal kriging in the Huanghuaihai basin of China during 1956–2016. *Stoch Environ Res Risk Assess* 34:1407-1420. <https://doi.org/10.1007/s00477-019-01757-0>
- Zhang L, Li H, Liu D, Fu Q, Li M, Faiz MA, Khan MI, Li T (2019) Identification and application of the most suitable entropy model for precipitation complexity measurement. *Atmos Res* 221:88-97. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.02.002>
- Zhang Q, Zheng Y, Singh VP, Xiao M, Liu L (2016) Entropy-based spatiotemporal patterns of precipitation regimes in the Huai River basin, China. *Int J Climatol* 36(5):2335-2344. <https://doi.org/10.1002/joc.4498>
- Zheng Y, He Y, Chen X (2017) Spatiotemporal pattern of precipitation concentration and its possible causes in the Pearl River basin, China. *J Clean Prod* 161:1020-1031. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.156>
- Zhou F, Xu Y, Chen Y, Xu CY, Gao Y, Du J (2013) Hydrological response to urbanization at different spatio-temporal scales simulated by coupling of CLUE-S and the SWAT model in the Yangtze River Delta region. *J Hydrol* 485:113-125. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.12.040>

7. APENDICE

A - Erro Padrão Médio (MSE) e Erro Padrão Quadrado Médio (MSSE) da previsão de Krigagem para as diferentes escalas de tempo.

Escala temporal	MSE	MSSE
SVI _{ME} Anual	0.020	0.975
Precipitação média anual	0.023	0.914
SVI _{ME} para janeiro	0.014	0.958
SVI _{ME} para fevereiro	-0.007	0.943
SVI _{ME} para março	0.005	1.076
SVI _{ME} para abril	0.028	1.088
SVI _{ME} para maio	-0.001	1.018
SVI _{ME} para junho	0.007	1.499
SVI _{ME} para julho	0.007	1.122
SVI _{ME} para agosto	0.022	0.964
SVI _{ME} para setembro	0.030	0.967
SVI _{ME} para outubro	-0.028	1.177
SVI _{ME} para novembro	-0.019	1.057
SVI _{ME} para dezembro	0.047	0.953
SVI _{ME} para estação chuvosa	-0.017	0.990
SVI _{ME} para estação seca	0.015	1.009
SVI _{AE} Diário	0.025	0.954
SVI _{AE} Mensal	0.018	1.043
SVI _{AE} Sazonal	0.031	1.426
SVI _{IE} Mensal	0.067	1.098
SVI _{IE} Sazonal	-0.001	1.783

ALÉM DOS ERROS TIPO I E II EM ESTUDOS DE TENDÊNCIA HIDROMETEOROLÓGICA: UMA ANÁLISE BASEADA EM SIMULAÇÃO MONTE CARLO

Renato Souza Amorim

Saulo Aires de Souza

Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

Os extremos hidrometeorológicos são eventos raros; entretanto, as mudanças no clima têm resultado em alterações na sua frequência e intensidade (Seneviratne *et al.*, 2012). Seja pela ação de forças externas, como o aumento da emissão de gases do efeito estufa, ou resultado da variabilidade natural do clima, o cenário de alterações visto para algumas variáveis hidrológicas, tais como a vazão e precipitação, varia de local para local. Essa constatação tem fomentado debates acerca da consideração de não-estacionariedade em problemas que vão desde a gestão de recursos hídricos até a elaboração de projetos de engenharia.

Ao empregar métodos baseados na teoria dos valores extremos para o dimensionamento de projetos de estruturas hidráulicas, como diques e reservatórios, é usual assumir que o comportamento da série observada até o momento do projeto se perpetuará ao longo da vida útil do empreendimento, e, consequentemente, que os riscos hidrológicos associados permanecerão os mesmos. Esse pode não ser o caso de algumas localidades, que experimentam mudanças significativas em variáveis hidrológicas, por exemplo,

na vazão, em período pós-construção de uma dada infraestrutura. Assim, negligenciar as alterações detectadas pode não ser a melhor alternativa, pois essa omissão pode resultar em danos econômicos maiores do que aqueles previstos ou até mesmo no colapso das estruturas hidráulicas e/ou em perdas de vidas humanas, razão pela qual discute-se a necessidade de se considerar as eventuais alterações observadas nas variáveis hidrológicas.

Detectar uma mudança em variável hidromeotológica equivale a identificar, a partir do emprego de metodologias de base estatística, alterações amostrais significativas em diferentes escalas de tempo e espaço. A tarefa de detecção é conceitualmente simples, mas de difícil aplicação, tanto pelas limitações de disponibilidade de base amostral, quanto pelas dificuldades intrínsecas à própria atividade. Diversos trabalhos de avaliação de estacionariedade de variáveis hidrológicas foram publicados em periódicos internacionais nos últimos anos (Lettenmaier *et al.*, 1994; Krakauer e Fung, 2008; Vogel *et al.*, 2011; Alkama *et al.*, 2013; Hossain, 2014; Madsen *et al.*, 2014; Bayazit, 2015) e no Brasil (Muller *et al.*, 1998; Detzel *et al.*, 2011; Aires de Souza *et al.*, 2013; Alves *et al.*, 2013; Araújo e Aires de Souza, 2014; Scofield *et al.*, 2014; Rosin *et al.*, 2015).

Em geral, estudos de detecção de tendência são normalmente realizados com base em testes de hipóteses paramétricos ou não-paramétricos, sendo a hipótese nula (H_0) comumente assumida como estacionária, ou seja, de que série não possui tendência, enquanto a hipótese alternativa (H_a) prevê que a mudança está de fato presente na série. A decisão sobre a presença ou não de estacionariedade na amostra é baseada na distribuição da hipótese nula da estatística do teste (T) específica para cada tipo de teste.

A distribuição nula é o nome que se dá à distribuição da estatística do teste T , quando a hipótese nula é verdadeira. A hipótese nula é geralmente rejeitada quando o valor amostral de T se localiza

na cauda da distribuição, indicando uma baixa probabilidade de se observar tal amostra, caso essa conjectura fosse realmente verdadeira. Embora não muito provável, é possível observar uma série estacionária, cujo valor de T esteja na cauda da distribuição nula (e.g. $p < 0.05$). Vem daí a definição do erro tipo I em testes de hipótese e sua relação com a definição da região de rejeição do teste, R .

Existe uma relação direta entre a região de rejeição R da estatística-teste e a probabilidade de se cometer um erro tipo I, que ocorre quando se rejeita erroneamente a hipótese nula. A probabilidade de se cometer esse engano define o nível de significância do teste, α , que pode ser compreendido como a materialização do risco que se está disposto a correr em permitir que determinada hipótese seja rejeitada equivocadamente,

$$P(\text{Erro do Tipo I}) = P(T \in R | H_0) = \alpha.$$

Outro erro passível de ser cometido quando se realiza um teste de hipóteses é o de tipo II, definido como a probabilidade de não rejeição da hipótese nula quando a hipótese alternativa é verdadeira,

$$P(\text{Erro do Tipo II}) = P(T \notin R | H_a) = \beta$$

A probabilidade complementar a β , chamada de poder do teste, é outro parâmetro de interesse por representar a propensão de se rejeitar uma hipótese nula falsa, ou seja, reflete o “poder” de detecção real de evidências que levem à rejeição do teste realizado

$$\text{Poder do Teste} = P(T \in R | H_a) = 1 - \beta$$

Mas os erros tipo I e tipo II não são os únicos erros que podem ser cometidos durante a etapa de detecção de mudanças. Mais

recentemente, em estudo ligado à área da medicina, iniciou-se uma discussão acerca de outros tipos de erros que podem prejudicar as análises dos resultados obtidos em estudos de detecção a nível local. Trata-se dos erros Tipo S e Tipo M (Gelman e Carlin, 2014).

O erro Tipo S está relacionado com a estimativa equivocada (contrária) do sinal (S) de mudança, ou seja, quando da realização de um teste de hipótese, existe a probabilidade de se obter uma estimativa de tendência crescente (decrescente) quando na verdade a mesma é decrescente (crescente). Esse tipo de erro pode resultar numa visão totalmente distorcida da realidade.

O erro Tipo M, por sua vez, refere-se à superestimativa da magnitude das tendências. Esse tipo de erro também pode ser grave, dependendo do grau de superestimativa, que pode chegar, dependendo do caso em questão, a algumas vezes a magnitude verdadeira.

Ambos os erros se tornam mais frequentes e relevantes à medida que o poder do teste se torna menor. Esses dois erros não são discutidos na literatura de detecção de tendências em variáveis hidrometeorológicas, apesar da importância de seu entendimento no processo de análise de resultados e no planejamento da tomada de decisões em questões que envolvem a gestão de recursos hídricos, por exemplo. Afinal, tão importante quanto a detecção é a estimativa, de forma precisa, da magnitude da mudança, que irá sinalizar aos gestores sua gravidade e a necessidade ou não de intervenção imediata.

Este capítulo tem o objetivo de avaliar, por meio de estudo de Simulação Monte Carlo, como o tamanho da série histórica (n), magnitude da tendência (b), coeficiente de variação (κ) e parâmetro de forma (κ) da distribuição generalizada de valores extremos (GEV) afetam os erros do tipo S e M associados ao estimador de magnitude da mudança proposto por Sen (1968) – B_SEN.

2. ERROS TIPO S E M: CONCEITOS E IMPORTÂNCIA

Os efeitos da alteração na frequência e intensidade de eventos hidrológicos têm motivado a realização de estudos de detecção de tendências para subsidiar o processo de gestão dos recursos hídricos. Diversos fatores influenciam a capacidade de detecção de tendências verdadeiras, tais como a presença de autocorrelação temporal, a questão da multiplicidade de testes em análises regionais, e o fato de que o poder do teste empregado na análise e o grau de tendenciosidade na estimativa da magnitude da tendência dependem de características da série histórica (tamanho, graus de variabilidade e assimetria, distribuição geradora, e magnitude real de tendência) (Amorim, 2018).

Mais recentemente, em estudos ligados à área da medicina, iniciou-se uma discussão acerca de outros tipos de erros, além dos tradicionais tipos I e II, que podem prejudicar as análises dos resultados obtidos em estudos de detecção a nível local e regional. Trata-se dos erros Tipo S e Tipo M, que foram formalmente definidos por Gelman e Carlin (2014) como:

- A) *Erro tipo S*: a probabilidade de a estimativa do sinal de mudança apresentar sinal incorreto, dado que o mesmo é estatisticamente significante diferente de zero. Em outras palavras, o Erro Tipo S está relacionado com a estimativa equivocada (contrária) do sinal (S) de mudança, ou seja, quando da realização de um teste de hipótese, existe a probabilidade de se obter uma estimativa de tendência crescente (decrescente) quando na verdade a mesma é decrescente (crescente).
- B) *Erro Tipo M*: relacionado à magnitude da tendência estimada; representa a expectativa do valor absoluto da estimativa dividido pelo tamanho efetivo, se estatisticamente significante diferente de zero.

A inexistência de discussões a respeito dos *Erros do tipo S e M* na literatura de detecção de tendências em variáveis hidrometeorológicas e a relevância de seu entendimento no processo de análise de resultados foram os aspectos motivadores para o presente capítulo. Afinal, tão importante quanto a detecção é a estimativa, de forma precisa, da magnitude da mudança, que irá sinalizar aos gestores sua gravidade e a necessidade ou não de intervenção imediata.

3. ESTUDO MONTE CARLO

A simulação Monte Carlo pode ser definida como um método estatístico que se baseia em amostragens massivas para a obtenção de resultados numéricos, isto é, repete-se sucessivas simulações um elevado número de vezes para calcular probabilidades heuristicaamente. Esse tipo de método é utilizado em simulações estocásticas com diversas aplicações em áreas como a física, matemática e biologia e bastante utilizada na obtenção de aproximações numéricas de funções complexas em que não é viável, ou é mesmo impossível, obter-se uma solução analítica.

Na sequência, apresentam-se a lógica e o passo a passo adotado para a geração de séries com e sem tendências lineares distribuídas conforme GEV, via simulação Monte Carlo; a metodologia empregada na estimativa da magnitude da tendência e, por fim, as métricas definidas para estimativa dos erros do tipo S e tipo M

3.1. Lógica do experimento

A simulação Monte Carlo foi empregada na geração de diferentes amostras aleatórias do tipo GEV. Para tal, a seleção dos valores assumidos para parâmetros ditos variáveis durante o processo MC, n , Cv , b e σ , foi pautada naqueles usualmente utilizados/vistos na hidrologia. Diante disso, escolheu-se os

tamanhos amostrais, coeficientes de variação, parâmetros de forma e magnitudes de tendência iguais a, respectivamente, ($n = 20$ (20) 100), ($C_v = 0.2$ (0.2) 1.0), ($\kappa = -0.3, -0.1, 0, 0.1, 0.3$) ($b = -0.01$ (0.002) 0.01) A seleção do parâmetro de forma da GEV baseou-se no estudo desenvolvido por Martins e Stedinger (2000), em que se define o intervalo compreendido entre -0.30 e +0.30 como razoável para a definição dos valores de ${}^{\circ}$ em aplicações hidrológicas.

Em posse dos valores previamente arbitrados (n, C_v, κ e b), passa-se ao processo de geração das séries, como discutido na próxima seção.

3.2. Geração de variáveis GEV com e sem a presença de tendência

3.2.1. A distribuição GEV

A distribuição Generalizada de Valores Extremos engloba três distribuições frequentemente utilizadas na descrição probabilística de variáveis meteorológicas e hidrológicas máximas e mínimas, denominadas EV1 (Gumbel), EV2 (Fréchet) e EV3 (Weibull), cuja função de distribuição acumulada é dada por:

$$F(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\left[1 - \kappa \frac{(x - \xi)}{\alpha}\right]^{1/\kappa}\right\}, & \kappa \neq 0 \\ \exp\left\{-\exp\left[-\frac{(x - \xi)}{\alpha}\right]\right\}, & \kappa = 0 \end{cases} \quad (1)$$

em que ξ , α e κ são os parâmetros de posição, escala e forma, respectivamente. Se $\kappa < 0$ (EV2), o suporte da distribuição possui um limite inferior ($x \geq \xi + \alpha/\kappa$), mas, se $\kappa > 0$ (EV3), nota-se a existência de restrição superior ($x \leq \xi + \alpha/\kappa$). Para $\kappa = 0$, a GEV converge, no limite, para uma distribuição de Gumbel de suporte ilimitado, ou seja, $-\infty \leq x \leq \infty$.

Ao contrário de outras distribuições empregadas na avaliação de extremos, tal como a LP3, a GEV possui expressão analítica para o cálculo de quantis:

$$x_p = \begin{cases} \xi + \frac{\alpha}{\kappa} \{1 - [-\ln p]^\kappa\}, & \kappa \neq 0 \\ \xi - \infty \ln[-\ln p], & \kappa = 0 \end{cases} \quad (2)$$

em que p é a probabilidade acumulada e os parâmetros da GEV, ξ , α e κ , podem ser empregados no cômputo dos valores da média (μ), desvio padrão (σ) e coeficiente de assimetria (γ) populacionais, a saber:

$$\begin{aligned} \mu &= \xi + \frac{\alpha}{\kappa} [1 - \Gamma(1 + \kappa)] \\ \sigma &= \frac{\alpha}{|\kappa|} [\Gamma(1 + 2\kappa + \Gamma^2(1 + \kappa))]^{1/2} \\ \gamma &= \text{sinal}(\kappa) \frac{-\Gamma(1 + 3\kappa) + 3\Gamma(1 + \kappa)\Gamma(1 + 2\kappa) - 2\Gamma^3(1 + \kappa)}{[\Gamma(1 + 2\kappa) - \Gamma^2(1 + \kappa)]^{3/2}} \end{aligned} \quad (3)$$

3.2.2. Geração de variável GEV sem tendência

Diferentemente das equações apresentadas para o cálculo de μ e σ , que são dependentes de mais de um parâmetro da distribuição GEV, inclusive sendo restritas à valores de $\kappa \geq -1/3$, a expressão utilizada para a estimativa do coeficiente de assimetria possui relação exclusiva com o parâmetro de forma ϑ . Essa dependência única favorece o processo de geração de amostras do tipo GEV a partir de um determinado valor fixado de assimetria populacional.

Contudo, o coeficiente de variação ($Cv = \sigma/\mu$), que é uma estatística populacional que também deve ser controlada durante a obtenção aleatória de séries temporais, depende dos três parâmetros

distributivos da GEV, ξ , α e κ . Isso pode ser mostrado a partir da manipulação das equações acima apresentadas, sendo inclusive possível reescrevê-las de modo a correlacioná-lo a dois fatores, o parâmetro de forma (k) e uma variável adimensional ($\phi = \xi/\alpha$):

$$Cv = \frac{\frac{1}{|\kappa|} [\Gamma(1 + 2\kappa + \Gamma^2(1 + \kappa))]^{1/2}}{\xi/\alpha + \frac{1}{\kappa} [1 - \Gamma(1 + \kappa)]} \quad (4)$$

Então, para gerar amostras aleatórias baseadas em uma distribuição GEV de coeficientes de assimetria (γ_0) e variação (Cv_0), primeiramente determina-se, com base na Eq. (3), e $\phi_0 = \xi/\alpha$ utilizando-se a Eq. (4). Com os valores de k_0 e ϕ_0 definidos, pode-se, por exemplo, escolher $\alpha_0 = 1$ e $\xi_0 = \phi_0$. Salienta-se que essa última parte é arbitrária, pois qualquer escolha de ξ e α que resultem em proverá um conjunto de amostras distribuídas segundo uma GEV oriundas de população de $Cv = Cv_0$. Entretanto, para a realização de Simulação Monte Carlo, escolhe-se valores de ξ_0 e α_0 que resultem em $\mu = 1$. Informa-se que o uso do μ unitário está relacionada à geração de séries temporais não-estacionárias, mais especificamente à magnitude das tendências adotadas neste trabalho.

Logo, por conveniência, e sem perder a generalidade, ξ_0 e α_0 devem ser calculados de modo a ter $\mu = 1$:

$$\alpha_0 = \frac{\kappa_0}{\kappa_0 \phi_0 + [1 - \Gamma(1 + \kappa_0)]} \quad (5)$$

$$\xi_0 = \frac{\kappa_0 \phi_0}{\kappa_0 \phi_0 + [1 - \Gamma(1 + \kappa_0)]} \quad (6)$$

Em posse dos valores previamente arbitrados (n , Cv^o e b), gerar amostras estacionárias independentes e distribuídas conforme uma GEV é relativamente simples, dada a existência de expressão

analítica para a determinação dos quantis. Isso permite que seja empregado o método da Transformação Inversa, que possui dois passos metodológicos básicos:

1. Gerar p utilizando-se uma distribuição uniforme entre 0 e 1 [$p \sim U(0,1)$];
2. Calcular x_p com base na Equação 4.2

Mais especificamente, para gerar uma série do tipo GEV com n observações de uma determinada população com coeficientes de assimetria (γ_0) e de variação (Cv_0), são necessários seguir as seguintes etapas metodológicas:

1. Calcular κ_0 utilizando-se da última função na Eq. (3) para $\gamma = \gamma_0$;
2. Determinar ϕ_0 utilizando-se da Eq. (4) com $Cv = Cv_0$ e $\kappa = \kappa_0$;
3. Calcular os valores de α_0 e ξ_0 – por conveniência, o cálculo foi realizado utilizando as Equações (5) e (6);
4. Gerar R (por ex. 10,000) amostras do tipo GEV seguindo os dois passos executivos básicos do método da Transformação Inversa; para tal, emprega-se ξ_0 e κ_0 para a estimativa de x_p , por meio da Eq. (2).

3.2.3. Geração de variável GEV com tendência

No caso da geração de amostras do tipo GEV com a presença de tendências lineares, um termo não-estacionário é adicionado à série independente obtida por meio dos procedimentos anteriormente descritos. Supondo-se X_t como sendo o conjunto das observações independentes e distribuídas segundo uma GEV de parâmetros populacionais $(\xi_0, \alpha_0, \kappa_0)$ e média igual a unidade ($\mu = 1$), a série monotônica Y_t pode ser expressa por:

$$Y_t = X_t + b \times t \quad (7)$$

em que b é a magnitude da tendência ou a taxa da mudança em relação à média por unidade de tempo. Por exemplo, se $b = 0.01$ e a série é de base anual, então as taxas de variação por ano e por década são de 1% e 10%, respectivamente. Esclarece-se que caso fossem utilizados valores de μ diferentes da unidade, por exemplo $\mu = 10$, o termo não-estacionário na E. (7), $b \times t$, representaria um percentual de mudança médio pequeno, o que poderia levar a não-percepção de tendência quando de fato a mesma está presente na série.

Salienta-se que essa configuração permite a extração dos resultados a serem obtidos a partir da realização da simulação Monte Carlo proposta, visto que, para um dado valor de b , que representa a taxa de mudança relativa da média por unidade de tempo, e $\theta_0 = (\xi_0, \alpha_0, \kappa_0)$, associado aos valores populacionais γ_0 e Cv_0 da série, conclusões sobre o desempenho dos métodos de detecção podem ser atribuídas a quaisquer outras séries que possuam as mesmas características em termos de γ , Cv e percentual de mudança em relação à média (b).

3.3. Estimativa da magnitude da tendência

Alternativamente ao coeficiente de regressão², obtido pelo método dos mínimos quadrados (OLS), Sen (1968) sugere o emprego de estimador não-paramétrico baseado no Coeficiente de Correlação Tau de Kendall para a determinação da magnitude de tendências, a fim de evitar a influência de pontos amostrais discrepantes na estimativa de b .

O estimador proposto por Sen (1968), $Sen(b)$, prevê que seja calculada para cada um dos $n(n - 1)/2$ pares de observação amostrais possíveis (X_j, X_i) , a chamada inclinação do par ordenado, d_{ij} , dada por:

$$d_{ij} = \frac{X_j - X_i}{j - i} \quad (9)$$

em que i e j são os índices de tempo das posições amostrais ocupadas, respectivamente, por X_i e X_j , sendo que $1 \leq i \leq j \leq n$, sendo n o tamanho da série.

Formalmente, define-se o estimador de Sen (b) como sendo a mediana de todos d_{ij} calculados, a saber:

$$b = \text{med}\{d_{ij}\} \quad (10)$$

3.4. Métricas para estimativa dos erros do tipo S e tipo M

3.4.1. Erro tipo S

O erro Tipo S ocorre quando a estimativa da tendência de mudança possui sinal contrário ao do valor populacional da tendência. O que se deseja determinar é a probabilidade da estimativa de tendência de mudança apresentar sinal incorreto, dado que a tendência foi considerada estatisticamente diferente de zero. A estimativa da probabilidade de se obter um sinal trocado é obtida por meio da taxa, calculada pela equação abaixo, tendo como base as amostras geradas no estudo Monte Carlo:

$$\text{Erro Tipo S | Significativo} = N_{\text{Erro tipo S}} / N_{\text{Significativas}} \quad (11)$$

em que $N_{\text{(Erro tipo S)}}$ é o número de vezes em que o sinal da tendência estimado por B_{SEN} é contrário ao assumido durante o processo de geração serial e $N_{\text{significativos}}$ é o número de séries declaradas como não estacionárias após a aplicação do teste de Mann-Kendall para um dado conjunto de parâmetros n, b, Cv e α , sendo $b \neq 0$;

3.4.2. Erro tipo M

O erro tipo M ocorre quando a magnitude da tendência é incorretamente estimada, dado que a presença de mudança foi

considerada estatisticamente diferente de zero. Duas métricas são empregadas aqui para avaliar essa questão. A primeira mede o viés relativo dessa estimativa, determinado da seguinte forma,

$$(B_{SEN}/b) \quad (12)$$

em que B_{SEN} é a média dos valores das estimativas de b ao longo de todas as simulações, para cada conjunto de valores populacionais de n , b , Cv e κ , sendo b o valor populacional da tendência.

A segunda métrica procura avaliar fornecer uma ideia da variância do estimador de b . Nesse caso, a diferença entre valores de magnitude da tendência correspondentes aos percentis de 97.5% e 2.5% da totalidade dos b 's estimados por B_{SEN} (para um dado conjunto de valores populacionais para n , Cv , κ e b) foi a maneira adotada de expressar a variabilidade das estimativas constatada. Essa diferença foi denominada *Largura Relativa do Erro Tipo M* e, após a sua divisão pelo valor da magnitude da tendência verdadeiro, definiu-se a métrica de avaliação dos erros do tipo M, a saber:

$$L_M = \frac{IC_{97,5\%} - IC_{2,5\%}}{b} \quad (13)$$

onde L_M é a métrica indireta de avaliação da variância do erro tipo M, denominada Largura Relativa do Erro Tipo M, $IC_{97,5\%}$ e $IC_{2,5\%}$ são os valores de valor da magnitude de mudança estimados por B_{SEN} associados aos percentis de, respectivamente, 97.5 e 2.5% para um dado n , Cv , κ e b , sendo também $b \neq 0$.

4. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A Figura 1 mostra a dependência da probabilidade do Erro Tipo S para séries do tipo GEV ao se variar o tamanho

amostral ($n = [20\ 40\ 60\ 80\ 100]$) , coeficiente de variação ($Cv = [0.2\ 0.6\ 1.00]$) e a magnitude da tendência decenal relativa positiva ($b = [2.0\ 4.0\ 6.0\ 8.0\ 10.0\%]$), mantendo-se fixo apenas o parâmetro de forma $\kappa = -0.30$. Assim, pode-se constatar que a proporção de séries que tiveram o seu sinal estimado por B_SEN contrário àquele assumido durante o processo de geração serial pode ser expressiva em diversas situações, ficando claro que a probabilidade do Erro Tipo S é decrescente à medida que se eleva o tamanho da amostra (n). Em outras palavras, ao se gerar 10,000 séries do tipo GEV, via MC, para um dado κ , Cv , b fixos e diversos n , a taxa de equívocos de sinal estimados pela metodologia proposta por SEN será tão menor quanto maior o comprimento da série. Por exemplo, para $Cv = 1.00$ e $b = 2.00\%$, o caso mais extremo dentre os considerados neste trabalho, a probabilidade de se obter uma tendência com sinal trocado é de 36.4% para $n = 20$, 18% para $n = 40$, 8% para $n = 60$, 2.5% para $n = 80$ e menos de 1% para uma série de tamanho $n = 100$.

Naturalmente, os resultados apresentados acima estão relacionados com uma combinação extrema de Cv e b , sendo outras combinações possíveis de serem encontradas na prática. Por exemplo, um comportamento similar ao observado para o tamanho amostral nos casos mencionados acima ocorre com o aumento da magnitude da tendência, em que a relação negativa fica evidente ao se constatar que as barras da Figura 1 diminuem de magnitude da esquerda para a direita, ou seja, no sentido de crescimento da tendência relativa decenal. Cita-se a diminuição no valor da probabilidade do Erro Tipo S em amostras cujo $n = 40$ e $Cv = 1.0$, passando de 18.4%, quando $b = 2.00\%$, para 6.3% quando $b = 4.00\%$, o que mostra claramente que o problema tem em uma de suas causas a relação entre Cv e b .

Além disso, a Figura 1 evidencia o crescimento da probabilidade do Erro Tipo S com o aumento do coeficiente de variação, o que pode ser visto para amostras, por exemplo, de tamanho $n=20$ e $b =$

2.00% e que tem o Cv aumentado de 0.20 (0.076) para 0.60 (0.295) e, posteriormente para 1.00 (0.364). Intuitivamente, essa relação entre Cv e o erro em questão era esperada, dado que o aumento do ruído serial proporciona maior variabilidade à série, conferindo a possibilidade de aumento no número de equívocos do sentido de sinal de mudança. Ratificando a impressão anteriormente relatada, a Figura 2 mostra que, mesmo para diferentes valores do parâmetro de forma (κ), a relação positiva entre Cv e probabilidade do Erro Tipo S permanece, desde que os demais fatores intervenientes estudados sejam mantidos constantes. Diz-se isso ao observar que, para $n = 50$, $b=2.00\%$ e $\kappa = 0.3$, os valores das ordenadas para Cv = 0.2 e 1.0 são, respectivamente, iguais a 0.010 e 0.285.

Em relação à Figura 2, nota-se que os efeitos de aumento da magnitude de b , de maneira análoga ao que ocorre para o tamanho amostral, resultam em decréscimos no valor da probabilidade do Erro Tipo S observado para diferentes Cv's simulados, ou seja, a relação de dependência entre essas variáveis é negativa.

A relação positiva existente entre o parâmetro de forma da GEV (κ) e a probabilidade de se cometer equívocos na indicação do sinal de tendência estimada por B_SEN, é facilmente constatada na Figura 2 ao se verificar que os menores e maiores valores de probabilidade do Erro Tipo S estão associados, respectivamente, ao menor (-0.3) e maior (0.3) κ simulados, para n , Cv e b fixos. Traduzindo em números, tem-se que a diferença observada entre os Erros do Tipo S para $\kappa = -0.30$ e $\kappa = 0.30$, considerando-se $n = 50$, Cv = 0.60, $b = 2.00\%$ fixos, é de 13.2%. As relações do parâmetro de forma e a taxa de erro em análise com a variação da magnitude da tendência (b) e o coeficiente de variação (Cv) são, respectivamente, crescentes e decrescentes.

Adicionalmente, o que chama a atenção é que, independente das variáveis intervenientes testadas, n , Cv, b e κ , existem combinações possíveis entre elas que resultam em percentuais de sinais com indicação equivocada em torno de 30%.

Figura 1: Probabilidade do Erro Tipo S (sinal) dado que a estação foi declarada não-estacionária ($\alpha = 0.05$) para $\kappa = -0.30$ e diferentes valores de e e $Cv = 0.2$ (a), 0.6 (b) e 1.0 (c)

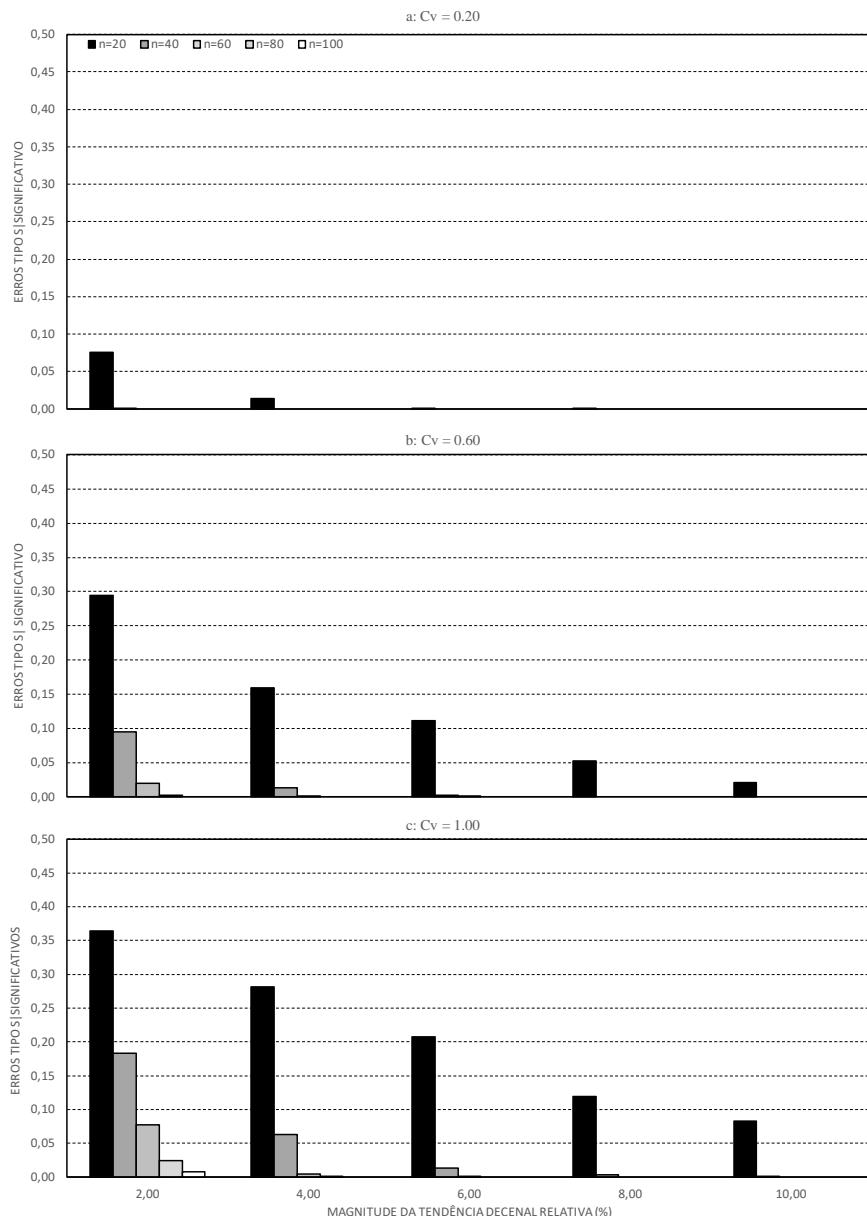


Figura 2: Probabilidade do Erro Tipo S (sinal) dado que a estação foi declarada não-estacionária ($\alpha = 0.05$) para $n=50$ e diferentes valores de $\kappa = -0.3$ (a), 0,0 (b) e 0,30 (c)

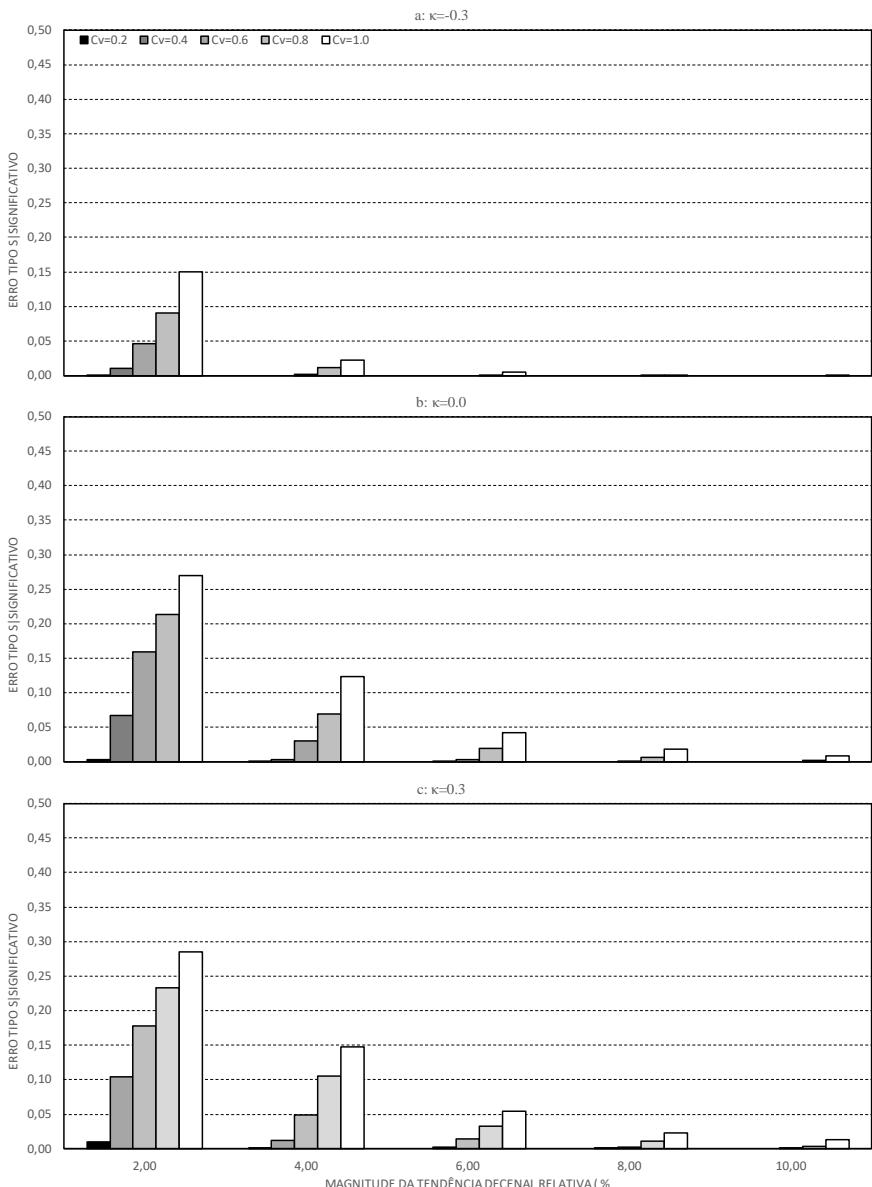
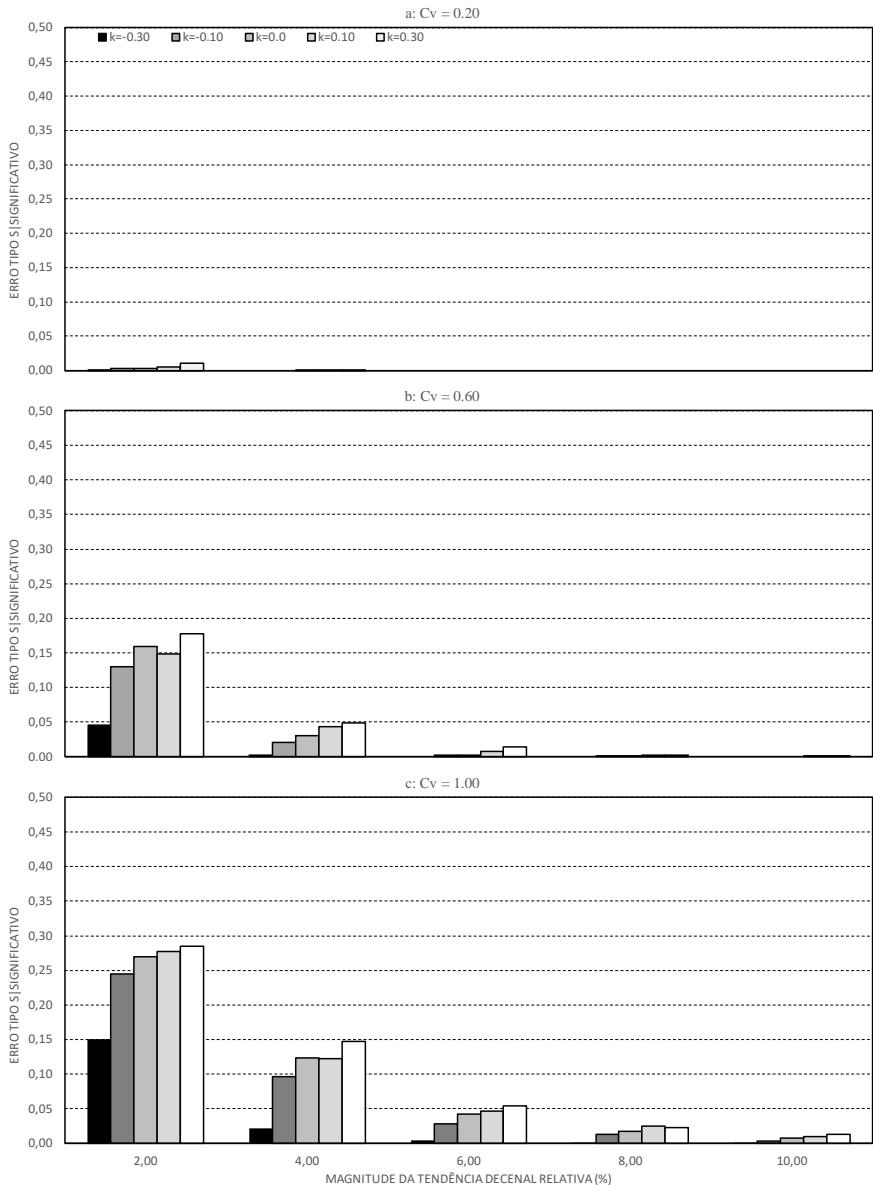


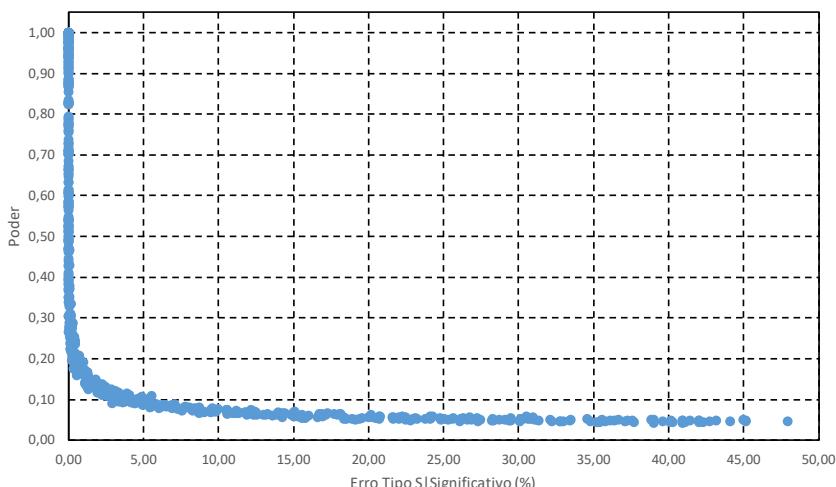
Figura 3: Probabilidade do Erro Tipo S (sinal) dado que a estação foi declarada não-estacionária ($\alpha = 0.05$) para $n=50$ e diferentes valores de Cv = 0.2 (a), 0.6 (b) e 1.0 (c)



Os resultados apresentados até aqui mostram que, em séries com alta variabilidade anual e com magnitude de tendência relativamente pequena – características que resultam em baixo poder de um teste estatístico (depende também do parâmetro de forma κ da GEV) –, a probabilidade de se obter uma estimativa da tendência com sinal trocado é relativamente alta para amostras com tamanhos geralmente constatados para as estações brasileiras, normalmente inferiores a 60 anos.

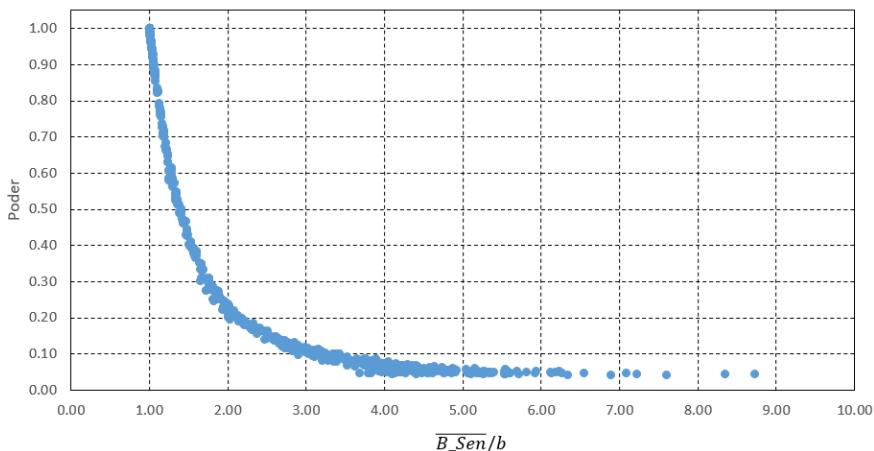
A Figura 4 mostra que, para poder do teste com valores inferiores a 0,15, a probabilidade do Erro Tipo S pode ser bastante elevada. Esse fato é um complicador em estudos de detecção, pois pode resultar, por exemplo, em situações em que duas estações próximas venham a ser identificadas como não-estacionárias, porém uma com tendência crescente e outra com tendência decrescente, levantando dúvidas sobre a análise realizada e causando dificuldades na interpretação dos resultados. Como será visto na sequência, esse problema pode ser exacerbado porque o estimador da magnitude da tendência tende a superestimar a real magnitude quando o poder do teste é baixo.

Figura 4: Curva que expressa a relação entre o poder do teste e a probabilidade do Erro Tipo S | significativo (%)



Os resultados do estudo Monte Carlo permitiram avaliar também o grau de tendenciosidade e a variância do estimador B_{SEN} para diferentes características da série. A Figura 5 relaciona o poder do teste com a tendenciosidade relativa do estimador B_{SEN} quando a série é declarada não-estacionária pelo teste MK. Salienta-se que a tendenciosidade relativa é expressa pela razão entre o valor esperado do estimador e o valor real (populacional) da magnitude, B_{SEN}/b . Pode-se observar que o estimador tende a superestimar a magnitude real, especialmente em situações em que o poder do teste é baixo. Por exemplo, em casos em que o poder do teste é da ordem de 0.50, a estimativa da magnitude da tendência pode ser, em média, 40% maior do que a magnitude real, chegando à 100% (dobro) para valores de poder iguais a 0.20. Esclarece-se que distorções como essas podem comprometer significativamente a interpretação dos resultados e as decisões de gestão de recursos hídricos ou de dimensionamento de estruturas de engenharia que venham a ser baseadas em tais achados.

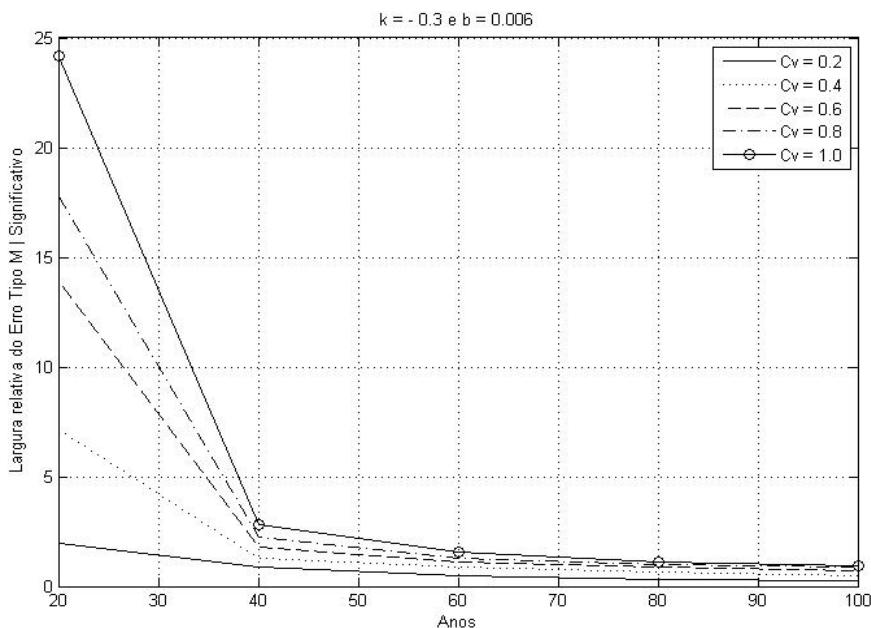
Figura 5: Curva que expressa a relação entre o poder do teste e o valor médio estimado por B_{SEN} dividido por b (B_{SEN}/b)



Além da tendenciosidade relativa do estimador, foi feita uma análise da variância do mesmo, utilizando para isso os percentis de 2.5% e 97.5% (IC) dos valores de B_SEN estimados para as 10,000 séries geradas para valores fixos de n , Cv e $^{\circ}$. Na verdade, os valores apresentados e discutidos a seguir consideram apenas os casos em que a estação foi declarada não-estacionária, utilizando-se como métrica de avaliação a denominada Largura relativa do Erro Tipo M |Significativas, que nada mais é do que a diferença entre os valores dos percentis dividida pelo valor b para as séries significativas. Os resultados obtidos para essa avaliação são apresentados nas Figura 6 e Figura 7, em que se pode observar que, para algumas situações de baixo poder do teste, a Largura relativa do Erro Tipo M pode chegar a valores bastante elevados, 20, por exemplo.

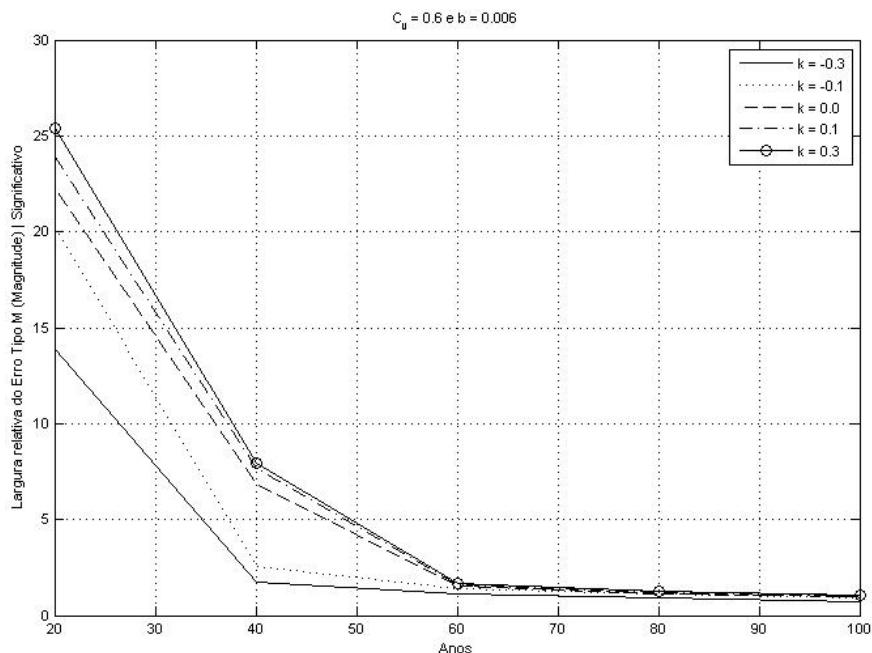
Analisando a Figura 6, que apresenta a relação existente entre o tamanho amostral e a largura do intervalo de confiança obtida para um valor fixo de $^{\circ} = -0.30$ e $b = 0.006$ e diferentes magnitudes de coeficiente de variação ($Cv = [0.2 (0.2) 1.0]$), nota-se que, à medida que o número de anos de dados disponíveis para uma amostra se eleva, o intervalo de confiança se estreita. Já para o coeficiente de variação, observa-se um comportamento contrário: a elevação da sua magnitude resulta em alargamento do IC, ou seja, maior variabilidade nos valores estimados para a tendência pelo B_SEN. A influência de Cv sobre a largura de IC é mais pronunciada em amostras de tamanho reduzido ($n < 40$), visto que o aumento do coeficiente de variação, por exemplo, de 0.20 para 1.00, resulta em diferenças que chegam a quase 25 e 1,1 vez o valor de b simulado para, respectivamente, $n = 20$ e $n = 100$.

Figura 6: Largura relativa do IC do Erro tipo M, dado que a estação foi declarada não-estacionária ($\alpha = 0.05$) para $\theta = -0.3$, $b = 0.006$ e diferentes valores de $Cv = [0.2 \ (0.2) 1.0]$ e $n = [20 \ 40 \ 60 \ 80 \ 100]$.



A Figura 7 mostra a interdependência constatada entre o parâmetro de forma (θ) e a largura do IC da estimativa da magnitude da tendência por meio B_SEN, adotando-se um nível de confiança de 5%. Fixando-se os valores de $b = 0.006$ e do $Cv = 0.6$, construiu-se, para cada um dos θ avaliados ($[-0.3, -0.1, 0, +0.1, +0.3]$), curvas que expressam a relação entre as variáveis procuradas e plotadas nos pares de eixos coordenados. É interessante notar que, assim como ocorre para o Cv , o IC se estreita à medida que se aumenta o tamanho amostral, atingindo praticamente o valor esperado de b para séries com $n \geq 60$. Já o parâmetro de forma tem efeitos mais severos para amostras de tamanho reduzido ($n < 40$, para $k < -0.1$ e $n < 60$, para $k > 0$) e atua de maneira significativa na dispersão dos resultados de B_SEN obtidos, sendo, para alguns casos, superiores a 25 vezes o módulo de b .

Figura 7: Largura relativa do IC do Erro tipo M dado que a estação foi declarada não-estacionária ($\alpha = 0.05$) para $C_v = 0.6$, $b = 0.006$ e diferentes valores de $\theta = [-0.3 \ -0.1 \ 0 \ 0.1 \ 0.3]$ e $n = [20 \ 40 \ 60 \ 80 \ 100]$.



5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A probabilidade de se estimar a magnitude da tendência com o sinal trocado (erro Tipo S) empregando o estimador proposto por Sen (1968), muito utilizado em estimativas de magnitudes de mudança, não é desprezível. Por exemplo, verificou-se que a probabilidade do erro Tipo S pode variar de 5% a 45% para valores de poder do teste inferiores a 10%, valor esse observado quando a série é distribuída por uma distribuição Gumbel ($\theta = 0$), com 30 anos de dados, $C_v = 1$, e tendência monotônica de 10% por década em relação à média da série. Esse fato já havia sido evidenciado por Gelman e Carlin (2014), que apontaram para chances próximas de 40% ou mais de acometimento de erros tipo S para situações de resultado

significativos localmente no nível de significância de 5%. Os mesmos autores pontuam ainda que a probabilidade de um erro tipo S não é a mesma que o valor p ou nível de significância, o que é desconhecido até mesmo por usuários avançados de técnicas estatísticas.

A estimativa de magnitude de tendência com sinal trocado pode causar interpretações equivocadas sobre os resultados de análise de tendência e pode resultar em decisões equivocadas sobre investimentos em adaptação. Ainda em relação à magnitude da tendência, os resultados da simulação Monte Carlo apontam que o estimador proposto por Sen (1968) tende a superestimar a magnitude (erro Tipo M) quando o poder do teste MK é baixo. O valor estimado da magnitude da tendência, em média, pode ser 1,5 vezes maior que o valor real quando o poder do teste é igual a 0,40, podendo ainda ser até 5 vezes maior do que o valor real, em média, quando o poder do teste é igual a 0,05.

Esses resultados mostram também que, em séries com alta variação anual e com magnitude de tendência relativamente pequena – características que resultam em baixo poder de um teste estatístico (depende também do parâmetro de forma θ da GEV) –, a probabilidade de se obter uma estimativa da tendência com sinal trocado é relativamente alta para amostras com tamanhos geralmente constatados para as estações brasileiras, normalmente inferiores a 60 anos

6. REFERÊNCIAS

- AghaKouchak, A. et al. (Eds.), 2013. *Extremes in a Changing Climate: Detection, Analysis and Uncertainty*, Water in Science Technology Library, Volume 65. Springer, New York, NY.
- ANA (Agência Nacional de Águas), 2016. Mudanças Climáticas e Recursos Hídricos: Avaliação e Diretrizes para Adaptação. Agência Nacional de Água, Brasília.
- ASCE, 2018. *Climate-Resilient Infrastructure: Adaptive Design and Risk Management*. ASCE manuals and reports on engineering practice no. 140. Reston, VA. American Society of Civil Engineers.

- Ball, J. Babister, M., Nathan, R., Weeks, W., Weinmann, E., Retalick, E., Testoni, I. (2016). Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation.
- Bayazit, M., Fernandez, B. & Salas, J., 2001. Return Period and Risk of Hydrologic Events. I: Mathematical Formulation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 6, p.358.
- Borgomeo, E. et al., 2018. Risk, Robustness and Water Resources Planning Under Uncertainty. *Earth's Future*, 6(3), pp.468–487.
- Borgomeo, E., Hall, J. Fung, F., Watts, G., Colquhoun, K., Lambert, C. (2014). Risk-based water resources planning: incorporating probabilistic nonstationary climate uncertainties. *Water Resources Research*, 50, 6850-6873, doi: 10.1002/2014WR015558.
- Brown, C. et al., 2011. A Decision-Analytic Approach to Managing Climate Risks: Application to the Upper Great Lakes1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.524–534.
- Burn, D., Fan, L., Bell, G. (2008). Identification and quantification of streamflow trends on the Canadian Prairies, *Hydrological Sciences Journal*, 53:3, 538-549, DOI: 10.1623/hysj.53.3.538
- Coch, A., Luis Mediero, L. (2016). Trends in low flows in Spain in the period 1949–2009, *Hydrological Sciences Journal*, 61:3, 568-584, DOI: 10.1080/02626667.2015.1081202
- Craig, R. K. (2010). Stationarity Is Dead - Long live transformation: Five principles for climate change adaptation law. *Harvard Environ, Rev.*, 34 (1), pp. 9-75.
- England, J.F., Jr., Cohn, T.A., Faber, B.A., Stedinger, J.R., Thomas, W.O., Jr., Veilleux, A.G., Kiang, J.E., and Mason, R.R., Jr. (2018). Guidelines for determining flood flow frequency—Bulletin 17C: U.S. Geological Survey Techniques and Methods, book 4, chap. B5, 148 p.
- Franks, S.W. (2014). Flood risk in Eastern Australia: climate variability and change. In: Beven, K., Hall, J. (Eds.). Applied uncertainty analysis for flood risk management. Imperial College Press, London.
- Galloway, G.E., 2011. If Stationarity is Dead, What Do We Do Now?1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.563–570.
- He, H., Cheng, Y., Cheng, N., Lu, Y., Singh, S. (2017). Variability of Hydrological Processes and Systems in a Changing Environment. In: Vinjai, S. (Ed.), Handbook of Applied Hydrology, Second Edition. McGraw-Hill Education.
- Hirsch, R.M., 2011. A Perspective on Nonstationarity and Water Management1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.436–446.

- IPCC (2013). Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. ISBN 978-1-107-66182-0.
- Kaatz, L., 2010. *Decision Support Planning Methods: Incorporating Climate Change Uncertainties into Water Planning*,
- Kiang, J., Olsen, J., Waskom, R. (2011). Introduction to the Featured Collection on "Nonstationarity, Hydrologic Frequency Analysis, and Water Management." *Journal of the American Water Resources Association (JAWRA)*, 47(3):433-435. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2011.00551.x
- Koutsoyanis, D., Montanari, A. (2014). Negligent killing of scientific concepts: The stationarity case. *Hydrol. Sci. J.*, 60, pp. 1174–1183.
- Kundzewicz, Z.W., 2011. Nonstationarity in Water Resources - Central European Perspective1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.550–562.
- Lins, H. F., Cohn, T. A. (2011). Stationarity: Wanted dead or alive? *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47, pp. 475–480.
- Mangini, W., Viglione, A., Hall, J., Hundecha, Y., Ceola, S., Montanari, A., Rogger, M., Salinas, J.L., Borzì, I., Parajka, J. (2018). Detection of trends in magnitude and frequency of flood peaks across Europe, *Hydrological Sciences Journal*, 63:4, 493-512, DOI: 10.1080/02626667.2018.1444766
- McPhail, C. et al., 2018. Robustness Metrics: How Are They Calculated, When Should They Be Used and Why Do They Give Different Results? *Earth's Future*, 6(2), pp.169–191.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J., Dettinger, M. D., Krysanova, V. (2015). On Critiques of "Stationarity is Dead: Whither Water Management?". *Water Resour. Res.*, 51, pp. 7785–7789.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is dead: Whiter water management? *Science*, 319, pp. 573–574.
- Mondal, A., Daniel, D., 2019. Return Levels under Nonstationarity: The Need to Update Infrastructure Design Strategies. *Journal of Hydrologic Engineering*, 24 (1): 04018060.
- Montanari, A., Young, G., Savenije, H., Hughes, D., Wagener, T., Ren, L., Koutsoyanis, D. et al. 2013. Panta Rhei—Everything Flows': Change in Hydrology and Society—the IAHS Scientific Decade 2013–2022. *Hydrological Sciences Journal*. 58 (6): 1256–75. doi:10.1080/02626667.2013.809088.

- NAS (The National Academies of Science, Engineering and Medicine), 2018. *Future Water Priorities for the Nation: Directions for the U.S. Geological Survey Water Mission Area*, Washington, D.C.: National Academies Press.
- NERC (1975). Flood Studies Report. Natural Environment Research Center.
- Obeysekera, J. & Salas, J.D., 2014. Quantifying the Uncertainty of Design Floods under Nonstationary Conditions. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), pp.1438–1446.
- Prosdocimi, I., Kjeldsen, T.R. & Svensson, C., 2014. Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK. *Natural Hazards and Earth System Science*, 14(5), pp.1125–1144.
- Rahman, A., Haddad, K., Kuczera, G., Weinmann, E. (2016). Regional Flood Methods. In: Commonwealth of Australia, *Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation* (Chapter 3 in Book 3). Retrieved from <http://book.arr.org.au.s3-website-ap-southeast-2.amazonaws.com>.
- Ray, P.A. et al., 2018. Growth of the Decision Tree: Advances in Bottom-Up Climate Change Risk Management. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 26(12), pp.1376–18.
- Razavi, S. & Vogel, R., 2018. Prewhitenning of hydroclimatic time series? Implications for inferred change and variability across time scales. *Journal of Hydrology*, 557, pp.109–115.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2015. Reliability, return periods, and risk under nonstationarity. *Water Resources Research*, 51(8), pp.6381–6398.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2016. Hazard function theory for nonstationary natural hazards. *Natural Hazards and Earth System Science*, 16(4), pp.915–925.
- Robson, A., Reed, D. (1999). Flood Estimation Handbook. Volume 3. Institute of Hydrology, Wallingford.
- Rootzén, H. & Katz, R.W., 2013. Design Life Level: Quantifying risk in a changing climate. *Water Resources Research*, 49(9), pp.5964–5972.
- Rosbjerg, D., 2017. Optimal adaptation to extreme rainfalls in current and future climate. *Water Resources Research*, 53(1), pp.535–543.
- Rosner, A., Vogel, R.M. & Kirshen, P.H., 2014. A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world. *Water Resources Research*, 50(3), pp.1928–1942.
- Salas, J.D., Obeysekera, J. (2014). Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(3), pp.554–568.

- Salas, J.D., Obeysekera, J. & Vogel, R.M., 2018. Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review. *Hydrological Science Journal*, 63(3), pp.325–352.
- Schlef, K.E. et al., 2018. A General Methodology for Climate-Informed Approaches to Long-Term Flood Projection-Illustrated With the Ohio River Basin. *Water Resources Research*, 54(11), pp.9321–9341.
- Serago, J.M. & Vogel, R.M., 2018. Parsimonious nonstationary flood frequency analysis. *Advances in Water Resources*, 112, pp.1–16.
- Serinaldi, F., Kilsby, C. G. (2015). Stationarity is undead: Uncertainty dominates the distribution of extremes. *Adv. Water Resour.*, 77, pp. 17–36.
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G. & Lombardo, F., 2018. Untenable nonstationarity—An assessment of the fitness for purpose of trend tests in hydrology. *Advances in Water Resources*, 111, pp.132–155.
- Spence, C.M. & Brown, C.M., 2016. Nonstationary decision model for flood risk decision scaling. *Water Resources Research*, 52(11), pp.8650–8667.
- Stedinger, J.R. & Crainiceanu, C.M., 2001. Climate Variability and Flood-Risk Management. In: Proceedings of the Conference on Risk-Based Decisionmaking in Water Resources, October 15-20, 2000, Santa Barbara, California. Reston, VA: American Society of Civil Engineers, pp. 77–86. Doi: [10.1061/\(ASCE\)10577\(306\)7](https://doi.org/10.1061/(ASCE)10577(306)7).
- Stedinger, J.R. & Griffis, V.W., 2011. Getting From Here to Where? Flood Frequency Analysis and Climate1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.506–513.
- Sveinsson, O.G.B. et al., 2003. Modeling the Dynamics of Long-Term Variability of Hydroclimatic Processes. *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 4, pp. 489-505.
- Vogel, R.M., Castellarin, A., 2017. *Risk, Reliability and Return Periods and Hydrologic Design*. In: Vijay P. Singh (Ed.), *Handbook of Applied Hydrology*. Second Edition. McGraw-Hill Education, New York, NY.
- Vogel, R.M., Rosner, A. & Kirshen, P.H., 2013. Brief communication “Likelihood of societal preparedness for global change.” *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1(1), pp.1–13.
- Vogel, R.M., Yaindl, C., Walter, M., (2011). Nonstationarity: Flood Magnification and Recurrence Reduction Factors in the United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.464–474.
- Waage, M.D. & Kaatz, L., 2011. Nonstationary Water Planning: An Overview of Several Promising Planning Methods1. *Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.535–540.

COMO ASSEGURAR O NÍVEL DE SIGNIFICÂNCIA DESEJADO EM ANÁLISE REGIONAL DE TENDÊNCIAS HIDROMETEOROLÓGICAS

Renato Souza Amorim

Saulo Aires de Souza

Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

Eventos hidrológicos extremos, tais como cheias e secas prolongadas, afetam diretamente vários setores da sociedade, incluindo a economia, o meio-ambiente e a cultura. Dada a abrangência dos seus efeitos, legisladores, gestores e tomadores de decisão estão cada vez mais interessados em conhecer a natureza e o comportamento desses eventos para diferentes escalas de tempo e espaço. Isso explica, em parte, a quantidade de artigos sobre o tema (e.g. Lettenmaier et al., 1994; Krakauer e Fung, 2008; Vogel et al., 2011; Alkama et al., 2013; Hossain, 2014; Madsen et al., 2014; Bayazit, 2015, WMO, 2009).

Alterações climáticas e mudanças no uso do solo interferem nos aspectos espaciais e temporais terrestres do ciclo hidrológico, incluindo a frequência e a intensidade dos eventos extremos (Kundzewicz et al., 2007). Enquanto o uso do solo afeta o ciclo hidrológico e a disponibilidade dos recursos hídricos pela modificação da rugosidade da superfície, propriedades do solo, albedo e evapotranspiração (Brown et al., 2005), a mudança e variabilidade climática também atuam sobre o ciclo hidrológico, modificando seus componentes básicos tais como precipitação, evaporação, umidade

do solo, disponibilidade hídrica subterrânea e magnitude e tempo de escoamento superficial (Dooge, 1992).

A detecção de mudanças em séries hidrológicas pode ter caráter local ou regional e baseia-se em testes de hipóteses, que empregam conjecturas a respeito do comportamento populacional de uma variável aleatória. A realização de testes de hipótese permite avaliar se a série observada apresenta ou não mudanças estatisticamente significantes, embora a decisão de apontá-la como estacionária ou não sempre estará sujeita a equívocos, com a rejeição (erro tipo I) ou aceitação (erro tipo II) da hipótese nula de estacionariedade (H_0).

Em estudos de caráter local, o objetivo é entender o que acontece em uma dada estação de medição, sem se preocupar com o que acontece nas proximidades da mesma (nas estações próximas), tentando-se limitar a probabilidade de acometimento de erros do tipo I (*falsos positivos*) a um valor previamente arbitrado a realização do teste estatístico (α_L). A escolha de um dado nível de significância local é aparentemente simples e deveria ser tão menor quanto o possível, a fim de limitar o aparecimento de falsos positivos nos estudos de detecção. Entretanto, a opção por valores cada vez menores de α_L , acaba por reduzir a chance de se rejeitar uma hipótese nula falsa, ou seja, reduz-se o poder do teste.

Embora a análise de detecção de tendências em variáveis hidrometeorológicas a nível local seja bastante comum, muitos estudos realizados no mundo possuem um caráter regional ou até mesmo nacional, geralmente com o objetivo de identificar regiões onde existe um número elevado de estações com tendência. A análise regional de detecção de tendências padece de aspectos ligados à aplicação de múltiplos testes de hipóteses, simultaneamente, para estações de uma dada região, em que a finitude e a existência de interdependência entre os pontos de monitoramento comprometem a capacidade de detecção de tendência verdadeiras (correlação espacial). Esse

problema, conhecido como multiplicidade de testes, passou a ser efetivamente considerado a partir dos estudos de Livezey e Chen (1983).

Ao longo do tempo, a necessidade de se obterem resultados de detecção de tendência regionais mais verossímeis para subsidiar o processo decisório e de gestão de recursos hídricos motivou a evolução das técnicas que lidam com o problema da multiplicidade. Isso levou ao surgimento de técnicas de controle global de erros em testes de hipóteses, tais como o *Family-Wise Error* (FWER) e o *False Discovery Error* (FDR) (Benjamini e Hockberg, 1995) e suas variações (Benjamini e Hockberg, 1997; Benjamini e Hockberg, 2000 e Benjamini e Yekutieli, 2001).

O emprego das técnicas de controle de erros tipo I pelo FDR voltado para a hidrologia é relativamente recente (Ventura et. al., 2004), não podendo o mesmo ser dito de outras áreas da ciência, como a epidemiologia e a genética (Storey e Tibshirani, 2003 e Efron, 2008). Com a vantagem de controlar a proporção de falsos positivos em relação ao número de rejeições, independente da quantidade de estações apontadas como não-estacionárias, as referidas abordagens evitam a elevada taxa de rejeições equivocadas, que são usualmente encontradas quando a questão da multiplicidade não é considerada.

Assim, o presente capítulo tem o objetivo de avaliar como métodos recentemente desenvolvidos e aplicados nas áreas de genética e epidemiologia, baseados no conceito de controle de falsos positivos (*False Discovery Rate* – FDR), se comportam em estudos regionais de detecção de tendência monotônicas em séries de extremos hidrometeorológicos e, posteriormente aplicá-los a bacia hidrográfica do rio São Francisco.

2. MULTIPLICIDADE E O CONTROLE PELO FDR

Estudos de detecção de tendência quase sempre consistem na aplicação simultânea de testes de hipóteses a várias estações

de monitoramento de uma dada variável hidrológica de uma dada região. O nível de significância, α_L , associado ao teste de hipótese local, é sempre especificado previamente, e reflete o risco que se está disposto a tolerar em relação a cometer um Erro do Tipo I, ou seja, declarar uma determinada estação como não-estacionária, quando, de fato, não existe nenhuma tendência associada a ela. Assim, pode-se dizer que se a hipótese nula é verdadeira, a probabilidade de se cometer o Erro Tipo I é igual a α_L .

A definição da região de rejeição R de um teste de hipótese local para um dado α_L é direta, mas, quando o objetivo é o controle do Erro Tipo I regional, o cenário torna-se mais complexo. Nem mesmo está claro qual o erro que deve ser controlado. Como opção de mecanismos estatísticos de controle, a literatura usualmente recomenda o *Per-Comparison Type I Error* (PCER), o *Family-Wise Type I Error* (FWER) ou o *False Discovery Rate* (FDR).

O procedimento baseado no PCER simplesmente ignora os problemas originados pela multiplicidade, já que a decisão de aceitação ou rejeição da hipótese nula é feita individualmente, ou seja, utilizando-se apenas a informação contida na estação que se encontra em análise. Por esse procedimento não considerar a perspectiva global das estações presentes em uma região, invariavelmente ocorrem violações do valor nominal, α_R , de significância regional. Por exemplo, suponha que um estudo de detecção de tendências utilizando o PCER e um nível de significância local, α_L , igual a 0.05, é realizado em uma região que contenha 50 estações. Se todas as hipóteses nulas assumidas são verdadeiras e as estatísticas dos testes são independentes, a probabilidade de se cometer pelo menos uma falsa rejeição $P_r(nFD)$ segue uma distribuição binomial (Livezey e Chen, 1983) e é dada por:

$$P_r(nFD \geq 1) = 1 - (1 - \alpha_L)^m = 1 - (1 - 0.05)^{50} = 0.92 \quad (1)$$

um valor extremamente elevado.

Assim, nota-se que o procedimento baseado no PCER controla a falsa detecção em um nível local, compatível com o valor de α_L arbitrado, não sendo, portanto, uma abordagem adequada para lidar com problemas que envolvem a realização de múltiplos testes. Isso fez com que os testes de hipótese baseados no PCER sejam denominados como testes não corrigidos.

Uma concepção de controle de erros empregada com bastante freqüência em questões que envolvem a aplicação de múltiplos testes é a *Family-Wise Error Rate* (FWER). A FWER é definida como a probabilidade de se ter ao menos uma falsa rejeição, quando realizados simultaneamente testes de hipóteses a m estações em uma região. O emprego do controle FWER é uma estratégia bastante atraente, mas, por outro lado, pode ser extremamente restritiva, já que, se a evidência amostral não é muito forte, a rejeição da hipótese nula não ocorre, o que resulta em baixo poder de detecção. Esse problema se torna ainda maior quando o número de estações a serem avaliadas cresce. O baixo poder torna-se um grande inconveniente, dado que a idéia central de se realizarem esses testes é identificar as estações que, de fato, possuem tendências. Salienta-se que o teste de Bonferroni é um exemplo de método que utiliza esse mecanismo específico de controle, o FWER.

Abordagem alternativa ao controle de erros pelo FWER surgiu da necessidade, em vários problemas de multiplicidade, de se controlar o número de rejeições equivocadas realizadas e da idéia de que a gravidade de um falso positivo está inversamente relacionada à quantidade total de hipóteses rejeitadas. Buscando conciliar os anseios relatados em única métrica de controle, propôs-se que a proporção de erros do tipo I cometidos dentre a totalidade das hipóteses rejeitadas, $n_{FP}/n_{rejeitado}$, fosse utilizada.

Expressa por uma variável aleatória Q , a razão supracitada assumirá o valor nulo quando inexistirem rejeições, ou seja, $m = m_0$. Dado que valores do n_{FP} e n_{H_a} são desconhecidos, mesmo após a realização de testes e análise dos dados, define-se o *FDR* como sendo o valor esperado de Q (Q_e).

$$Q_e = E(Q) = E[n_{FP}/(n_{FP} + n_{H_a})] \quad (2)$$

Oriundas de sua definição formal, duas propriedades emergem como relevantes para a taxa de controle expressa na Equação (1)

- A) Se todas as hipóteses nulas são verdadeiras, o *FDR* é equivalente a *FWER*. Nesse caso, $n_{H_a} = 0$ e $n_{FP} = n_{rejeitado}$, então se $n_{FP} = 0$, diz-se que $FDR = 0$. Agora, se $n_{FP} > 0$, então $FDR = 1$, conduzindo a $P(n_{FP} \geq 1) = E\left(\frac{n_{FP}}{n_{rejeitado}}\right) = FDR$. Assim, portanto, o controle exercido pelo *FDR* assemelha-se àquele exercido pelo *FWER*
- B) Quando o $n_{FP} + n_{H_a} < m$, o valor de *FDR* é menor ou igual ao *FWER*. Nessa situação, se $n_{FP} > 0$, então $n_{FP}/n_{rejeitado} \leq 1$, conduzindo a $\chi_{(n_{FP} \geq 1)} \geq FDR$. Matematicamente, aplicando-se o valor esperado a ambos os lados da expressão anteriormente apresentada, obtém-se $P(n_{FP} \geq 1) \geq FDR$. Dada a demonstração realizada, é possível concluir que o emprego de qualquer procedimento que utilize o *FWER* como controle está também submetido, indiretamente, às restrições impostas pelo *FDR*. Ademais, se esse for o único mecanismo de controle em uso, espera-se um ganho no poder de detecção à medida que o número de hipóteses ditas como não-verdadeiras aumenta, n_{H_a} .

Exercer controle sobre a variável Q é o objetivo desejado quando se realiza múltiplos testes de hipótese simultaneamente. Entretanto, exercer tal influência é difícil para algumas situações. O caso, em que $m = m_0$ e, portanto, $n_{FP}/n_{reje} = 1$, exemplifica

as limitações de se controlar o valor de Q ao se utilizar a expressão (2) sem adaptações.

Situações como a demonstrada levaram à proposição de novas formulações para o *FDR* e, consequentemente, resultaram em novas abordagens de controle dessa taxa de erro, tal como $FDR_+ = E(n_{FP}/n_{reje})|n_{reje} > 0$, defendido em Storey (2002).

Assim, na sequencia deste capítulo, seguindo a ordem cronológica do desenvolvimento das técnicas relatadas, irá se concentrar em apresentar os diferentes procedimentos executivos desenvolvidos para lidar com o problema da multiplicidade de testes a partir do controle do *FDR*.

2.1. BH95

Com o intuito de evitar problemas no controle de Q, Benjamini e Hockberg (1995), ao optarem pelo uso do *False Discovery Rate* como taxa de controle de erros de sua metodologia, definiram o *FDR* da seguinte forma:

$$FDR = E[Q] = E[V/R|R > 0]P_r(R > 0) \quad (3)$$

em que V é o número de rejeições equivocadas da hipótese nula e R é o total de rejeições.

Por se tratar de um procedimento sequencial, as decisões de rejeição ou não da hipótese nula são realizadas uma a uma, estação por estação, começando a partir daquela que possui o maior p-valor e, consequentemente, menores evidências de que é falsa. Assim, considerando m hipóteses (nulas) testadas, $H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_m$, e os respectivos p-valores associados ordenados, $P_{(1)} \leq P_{(2)} \leq \dots \leq P_{(m)}$, ocorrerá rejeição de todas as hipóteses nulas se $P_m \leq \alpha_R$. Caso contrário, estima-se um limite superior de rejeição (k), tal que seu valor é igual ao maior i para o qual a relação abaixo seja satisfeita

$$P_i \leq \frac{i}{m} \alpha_R \quad (4)$$

Esse procedimento, nomeado BH95, é capaz de manter o controle sobre FDR dentro de um nível previamente arbitrado (α_R), desde que as estatísticas de teste sejam independentes. O BH95 apresenta maior poder de detecção se comparado ao obtido na aplicação do procedimento de Hockberg (1988). Entretanto, à medida que o número de testes a serem avaliados aumenta, verifica-se um decréscimo em sua capacidade de detecção de hipóteses nulas verdadeiras (Benjamini e Hockberg, 1995).

É importante ressaltar que dentro da mesma abordagem sugerida, outros procedimentos podem ser desenvolvidos, a exemplo do método adaptativo que incorpora as ideias para a estimativa de Benjamini e Hockberg (1990), que será abordado em seção subsequente.

2.2. BH_Adaptativo

Comprovadamente eficaz para estatísticas de teste independentes, o BH95 se torna bastante conservador quando as hipóteses a serem avaliadas são, de fato, falsas. Dada a limitação relatada, Benjamini e Hockberg (2000) propuseram a execução de um procedimento de controle adaptativo simples, em que o número desconhecido de hipóteses nulas (m_0) é estimado conforme proposto por Hockberg e Benjamini (1990). A partir daí esse valor é utilizado para a realização do BH95, o que, portanto, restringe o seu uso às situações de independência.

Motivado pela abordagem gráfica sugerida por Schweder e Spjøtvoll (1982), Hockberg e Benjamini (1990) se basearam na seguinte idéia para a definição da metodologia de estimativa de m_0 : Se todas as hipóteses nulas são verdadeiras, ou seja, $m = m_0$, e as estatísticas de testes são independentes, o conjunto de p-valores

pode ser considerado como a realização de uma amostra ordenada sob uma distribuição uniforme, $U[0,1]$. Assim, o valor esperado para o i -ésimo p-valor é $E(P_{(i)}) = i/(m + 1)$ e o gráfico de $p(i)$ por i deverá exibir uma relação linear, cuja declividade da reta é igual a $S = 1/(m + 1)$ e passa pela origem e o ponto $(m + 1, 1)$.

Relata-se que, em situações que $m_0 < m$, os p-valores correspondentes às falsas hipóteses nulas tendem a ser menores do que aqueles quando verdadeiros, concentrando-se, portanto, à esquerda do gráfico esboçado. À direita, a relação entre os pares ordenados permanece aproximadamente linear, com inclinação $b = 1/(m_0 + 1)$. Assim, utilizando-se um conjunto formado pelos maiores p-valores, ajusta-se uma linha reta através do ponto $(m + 1, 1)$, com a declividade B , para obter o valor estimado de por m_0 por $\hat{m}_0 = 1/\hat{B}$.

Sabendo como proceder para a realização da estimativa do valor de m_0 , uma pergunta parece sem resposta: quantos pontos, considerados como os de maior p_i , devem ser utilizados para o ajuste linear proposto? Como resposta, Hockberg e Benjamini (1990) propuseram que tal ajuste fosse realizado de maneira iterativa e progressiva, de modo que se busque em cada uma das tentativas, reduzir o número de p-valores empregado no processo. A atividade termina quando se nota o primeiro decréscimo no valor de B estimado, não sendo, assim, necessário realizar mais nenhuma iteração, ou seja, excluir mais um valor p_i . Após a etapa de exclusões, será definido como o número de pontos ideal, aquele que resultou em um menor valor de declividade da reta ajustada antes do decréscimo relatado.

Alternativamente, Benjamini e Hockberg (2006) propõem o emprego da técnica da menor declividade (S_i) (LSL, do inglês Lowest Slope), em associação com a regra de parada anteriormente descrita, para a detecção do ponto de mudança, ou seja, de término do comportamento linear entre $p_{(i)}$ e i . A base teórica dessa

técnica é bastante similar à utilizada na determinação de m_0 em Hockberg e Benjamini (1990). Os autores sugerem o cálculo de S_i , começando-se em $i = 1$, em direção à valores cada vez maiores de i até que a condição de parada seja atingida, $S_i < S_{i-1}$ (Benjamini e Hockberg, 2006). O valor estimado de m_0 será aquele menor e inteiro que satisfaz as seguintes condições:

$$\hat{m}_0 = \min[(1/S_j + 1), m] \quad (5)$$

De maneira sistemática, o procedimento do BH_Adap pode ser resumido nos seguintes passos:

1. Ordenar, de modo crescente, os p-valores ($p_{(i)}$);
2. Comparar cada $p_{(i)}$ a $i \alpha_R/m$. Se, para todas as avaliações realizadas $p(i) > i \alpha_R/m$, nenhuma hipótese será rejeitada e análise realizada se encerra;
3. Calcular as declividades $S_i = (1 - p_{(i)})/(m + 1 - i)$
4. Começando com $i = 1$, prosseguir no passo 3 até que $S_i \geq S_{i-1}$. Quando, pela primeira vez, $S_i < S_{i-1}$, parar e estimar $\hat{m}_0 = \min[1/S_j + 1, m]$;
5. Agora, iniciando-se do maior p-valor (p_m), comparar cada $p_{(i)}$ a $i \alpha_R/\hat{m}_0$ até atingir o primeiro p-valor que satisfaça $p_{(k)} \leq k \alpha_R/\hat{m}_0$. Rejeitam-se todas as k hipóteses cujos p-valores são menores do que $p_{(k)}$.

Quanto à capacidade de controle de erros pelo FDR, a abordagem adaptativa sugerida por Benjamini e Hockberg (2006) padece das mesmas limitações impostas ao BH95, afinal, o procedimento de rejeição utilizado é análogo ao adotada pelo seu antecessor, diferindo apenas na técnica empregada para a estimativa do número de hipóteses nulas verdadeiras (m_0).

Confirmando-se a supremacia do poder de detecção do teste que utilizam o controle de erros pelo FDR sobre o FWER, Benjamini e Hockberg (2006) apontam, via simulação, que, à medida que a proporção de hipóteses nulas, de fato verdadeiras, decresce, aumenta-se a capacidade de detecção do BH-Adaptativo (BH_Adap).

3. CASO SINTÉTICO E REAL

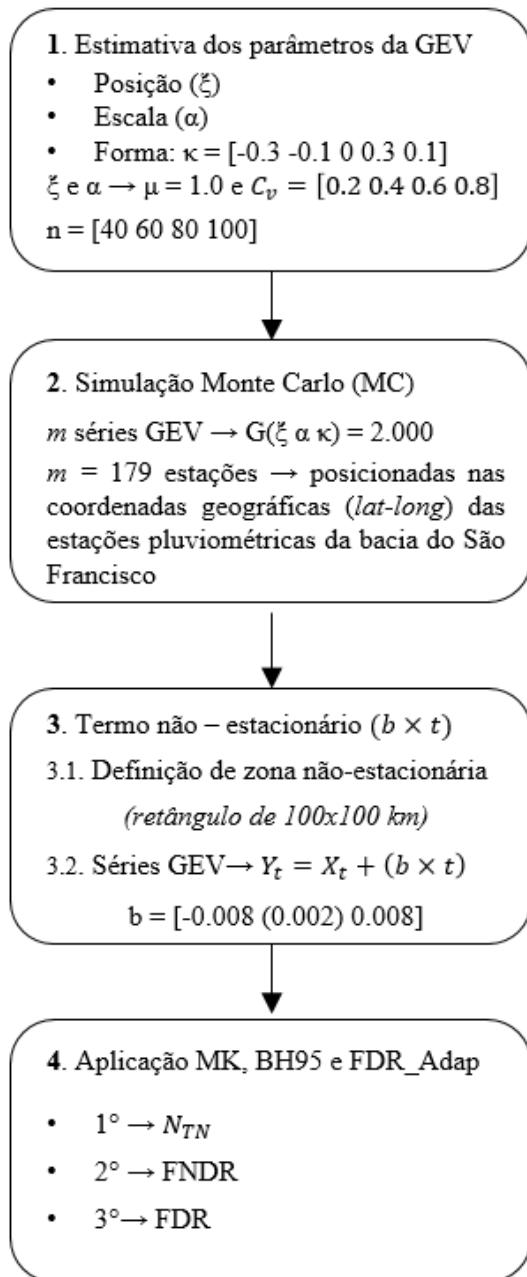
Esta seção apresentará a metodologia de avaliação de desempenho das técnicas utilizadas na detecção de tendências regionais aplicadas a variáveis extremas hidrometeorológicas com base no controle de falsos positivos pelo FDR.

Nesse caso, o que se propôs foi a realização de experimento Monte Carlo conforme os passos metodológicos expressos na Figura 1 e cujos resultados serão apresentados na seção 4.1. *Caso Sintético*. Para o *Caso Real*, escolheu-se a bacia do São Francisco e com base nas séries históricas obtidas das estações pluviométricas e fluviométricas contidas em seus limites geográficos, calculou-se índices de precipitação e vazão. O uso de índices de extremos, também praticado pelo ETCCDI (*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*, do inglês) objetiva representar diferentes aspectos extremos de variáveis hidrometeorológicas de maneira concisa.

Os efeitos referentes à presença de autocorrelação (correlação temporal) não foram negligenciados nas avaliações de estacionariedade realizadas para o Caso Real. Relata-se que o Trend-Free-Pre-Whitening (TFPW) foi aplicado às séries de índices de pluviometria e vazão estimados antes do uso das metodologias de detecção de tendência. Esse aspecto será abordado com maior profundidade em outro capítulo deste livro: *A Presença de Correlação Temporal Afeta a Identificação de Tendências Hidrometeorológicas?*

Posto isso, as seções que se seguem objetivam mostrar as singularidades e procedimentos adotados para o Caso Sintético e Real.

Figura 1: Representação esquemática de uma iteração do procedimento aplicação de metodologias de controle pelo FDR – Caso Sintético



3.1. Caso Sintético

3.1.1. Lógica do Experimento Monte Carlo

A simulação Monte Carlo foi utilizada na geração de diferentes conjuntos de m séries tipo GEV($\xi, \alpha,$) de tamanho n para um certo coeficiente de variação (σ), média unitária ($\mu=1.0$), parâmetro de forma (κ) e magnitude de tendência (b). Por simplicidade de notação, o referido conjunto de m séries geradas será nomeado de campo sintético.

O procedimento utilizado para a obtenção do campo é descrito no capítulo: *Além dos Erros Tipo I e II em Análise de Tendências: Uma Análise Baseada em Simulação Monte Carlo* e que, para cada uma das possíveis combinações de $n = [40\ 60\ 80\ 100]$, $C_v = 0.2\ (0.2)1.0$, $\kappa = [-0.3, -0.1, 0, 0.1, 0.3]$ e $b = [-0.008\ (0.002)\ 0.008]$, foram gerados 2,000 conjuntos de m (179) séries.

Os campos sintéticos foram divididos em dois grupos: (i) correlação espacial e tendência nula ($\rho = 0$ e $b = 0$) e (ii) correlação espacial nula e tendência não-nula ($\rho = 0$ e $b \neq 0$). Ambos tiveram sua não estacionariedade determinada pela aplicação do teste de Mann-Kendall (TMK), BH95 e BH_Adap, sendo o desempenho avaliado por três métricas específicas que serão melhor detalhadas na sequência.

3.1.2. Métricas para avaliação do poder do Teste de Mann Kendall

A taxa de rejeição da hipótese nula para os testes de Mann-Kendall, BH95 e BH_Adap foi dada por:

$$N_{TP} = \overline{N_{rej}}/N \quad (6)$$

onde N_{rej} é o número médio de rejeições obtido pela aplicação do teste de Mann-Kendall aos 2,000 campos sintéticos gerados para cada n , Cv , σ e b e N é a quantidade m de séries formadoras do campo.

Além do percentual de rejeição, em conformidade com o proposto por Ventura *et al.* (2004), adotaram-se também como métricas de avaliações o FNDR e o FDR. O FNDR pode ser conceitualmente definido como o valor esperado da proporção de falsos negativos dentre o total de hipóteses aceitas, ao passo que o FDR é o valor esperado do percentual de falsos positivos em relação à quantidade de rejeições. Essas métricas podem ser matematicamente expressas pelas equações abaixo.

$$FNDR = E[FNDP] = n_{FN}/n_{aceitas} \leq \alpha \quad (7)$$

onde n_{FN} é o número de vezes em que a hipótese alternativa é verdadeira, mas a série não foi rejeitada (erro tipo II) e $n_{aceitas}$ é o total de amostras que não foram rejeitadas.

$$FDR = E[FDP] = n_{FP}/n_{rejeitadas} \leq q \quad (8)$$

onde n_{FP} é o número de vezes em que a hipótese nula é verdadeira, mas a série foi rejeitada (erro tipo I) e $n_{rejeitadas}$ é o total de amostras que foram rejeitadas.

Esclarece-se que os valores de FNDR e FDR foram obtidos por meio da média dos 2,000 valores calculados das razões apresentadas em 1.7 e 1.8, ou seja, para cada um dos campos de mesmo n , Cv , σ e b gerados, foram determinados $n_{FN}/n_{aceitas}$ e $n_{FP}/n_{rejeitadas}$. Após a estimativa dos 2,000 valores de FNDP e FDP, a média foi calculada, obtendo-se os valores das métricas procurados.

No caso daqueles campos cuja magnitude de $b \neq 0$, definiu-se um percentual de séries não-estacionária igual a 8%, ou seja, 13

das estações fictícias têm suas séries expressas por $X_t + b \times t$, em que as magnitudes de tendências adicionadas às amostras estacionárias (X_t) são iguais a $b = [-0.008 \ -0.006 \ -0.004 \ -0.002 \ 0.002 \ 0.004 \ 0.006 \ 0.008]$.

4. DISCUSSÕES E RESULTADOS

4.1. Caso Sintético

A Figura 2 mostra a relação positiva existente entre o N_{TP} , FDR , $FNDR$ e o tamanho amostral (n). Em outras palavras, nota-se um aumento na proporção de detecção correta de estações com tendência verdadeira (N_{TP}) à medida que os valores de n se elevam ($n = [40 \ 60 \ 80]$) e Cv (0.2), κ (-0,30), b (0.004) são mantidos fixos. Na referida figura, observa-se ainda relativa estabilidade no valor esperado da proporção de falsas descobertas (do inglês, *false discovery proportion* – *FDP*) e redução no percentual de estações não-estacionárias não declaradas como tal. Esse comportamento se aplica a todas as metodologias de controle empregadas nessa avaliação: Tradicional, BH95 e BH_Adap.

Esclarece-se que essa interdependência entre variáveis mostradas na Figura 2 era esperada, visto que o aumento do tamanho amostral resulta em ganhos no poder do teste, ou seja, na capacidade de detecção da tendência verdadeira quando a mesma está presente na amostra. Entretanto, chama atenção a discrepância dos resultados obtidos para o N_{TP} e FDR entre as metodologias que utilizam como mecanismo de controle de erro o FPR e o FDR . A diferença observada chega a aproximadamente 45%, dado que os valores de N_{TP} são iguais a 0.90 e próximos a 0.55 para, respectivamente, o procedimento tradicional e BH95/BH_Adap. Isso aponta para um cenário de maior poder de detecção daquela metodologia

associada ao de maior percentual estimado. Este fato se reflete em FDR, visto que a maior capacidade de detecção pode estar relacionada ao maior número de falsos positivos constatado para o dito tradicional. Quanto ao FNDR, nota-se uma aparente similaridade entre os percentuais obtidos para os três procedimentos testados, não sendo seu valor muito expressivo, já que o máximo, ocorrido para amostras de tamanho $n = 40$, é substancialmente inferior às demais métricas adotadas ($FNDR_{MAX} = 3.60\%$).

É sabido que um aumento no valor do coeficiente de variação amostral resulta em diminuição do poder de rejeição. Partindo-se dessa ideia é possível compreender a razão pela qual o percentual de rejeição correta (N_{TP}) se reduz ao se variar Cv de 0.40 (0.34) para 0.60 (0.11) e, posteriormente para 0.80 (0.08), mantidos n , σ e b constantes, conforme mostrada na Figura 1.3 para o procedimento tradicional. A relação entre o N_{TP} e o coeficiente de variação é decrescente, e o aumento em um deles implica na diminuição do outro. Destaca-se também a baixa capacidade de detecção do BH95 e BH_Adap, quando comparados ao controle tradicional, mesmo para situações de expressivo tamanho amostral ($n = 60$). Apenas para ilustrar, cita-se que, por exemplo, o BH95 e BH_Adap rejeitaram acertadamente, para $Cv = 0.40$, $b = 0.002$, $n = 60$ e $\kappa = -0.30$, apenas, em média, 1.53% do total de estações com tendência. Para a mesma configuração de campo, aponta-se que o procedimento tradicional obteve resultado bastante superior e igual a 33.8%.

A necessidade de uma metodologia que seja capaz de equilibrar poder e detecções equivocadas fica evidente na Figura 3. Isso porque, apesar do maior poder de detecção associado ao procedimento tradicional (33.8%), o seu percentual de falsos positivos declarado é igualmente relevante e, inclusive, superior àquele estimado para o N_{TP} (64,2%), e cresce à medida que os valores do coeficiente de variação também se elevam ($Cv = 0.60$ (81.4%) e

$Cv = 0.80$ (84.4%). Já para aquelas que se baseiam no controle de erros pelo *FDR*, apesar da baixa capacidade de detecção, as taxas se mantêm inferiores à arbitrada (0.05) e sofrem flutuações mínimas com a oscilação de Cv . Quase imperceptíveis devido à escala adotada na Figura 3, as variações do *FNDR* relacionam-se positivamente com o coeficiente de variação amostral, atingindo, portanto, seu valor máximo quando $Cv = 0.40$ (0.0725). As diferenças observadas entre os valores de *FNDR* obtidos pelas abordagens tradicional, BH95 e BH_Adap, são negligenciáveis e não ultrapassam 1.00%.

Figura 2: Valores médios (%) de N_{TP} , FDR e FNDR ao se aplicar as metodologias tradicionais, BH95 e BH_Adap à campos sintéticos cuja as séries possuem magnitude da tendência ($b = 0.002$), coeficiente de variação ($Cv = 0.2$), parâmetro de forma ($\alpha = -0.30$) e tamanhos amostrais ($n = 40, 60$ e 80)

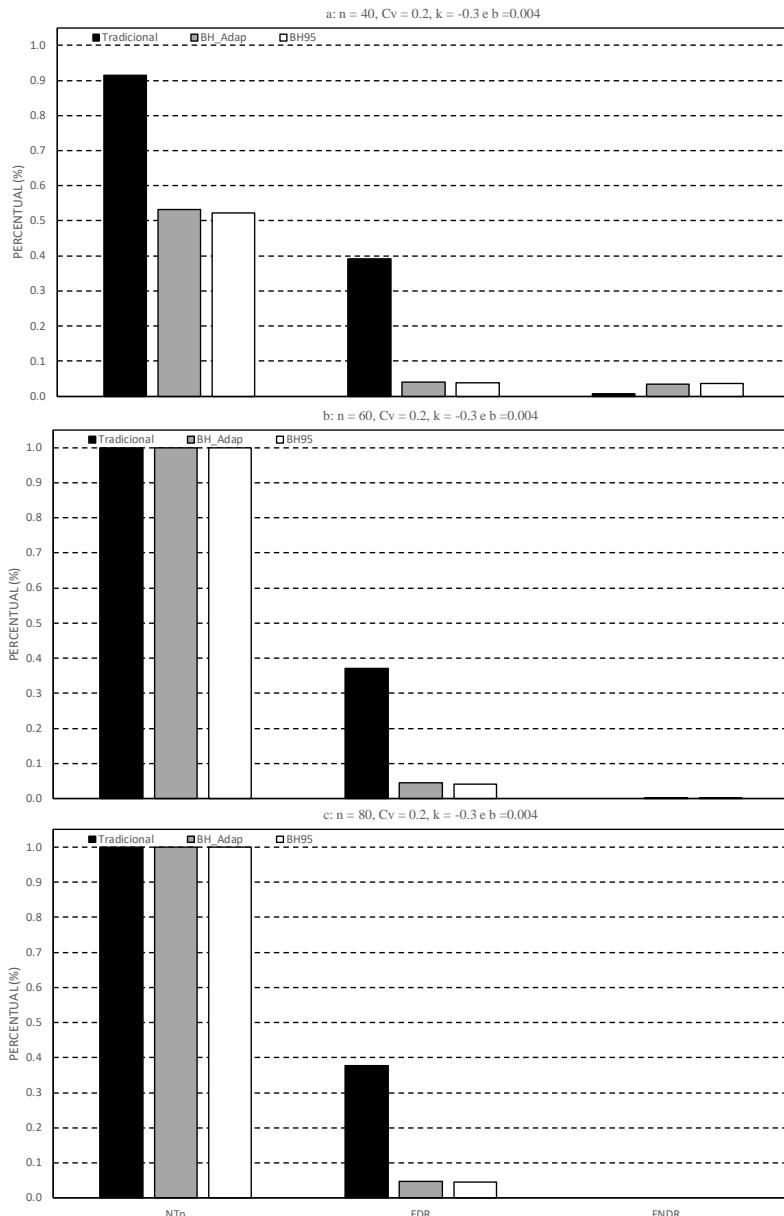
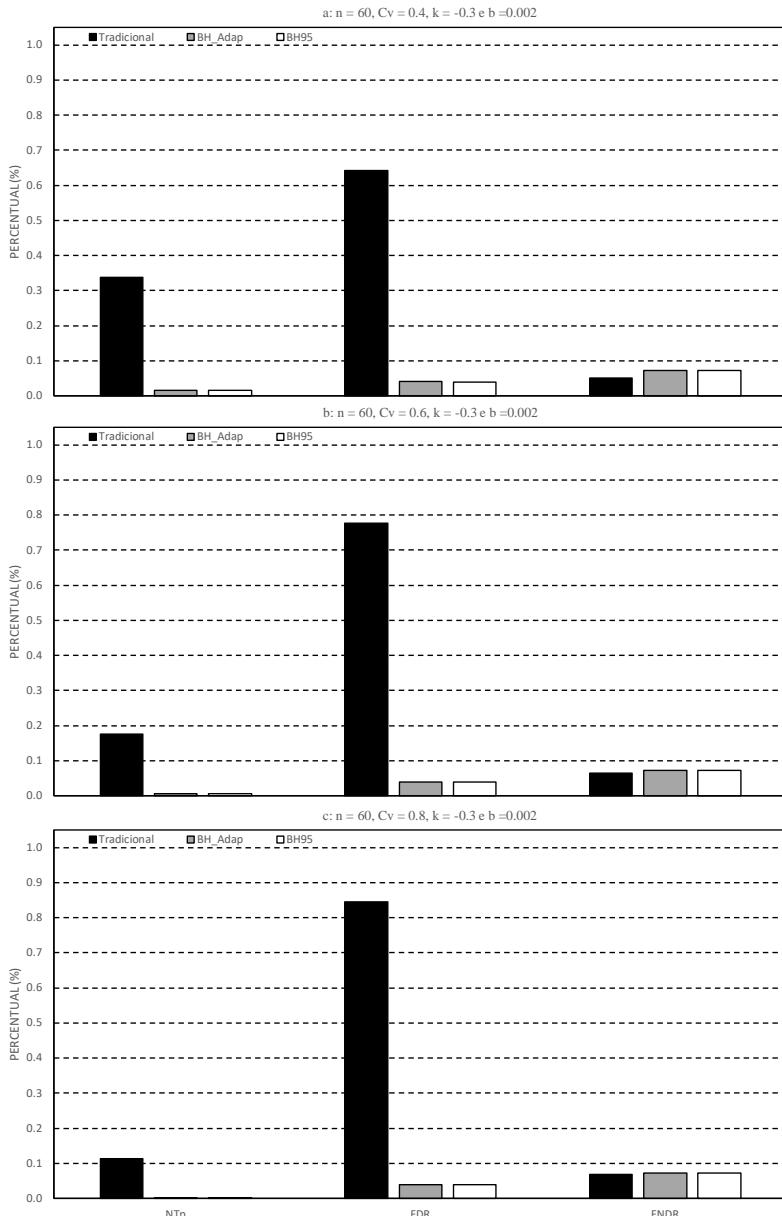


Figura 3: Valores médios (%) de N_{TP} , FDR e FNDR ao se aplicar as metodologias tradicionais, BH95 e BH_Adap à campos sintéticos cuja as séries possuem magnitude da tendência ($b = 0.002$), coeficiente de variação ($Cv = 0.4, 0.6, 0.8$), parâmetro de forma ($\alpha = -0.30$) e tamanhos amostrais ($n = 60$)



Já a Figura 4 mostra a interdependência existente entre o parâmetro de forma da GEV (κ) e as métricas de avaliação adotadas. Assim, foram mantidos fixos o tamanho da amostral ($n = 60$), a magnitude da tendência ($b = 0.006$) e coeficiente de variação (0.40), enquanto a variável supracitada assumiu os valores -0.30, 0.00 e +0.30. Em uma primeira análise, nota-se o comportamento negativo de κ medida que os valores de κ crescem, sendo mais pronunciado esse efeito para o BH95 e BH_Adap. Para ilustrar esse fato, observa-se que, ao se variar κ de -0.30 para 0.0, a proporção de detecções corretas varia de 0.997, 0.948 e 0.951 para 0.578, 0.083 e 0.083, considerando-se, respectivamente, as abordagem tradicional, BH95 e BH_Adap. Seguindo o mesmo padrão de variação observado para κ , o FDR se notabiliza por apresentar flutuações de magnitude menos abruptas para o BH95 e BH_Adap, sendo quase imperceptível na figura em questão. Entretanto, o mesmo não pode ser dito para o procedimento tradicional, já que a diferença na taxa de descobertas falsas varia entre 32 e 64%, ou seja, quase oito vezes a magnitude máxima visto nas demais abordagens testadas.

No caso do FNDR, a associação com κ é dita positiva. A incapacidade de detectar estações com tendências verdadeiras é próxima a zero quando o parâmetro de forma é igual a -0.30 e chega a quase 7.00% quando $\kappa = 0$, o que é um indicativo do seu poder, mesmo que em menor grau do que o observado para o . Apesar de diferentes, os valores de FNDR obtidos para o procedimento tradicional e o BH95/BH_Adap podem ser apontados como similares, tendo em vista a reduzida diferença entre eles (inferior a 1.5%).

Acompanhando o crescimento do poder, no caso da Figura 5, sinalizado pelo aumento da magnitude da tendência (b), se notabiliza por apresentar valores de taxas de rejeição correta para o procedimento tradicional maiores do que as vistas para os demais testados. Isso fica evidente, por exemplo, no caso de b

= 0.004, n = 60, κ = -0.30 e Cv = 0.4, em que as magnitudes de estimadas para BH95 (43%) e BH_Adap (44%) correspondem quase à metade daquela obtida para a abordagem tradicional. Por não exercer controle sobre o FDR, a proporção de número de erros do tipo I (falsos positivos) em relação à totalidade das estações rejeitadas estimada para o procedimento tradicional é tão menor quanto maior é o valor de b (poder) e é substancialmente diferente daquela obtida pelo uso do BH95 e BH_Adap, que mantém o valor do FDR inferior a q (0.05).

Seguindo o sentido oposto ao crescimento da magnitude de b, o FNDR reduz-se a valores próximos de zero ao se elevar o modulo da tendência de 0.002 para 0.004, desde que mantidos as demais variáveis fixas e iguais n = 60, κ = -0.30 e Cv = 0.4, conforme mostra a Figura 5. O FNDR permanece nulo para b = 0.006 e 0.008 e possui, em linhas gerais, o mesmo padrão comportamental observado para as demais variáveis analisadas, ou seja, a métrica em questão relaciona-se de maneira decrescente com a elevação do poder. Para o BH95 e BH_Adap, o FNDR, conforme previsto por Genovese e Wasserman (2004), esteve limitado superiormente ao valor obtido pela divisão entre a quantidade das hipóteses alternativas verdadeira e o número total de hipóteses testadas (~7.3%), não se importando com as magnitudes assumidas por n, Cv, b e κ .

Por fim, reforça-se que a geração dos campos sintéticos foi realizada adotando como premissa a inexistência de correlação espacial entre as estações (). Nesse caso, foi observada a existência de similaridade entre os valores de , FDR e FNDR obtidos para o BH95 e BH_Adap independentemente da combinação entre n, Cv, κ e b. Apesar da diferença de poder entre essas metodologias relatada em seções anteriores, a simulação procedida mostrou, que para as condições escolhidas, as abordagens (b) e (c) apresentam desempenho similar.

Figura 4: Valores médios (%) de , FDR e FNDR ao se aplicar as metodologias tradicionais, BH95 e BH_Adap à campos sintéticos cuja as séries possuem magnitude da tendência ($b = 0.006$), coeficiente de variação ($Cv = 0.4$), parâmetro de forma ($\kappa=-0.30, 0, +0.30$) e tamanhos amostrais ($n = 60$)

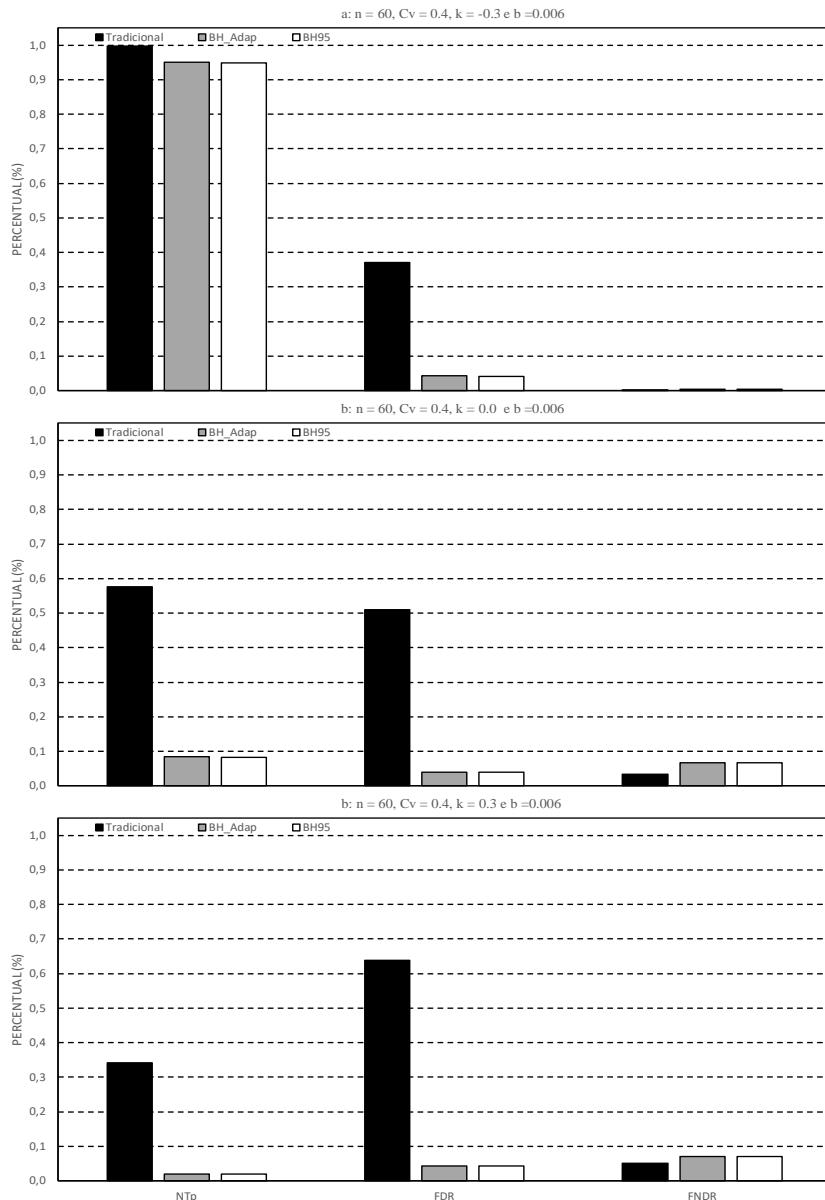
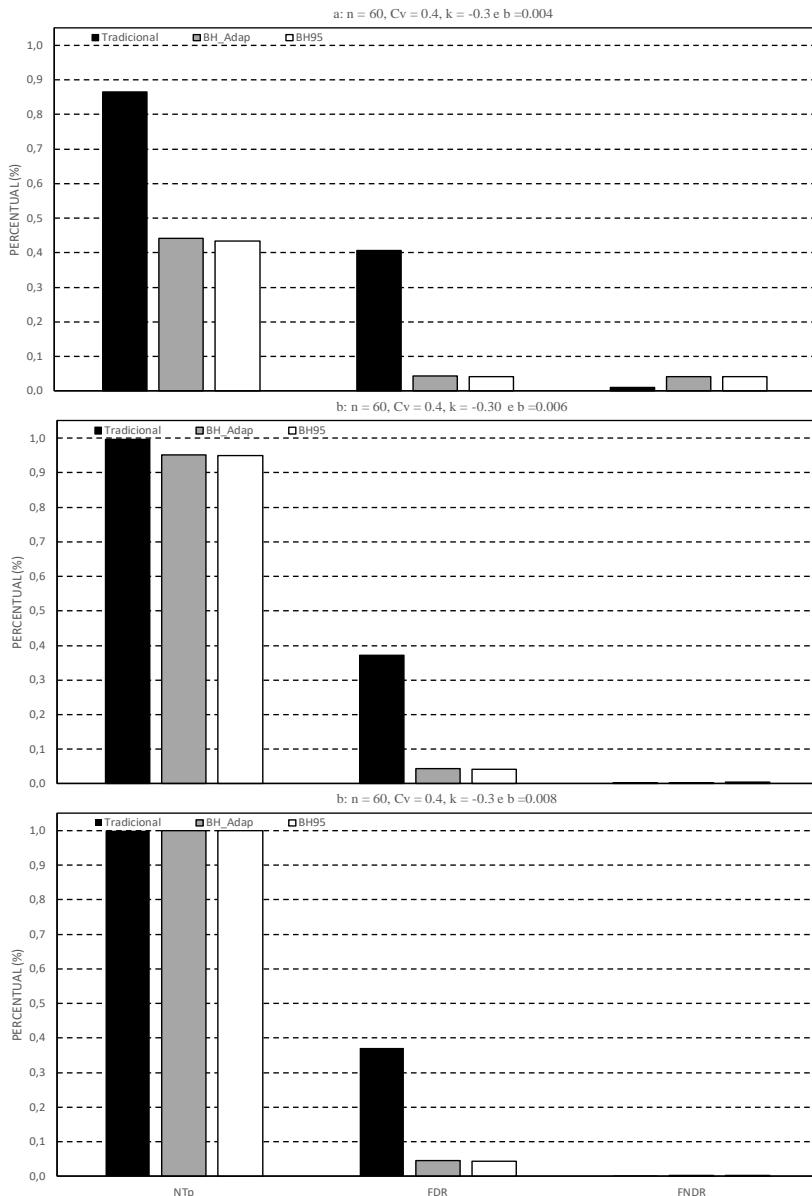


Figura 5: Valores médios (%) de , FDR e FNDR ao se aplicar as metodologias tradicionais, BH95 e BH_Adap à campos sintéticos cuja as séries possuem magnitude da tendência ($b = 0.004, 0.006, 0.008$), coeficiente de variação ($Cv = 0.4$), parâmetro de forma ($\kappa = -0.30$) e tamanhos amostrais ($n = 60$)



4.2. Caso Real

4.2.1. Base de Dados

Os dados utilizados neste estudo abrangem as séries temporais de precipitação e vazão provenientes de estações operadas por 3 diferentes entidades brasileiras: Agência Nacional de Águas (ANA), Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS).

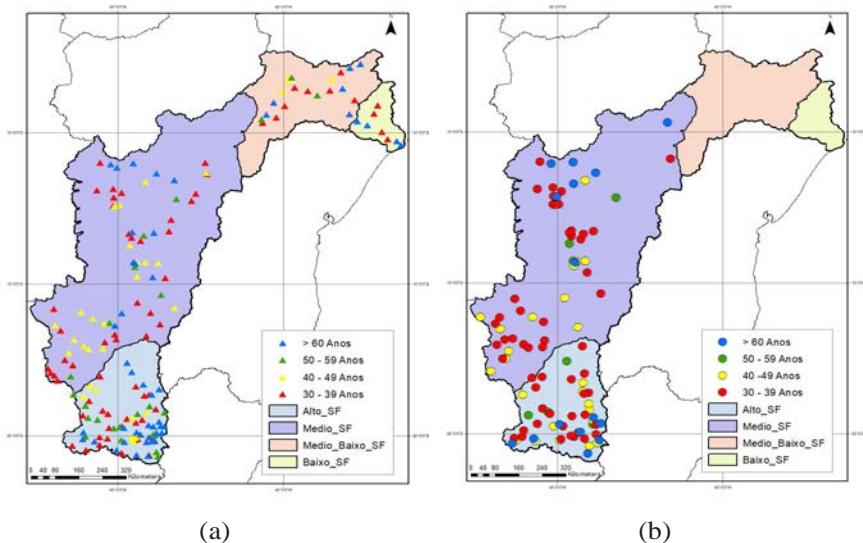
A seleção dos pontos de monitoramento foi baseada nos seguintes critérios: (i) a estação deveria possuir, minimamente, 30 anos de dados, não necessariamente sequenciais, sem falhas, e (ii) pelo menos 6 anos da amostra deveriam estar compreendidos no período de 2000-2016, a fim de assegurar que o passado recente esteja representado na série a ser avaliada. Adicionalmente, apenas para as estações fluviométricas, um terceiro critério de triagem foi adotado, a saber, (iii) a presença ou não de barramento de curso d'água nas imediações de ponto de monitoramento.

Assim, baseando-se nos critérios apresentados, a base de dados construída contém 179 e 100 estações, respectivamente, de chuva e vazão, abrangendo, minimamente, o período de 1986-2006, embora as observações em algumas séries tenham sido iniciadas na década de 30. A Figura 6 ilustra a localização dos pontos de monitoramento de vazão e precipitação selecionados e contém um indicativo a respeito do tamanho amostral.

Além disso nota-se pela Figura 6 que a base amostral selecionada é heterogênea em relação ao tamanho da série observada, sendo que a distribuição das estações pluviométricas é espacialmente mais homogênea do que a dos postos fluviométricos, visto que inexistem pontos de monitoramento de vazão no Médio Baixo e Baixo São Francisco. A despeito dessa diferença, a região que

concentra o maior número de estações, independentemente de seu tamanho amostral e tipo, é a correspondente ao Alto São Francisco

Figura 6: (a) Localização das estações pluviométricas e (b) fluviométricas selecionadas para integrarem a base amostral



4.2.2. Seleção e Estimativa de Índices Hidrológicos Extremos

Os dezesseis índices extremos de base anual foram estimados para cada um dos anos hidrológicos de uma dada estação, independente do tipo, por meio das seguintes expressões:

A) **PRCPTOT, total anual precipitado em dias úmidos:**

Seja RR_{lj} o total precipitado em um dia i em um período j . Se l representa o número de dias em j , então:

$$PRCPTOT = \sum_{i=1}^l RR_{ij} \quad (9)$$

- B) **R1**, Contagem anual de dias em que a precipitação é superior ou igual a 1 mm

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o número de dias em que:

$$RR_{ij} \geq 1mm \quad (10)$$

- C) **R10**, Contagem anual de dias em que a precipitação é superior ou igual a 10 mm

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o número de dias em que:

$$RR_{ij} \geq 10mm \quad (11)$$

- D) **R20**, Contagem anual de dias em que a precipitação é superior ou igual a 20 mm

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o número de dias em que:

$$RR_{ij} \geq 20mm \quad (12)$$

- E) **R50**, Contagem anual de dias em que a precipitação é superior ou igual a 50 mm

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o número de dias em que:

$$RR_{ij} \geq 50mm \quad (13)$$

F) **Rx1d**, Máximo mensal precipitado em 1 (um) dia:

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . O valor máximo diário para o período j é:

$$Rx1d = \max(RR_{ij}) \quad (14)$$

G) **Rx5d**, Máximo mensal precipitado em 5 dias consecutivos:

Seja RR_k o total precipitado em um intervalo de 5 dias terminado em k . Então o valor máximo de 5 (cinco) dias para um período j é:

$$Rx5d = \max(RR_k) \quad (15)$$

H) **SDII**, índice de intensidade de precipitação simples:

Seja RR_{wj} a precipitação diária em dias úmidos ($RR \geq 1\text{ mm}$) em um período j . Se W representa o número de dias úmidos em j , então:

$$SDII_j = \frac{\sum_{w=1}^W RR_{wj}}{W} \quad (16)$$

I) **CDD**, Máxima duração do período de seca, ou seja, número máximo de dias consecutivos com total precipitado inferior a 1 mm ($RR < 1\text{ mm}$)

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o maior número de dias consecutivos em que:

$$RR_{ij} < 1\text{ mm} \quad (17)$$

J) **CWD**, Máxima duração do período úmido, ou seja, número máximo de dias consecutivos com total precipitado superior ou igual a 1 mm ($RR \geq 1\text{ mm}$)

Seja RR_{ij} o total precipitado em um dia i em um período j . Conta-se o maior número de dias consecutivos em que:

$$RR_{ij} \geq 1 \text{ mm} \quad (18)$$

K) **Qméd**, Vazão média anual

Seja Q_{ij} a vazão média em um dia i em um período j . O valor médio diário para o período j é:

$$Qméd = \text{média}(Q_{ij}) \quad (19)$$

L) **Qx1day (Qmáx)**, Vazão máxima anual

Seja Q_{ij} a vazão média em um dia i em um período j . O valor máximo diário para o período j é:

$$Qx1day = \text{maximo}(Q_{ij}) \quad (20)$$

M) **Q7min**, Vazão mínima de média diária de 7 dias consecutivos

Seja Q_{kj} a vazão média de um intervalo de 7 dias terminado em k . Então o valor mínimo de 7 (sete) dias para um período j é:

$$Qmin = \min(Q_{7j}) \quad (21)$$

N) **Q30min**, Vazão mínima de média diária de 30 dias consecutivos

Seja Q_{kj} a vazão média de um intervalo de 30 dias terminado em k . Então o valor mínimo de 30 (trinta) dias para um período j é:

$$Qmin = \min(Q_{30j}) \quad (22)$$

O) **Qx5day**, Vazão máxima para um período de 5 dias consecutivos

Seja Q_k a vazão máxima em um dia i para um intervalo de 5 consecutivos terminado em k . Então o valor máximo diário para o período J é:

$$Qx5d = \max(Q_{kj}) \quad (23)$$

P) **Qx30day**, Vazão máxima para um período de 30 dias consecutivos

Seja Q_k a vazão máxima em um dia i para um intervalo de 30 consecutivos terminado em k . Então o valor máximo diário para o período J é:

$$Qx30d = \max(Q_{kj}) \quad (24)$$

Esclarece-se que a definição do ano hidrológico (J) foi realizada estação a estação, sendo seu início definido como o mês seguinte àquele que, historicamente, apresenta a maior ocorrência de mínimos de vazão ou precipitação para, respectivamente, pontos de monitoramento de fluviometria e pluviometria.

4.2.3. Efeitos da Multiplicidade sobre a proporção declarada de estações não-estacionárias

Com o objetivo de avaliar qual é o impacto de se ignorar o problema da multiplicidade ao se realizar uma análise de detecção de tendência em uma região dotada de mais de uma centena de estações, sejam elas pluviométricas ou fluviométricas, optou-se por adotar, para a bacia em estudo, três abordagens distintas de avaliação de estacionariedade, a saber: (a) simplesmente ignorá-la, (b) empregar o BH95 e (c) utilizar o BH_Adap.

A Figura 7 e a Figura 8 ilustram as diferenças dos resultados obtidos para as três metodologias, em termos do percentual de rejeições da hipótese nula para cada um dos índices extremos de precipitação (10) e vazão (6). Essas figuras permitem ainda identificar a prevalência do sinal de mudança decrescente em detrimento do crescente para a grande maioria das variáveis testadas. É

importante ressaltar que os resultados apresentados nesta seção para (a), (b) e (c) contaram com a aplicação prévia do TFPW à base de dados, na tentativa de mitigar os efeitos da autocorrelação.

A questão da multiplicidade, ignorada em (a), além do menor poder de detecção associado às técnicas que utilizam o FDR como mecanismo de controle para os erros do tipo I, quando comparado com as tradicionais, pode explicar, em parte, o menor número de rejeições observado pós aplicação do BH95 e BH_Adap.. As diferenças entre as abordagens (a) e (b), ou (c), podem ser grandes, vide o exemplo de CDD e R10. Quando a multiplicidade é negligenciada, a proporção de estações apontadas como detentoras de tendências estatisticamente significantes para os dois índices anteriormente mencionados foi de 15-20%, enquanto os resultados obtidos ao se utilizar BH95 e BH_Adap indicaram a presença de mudança significativa em 0% e 4-6% do total de pontos testados para, respectivamente, CDD e R10.

Além de CDD e R10, R1 e CWD foram os índices de precipitação que tiveram reduções na proporção de estações apontadas como significativas superior à média (8,70%), considerando-se apenas os índices referentes à precipitação, ao se modificar a abordagem de estacionariedade empregada de (a) para (b) ou (c). Por exemplo, ao se utilizar a metodologia (b) ao invés de (a), nota-se que a diminuição no percentual de rejeições é de 11,20% e 8,90% para, respectivamente, R1 e CWD. Isso aponta que a evidência de não-estacionariedade contida nas séries de CDD, R10, R1 e CWD não são muito fortes, sendo que os *p*_valores associados às mesmas não são suficientemente pequenos para manter os resultados obtidos para (a). A redução no percentual médio das taxas de rejeição de Qmáx, Qméd, Q7min, Q30min, QX5d e QX30d é de 6,0% e 3,50% ao se considerar a alteração entre o emprego exclusivo do MK+TFPW para, respectivamente, o BH95 e BH_Adap.

Apesar do relatado, as diferenças entre as abordagens tradicional e as que utilizam o FDR nem sempre são grandes, embora não negligenciáveis, como se pode notar para os resultados médios obtidos entre BH95 e BH_Adap para o PRCPtot (7.8%), R20 (6.7%), R50 (6.4%), Qméd (7,6%) e QX1d (5,6%). Mesmo que as discrepâncias não sejam tão significativas, quanto aquelas obtidas para os índices discutidos no parágrafo anterior, a redução no número de detecções é a regra, à exceção do Q7min, no qual a proporção de detecção foi exatamente a mesma para (a) e (c).

Assim, fica claro que a redução observada pelo emprego do BH95 e BH_Adap varia, índice a índice. Esse é um comportamento esperado, uma vez que a referida diminuição está estreitamente relacionada com a quantidade de evidências contida nos dados, ou seja, nos *p*_valores obtidos nos testes de hipóteses procedidos.

O BH_Adap, que difere da abordagem (b) apenas na técnica empregada para a estimativa do número de hipóteses nulas verdadeiras (m_0), padece das mesmas limitações metodológicas do BH95. No entanto, esse teste possui maior poder do que o seu predecessor. A diferença metodológica entre ambos, que se traduz por maiores taxas de rejeição da hipótese nula em (c) do que (b) para a maioria dos índices de vazão e precipitação testados (por exemplo, 5.6% para Qméd e 0.60% para R50), parece ser ligeiramente mais pronunciada, em média, na rejeição das séries associadas a estações fluviométricas (2,5%) do que pluviométricas (0.6%).

Adicionalmente, aponta-se que metade dos dez índices extremos associados à precipitação tiveram o mesmo percentual de rejeição ao se aplicar o BH95 e BH_Adap, a saber: PRCPtot, R20, RX1d, RX5d, CWD e CDD. Isso não ocorreu para aqueles relativos à vazão, já que a diferença mínima observada entre as abordagens (b) e (c) deste trabalho é de 0.8% (Q30min), chegando ao máximo de 5.6% (Qméd).

Figura 7: Proporção de estações declaradas como não-estacionárias ($\alpha=5\%$) , utilizando-se procedimentos locais de análise (não considera a multiplicidade) e o BH95. Para situações em que a correlação temporal é significante foi aplicado o TFP

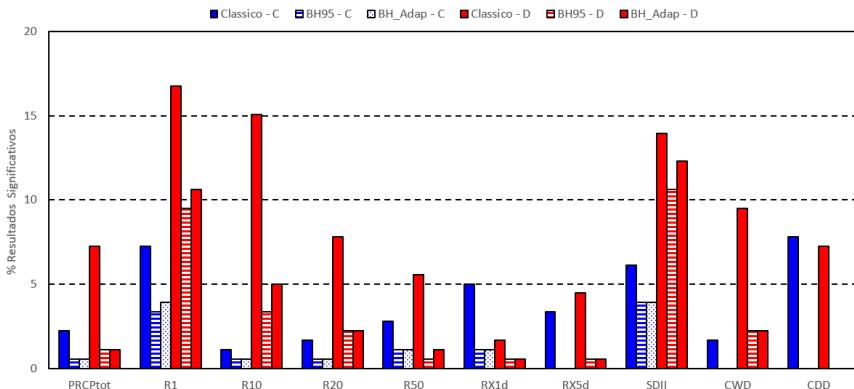
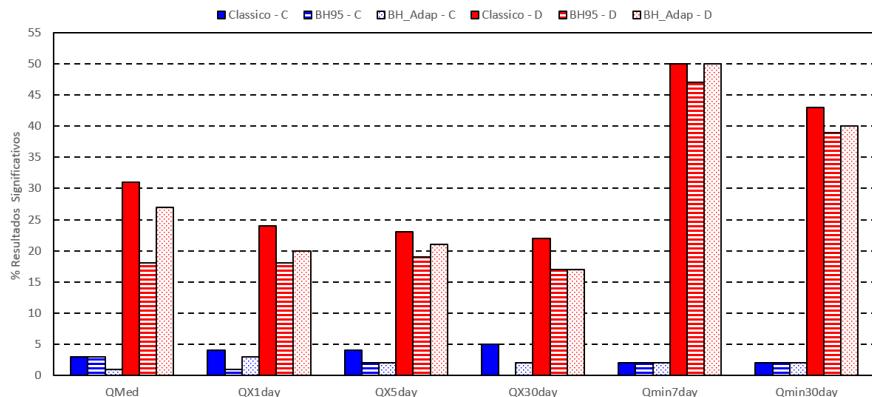


Figura 8: Proporção de estações declaradas como não-estacionárias ($\alpha=5\%$) , utilizando-se procedimentos locais de análise (não considera a multiplicidade) e o BH95. Para situações em que a correlação temporal é significante foi aplicado o TFP



Na Figura 8, nota-se que, mesmo após a tentativa de se mitigar o efeito da correlação serial pelo uso do TFPW e multiplicidade de testes pelo emprego do BH_95 e BH_Adap, a proporção de estações

significativas para os índices de vazão avaliados permanece superior a 15%, chegando a valores próximos de 50% para o Q7min, que se distribuem pelo Alto e Médio São Francisco. Destaca-se ainda que o QX1d (Qmáx), Qméd, QX5d e Q30min tiveram declaradas como significativas negativas mais de 20% das estações fluviométricas testadas.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados baseados em Simulação Monte Carlo e na análise de tendências realizada para a bacia do Rio São Francisco mostraram que as taxas de detecção falsas podem ser muito elevadas quando o teste MK é aplicado em cada estação de forma individualizada, sem preocupação com os erros cometidos para a região como um todo. Mas esses valores dependem de características das séries. Por exemplo, mesmo se a região tiver séries GEV ($\kappa = -0.3$) com 60 anos de dados, a análise individual das estações empregando o teste MK pode resultar em taxas de detecções falsas da ordem 80%, em situações em que o $C_v = 1$ e a magnitude da tendência for da ordem de 5% por década em relação à média da série. Isso significa que de cada 10 estações declaradas não-estacionárias, em média, 8 estações são na verdade estacionárias. Esse tipo de comportamento dos testes pode gerar distorções importantes na identificação de regiões que devam ser analisadas com mais detalhamento, contribuindo para um possível desperdício de recursos materiais e humanos em análises subsequentes do padrão de comportamento hidrometeorológico na região. Os mesmos resultados mostraram que, de fato, as estratégias BH95 e BH_Adap foram capazes, independente das características da série, de controlar as taxas de falsas detecções no nível previamente definido como sendo aceitável, neste caso, de 5%. Mas o benefício de poder controlar as taxas de falsas detecções,

advindo do uso das estratégias BH95 e BH_Adap, possui um custo importante, que é o de ter reduzida a capacidade de detectar as estações que são realmente não-estacionárias.

A capacidade das estratégias BH95 a BH_Adap em detectar as estações que são realmente não-estacionárias varia de acordo com as características da série, mas é quase sempre inferior àquela obtida quando se emprega o teste MK de forma individualizada na região. Por exemplo, a capacidade de BH95 e BH_Adap pode ser de aproximadamente 95%, um valor próximo daquele obtido pela estratégia de empregar o teste MK de forma individualizada na região (100%), no caso da região possuir séries GEV ($\kappa = -0.3$) com 60 anos de dados, $C_v = 1$, e tendência com magnitude de 15% por década em relação à média. Por outro lado, se a região possuir séries GEV ($\kappa = -0.3$) com 40 anos de dados, $C_v = 1$, e tendência com magnitude de 4% por década em relação à média, esses valores diminuem para aproximadamente 50%, um valor bem abaixo dos 90% obtidos pelo teste MK aplicado individualmente. A diferença é que a taxa de falsa detecção é mantida abaixo de 5% quando as estratégias BH95 e BH_Adap são empregadas, enquanto a mesma sobe para 39% quando MK é aplicado de forma individualizado.

6. REFERÊNCIAS

- AghaKouchak, A. et al. (Eds.), 2013. *Extremes in a Changing Climate: Detection, Analysis and Uncertainty*, Water in Science Technology Library, Volume 65. Springer, New York, NY.
- ANA (Agência Nacional de Águas), 2016. Mudanças Climáticas e Recursos Hídricos: Avaliação e Diretrizes para Adaptação. Agência Nacional de Água, Brasília.
- ASCE, 2018. *Climate-Resilient Infrastructure: Adaptive Design and Risk Management*. ASCE manuals and reports on engineering practice no. 140. Reston, VA. American Society of Civil Engineers.

- Ball, J. Babister, M., Nathan, R., Weeks, W., Weinmann, E., Retalick, E., Testoni, I. (2016). Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation.
- Bayazit, M., Fernandez, B. & Salas, J., 2001. Return Period and Risk of Hydrologic Events. I: Mathematical Formulation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 6, p.358.
- Borgomeo, E. et al., 2018. Risk, Robustness and Water Resources Planning Under Uncertainty. *Earth's Future*, 6(3), pp.468–487.
- Borgomeo, E., Hall, J. Fung, F., Watts, G., Colquhoun, K., Lambert, C. (2014). Risk-based water resources planning: incorporating probabilistic nonstationary climate uncertainties. *Water Resources Research*, 50, 6850-6873, doi: 10.1002/2014WR015558.
- Brown, C. et al., 2011. A Decision-Analytic Approach to Managing Climate Risks: Application to the Upper Great Lakes1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.524–534.
- Burn, D., Fan, L., Bell, G. (2008). Identification and quantification of streamflow trends on the Canadian Prairies, *Hydrological Sciences Journal*, 53:3, 538-549, DOI: 10.1623/hysj.53.3.538
- Coch, A., Luis Mediero, L. (2016). Trends in low flows in Spain in the period 1949–2009, *Hydrological Sciences Journal*, 61:3, 568-584, DOI: 10.1080/02626667.2015.1081202
- Craig, R. K. (2010). Stationarity Is Dead - Long live transformation: Five principles for climate change adaptation law. *Harvard Environ, Rev.*, 34 (1), pp. 9-75.
- England, J.F., Jr., Cohn, T.A., Faber, B.A., Stedinger, J.R., Thomas, W.O., Jr., Veilleux, A.G., Kiang, J.E., and Mason, R.R., Jr. (2018). Guidelines for determining flood flow frequency—Bulletin 17C: U.S. Geological Survey Techniques and Methods, book 4, chap. B5, 148 p., <https://doi.org/10.3133/tm4B5>.
- Franks, S.W. (2014). Flood risk in Eastern Australia: climate variability and change. In: Beven, K., Hall, J. (Eds.). *Applied uncertainty analysis for flood risk management*. Imperial College Press, London.
- Galloway, G.E., 2011. If Stationarity is Dead, What Do We Do Now?1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.563–570.
- He, H., Cheng, Y., Cheng, N., Lu, Y., Singh, S. (2017). Variability of Hydrological Processes and Systems in a Changing Environment. In: Vinjai, S. (Ed.), *Handbook of Applied Hydrology*, Second Edition. McGraw-Hill Education.

- Hirsch, R.M., 2011. A Perspective on Nonstationarity and Water Management1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.436–446.
- IPCC (2013). Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. ISBN 978-1-107-66182-0.
- Kaatz, L., 2010. *Decision Support Planning Methods: Incorporating Climate Change Uncertainties into Water Planning*,
- Kiang, J., Olsen, J., Waskom, R. (2011). Introduction to the Featured Collection on “Nonstationarity, Hydrologic Frequency Analysis, and Water Management.” *Journal of the American Water Resources Association (JAWRA)* 47(3):433-435. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2011.00551.x
- Koutsoyianis, D., Montanari, A. (2014). Negligent killing of scientific concepts: The stationarity case. *Hydrol. Sci. J.*, 60, pp. 1174–1183.
- Kundzewicz, Z.W., 2011. Nonstationarity in Water Resources - Central European Perspective1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.550–562.
- Lins, H. F., Cohn, T. A. (2011). Stationarity: Wanted dead or alive? *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47, pp. 475–480.
- Mangini, W., Viglione, A., Hall, J., Hundecha, Y., Ceola, S., Montanari, A., Rogger, M., Salinas, J.L., Borzì, I., Parajka, J. (2018). Detection of trends in magnitude and frequency of flood peaks across Europe, *Hydrological Sciences Journal*, 63:4, 493-512, DOI: 10.1080/02626667.2018.1444766
- McPhail, C. et al., 2018. Robustness Metrics: How Are They Calculated, When Should They Be Used and Why Do They Give Different Results? *Earth's Future*, 6(2), pp.169–191.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J., Dettinger, M. D., Krysanova, V. (2015). On Critiques of “Stationarity is Dead: Whither Water Management?”. *Water Resour. Res.*, 51, pp. 7785–7789.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is dead: Whiter water management? *Science*, 319, pp. 573–574.

- Mondal, A., Daniel, D., 2019. Return Levels under Nonstationarity: The Need to Update Infrastructure Design Strategies. *Journal of Hydrologic Engineering*, 24 (1): 04018060.
- Montanari, A., Young, G., Savenije, H., Hughes, D., Wagener, T., Ren, L., Koutsoyiannis, D., et al. 2013. Panta Rhei—Everything Flows': Change in Hydrology and Society—the IAHS Scientific Decade 2013–2022. *Hydrological Sciences Journal*. 58 (6): 1256–75. doi:10.1080/02626667.2013.809088.
- NAS (The National Academies of Science, Engineering and Medicine), 2018. *Future Water Priorities for the Nation: Directions for the U.S. Geological Survey Water Mission Area*, Washington, D.C.: National Academies Press.
- NERC (1975). Flood Studies Report. Natural Environment Research Center.
- Obeysekera, J. & Salas, J.D., 2014. Quantifying the Uncertainty of Design Floods under Nonstationary Conditions. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), pp.1438–1446.
- Prosdocimi, I., Kjeldsen, T.R. & Svensson, C., 2014. Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK. *Natural Hazards and Earth System Science*, 14(5), pp.1125–1144.
- Rahman, A., Haddad, K., Kuczera, G., Weinmann, E. (2016). Regional Flood Methods. In: Commonwealth of Australia, *Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation* (Chapter 3 in Book 3). Retrieved from <http://book.arr.org.au.s3-website-ap-southeast-2.amazonaws.com>.
- Ray, P.A. et al., 2018. Growth of the Decision Tree: Advances in Bottom-Up Climate Change Risk Management. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 26(12), pp.1376–18.
- Razavi, S. & Vogel, R., 2018. Prewhitening of hydroclimatic time series? Implications for inferred change and variability across time scales. *Journal of Hydrology*, 557, pp.109–115.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2015. Reliability, return periods, and risk under nonstationarity. *Water Resources Research*, 51(8), pp.6381–6398.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2016. Hazard function theory for nonstationary natural hazards. *Natural Hazards and Earth System Science*, 16(4), pp.915–925.
- Robson, A., Reed, D. (1999). Flood Estimation Handbook. Volume 3. Institute of Hydrology, Wallingford.

- Rootzén, H. & Katz, R.W., 2013. Design Life Level: Quantifying risk in a changing climate. *Water Resources Research*, 49(9), pp.5964–5972.
- Rosbjerg, D., 2017. Optimal adaptation to extreme rainfalls in current and future climate. *Water Resources Research*, 53(1), pp.535–543.
- Rosner, A., Vogel, R.M. & Kirshen, P.H., 2014. A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world. *Water Resources Research*, 50(3), pp.1928–1942.
- Salas, J.D., Obeysekera, J. (2014). Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(3), pp.554–568.
- Salas, J.D., Obeysekera, J. & Vogel, R.M., 2018. Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review. *Hydrological Science Journal*, 63(3), pp.325–352.
- Schleff, K.E. et al., 2018. A General Methodology for Climate-Informed Approaches to Long-Term Flood Projection-Illustrated With the Ohio River Basin. *Water Resources Research*, 54(11), pp.9321–9341.
- Serago, J.M. & Vogel, R.M., 2018. Parsimonious nonstationary flood frequency analysis. *Advances in Water Resources*, 112, pp.1–16.
- Serinaldi, F., Kilsby, C. G. (2015). Stationarity is undead: Uncertainty dominates the distribution of extremes. *Adv. Water Resour.*, 77, pp. 17–36.
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G. & Lombardo, F., 2018. Untenable nonstationarity – An assessment of the fitness for purpose of trend tests in hydrology. *Advances in Water Resources*, 111, pp.132–155.
- Spence, C.M. & Brown, C.M., 2016. Nonstationary decision model for flood risk decision scaling. *Water Resources Research*, 52(11), pp.8650–8667.
- Stedinger, J.R. & Crainiceanu, C.M., 2001. Climate Variability and Flood-Risk Management. In: Proceedings of the Conference on Risk-Based Decisionmaking in Water Resources, October 15-20, 2000, Santa Barbara, California. Reston, VA: American Society of Civil Engineers, pp. 77–86. Doi: [10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2001\)1:1\(77\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2001)1:1(77)).
- Stedinger, J.R. & Griffis, V.W., 2011. Getting From Here to Where? Flood Frequency Analysis and Climate1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.506–513.

- Sveinsson, O.G.B. et al., 2003. Modeling the Dynamics of Long-Term Variability of Hydroclimatic Processes. *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 4, pp. 489-505.
- Vogel, R.M., Castellarin, A., 2017. *Risk, Reliability and Return Periods and Hydrologic Design*. In: Vijay P. Singh (Ed.), *Handbook of Applied Hydrology*. Second Edition. McGraw-Hill Education, New York, NY.
- Vogel, R.M., Rosner, A. & Kirshen, P.H., 2013. Brief communication “Likelihood of societal preparedness for global change.” *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1(1), pp.1–13.
- Vogel, R.M., Yaindl, C., Walter, M., (2011). Nonstationarity: Flood Magnification and Recurrence Reduction Factors in the United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.464–474.
- Waage, M.D. & Kaatz, L., 2011. Nonstationary Water Planning: An Overview of Several Promising Planning Methods1. *Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.535–540.

ESTIMADORES DE CORRELAÇÃO TEMPORAL E IDENTIFICAÇÃO DE TENDÊNCIAS HIDROMETEOROLÓGICAS: DISCUSSÃO E DESEMPENHO DE MÉTODOS

Saulo Aires de Souza

Renato Souza Amorim

Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

Os fenômenos ou efeito de memória ou persistência, também denominado de dependência ou correlação temporal, é caracterizado pela dependência que determinada variável tem em relação aos seus valores passados, ou seja, flutuações observadas nessas séries são parte de seu comportamento natural esperado, fruto da interação de eventos que ocorrem em diversas escalas temporais (Koutsoyiannis, 2005). Em muitos sistemas naturais esse efeito de memória ou persistência atua de forma proeminente. Nos sistemas hidrometeorológicos, a persistência é uma característica inerente aos processos envolvidos. Por exemplo, em séries temporais de vazões, para determinadas escalas de tempo como o dia ou mês, observam-se que valores altos de vazões tendem a ser seguidos também por vazões altas e vice-versa. A explicação física para esse comportamento está associado ao fato do escoamento do rio estar diretamente ligado ao armazenamento de água subterrânea, sendo esse fluxo subterrâneo um processo notoriamente lento, espera-se que a sua contribuição para o escoamento do rio nos períodos seguintes seja significativa, explicando em parte essa dependência ou persistência entre valores consecutivos.

De forma didática, os processos hidrometeorológicas podem ser classificados de acordo com a estrutura de dependência temporal existente: independente (IND), com alguma estrutura de correlação temporal de curto prazo (CCP) e de forma mais complexa com estruturas ou correlação temporal de longo prazo (CLP) (Koutsoyiannis e Montanari, 2007). Tradicionalmente, os estudos hidrometeorológicos consideram as estruturas IND e CCP. Por exemplo, normalmente a análise de frequência de máximos e mínimos hidrológicos adotam estruturas IND (Douglas et al., 2002), já modelos estocásticos de geração e previsão de variáveis hidrológicas fazem uso da estrutura CCP (Kundzewicz a Robson, 2004). Já a CLP, indica que o processo é compatível com a presença de flutuações em uma gama de escalas de tempo, o que pode refletir a variabilidade de longo prazo de vários fatores naturais, como forçantes solares, atividade vulcânica e assim por diante. A presença da CLP é também atribuída a tendência de agrupamento no tempo (clusterização temporal) de eventos semelhantes tais como secas e inundações, observados nas mais diferentes séries temporais hidrometeorológicas em várias regiões do planeta.

A especificação correta do tipo de dependência temporal determinará o tipo de abordagem ou modelagem a ser utilizada na busca da melhor compreensão dos processos hidrometeorológicos envolvidos, sinalizando uma maior previsibilidade para fins de gestão de recursos hídricos. Por esse motivo, são comumente aplicadas técnicas que permitem estudar essa relação de dependência temporal. Uma das técnicas mais simples e comumente usados na previsão meteorológica, como a precipitação ou temperatura, é a média móvel simples em que a previsão é a média das N observações mais recentes da série, tal técnica é baseada na premissa de que os componentes sistemáticos de uma série temporal exibem autocorrelação de curto prazo. Outros modelos mais complexos, como os modelos do tipo “Box e Jenkins”, utilizam a função de autocorrelação

para quantificar a estrutura de dependência temporal existente nas séries (Box e Jenkins, 1976).

Por outro lado, no caso da CLP, a presença numa série temporal de flutuações de longo prazo implica um aumento dramático da incerteza, especialmente em longas escalas de tempo, em comparação com as estatísticas clássicas (Koutsoyiannis e Montanari, 2007). Esse aumento é facilmente perceptível, uma vez que os dados observados pode ser uma pequena porção de um ciclo mais longo cujas características podem ser difíceis de inferir com base nas observações disponíveis.

No que diz respeito à testes estatísticos de estacionaridade, como os utilizados na identificação de tendências hidrometeorológicas, a maioria dos estudos baseiam-se em técnicas não paramétricas, no qual, via de regra, não consideram adequadamente tanto a CCP e principalmente a CLP (Von Storch, 1995, Hamed e Rao, 1998). A desconsideração dessas estruturas de correlação serial tem consequências graves na estimativa da significância estatística dos testes e principalmente na sua interpretação (Khaliq et al., 2009).

Embora seja um problema conhecido de longa data (Cox e Stuart, 1955), não há uma solução definitiva para lidar com a CCP em testes de hipóteses. Lettenmayer (1976) mostrou que a presença da CCP positiva resulta num aumento da probabilidade de se cometer um erro tipo 1, tornando-a maior do que o nível nominal de significância do teste definido a priori, o que resulta num aumento de falsos positivos, conforme demonstrado em von Storch (1995) e constatado em estudos posteriores (Douglas et al., 2000; Yue et al., 2002; Bayazit e Önoz, 2007; Khaliq et al., 2009; Hamed, 2009 e Onoz e Bayazit, 2012). A literatura apresenta duas estratégias para lidar com esse problema.

A primeira estratégia consiste na modificação da série original por meio da remoção da autocorrelação, sendo o teste

posteriormente aplicado à série modificada para avaliar a presença da mudança. O Pre-Whitening (PW), desenvolvido por Kulkarni e Von Storch (1995), é um exemplo dessa estratégia. Kulkarni e von Storch (1995) mostraram, via estudo de simulação Monte Carlo, que o uso do PW permite controlar adequadamente a probabilidade de se cometer o erro tipo 1. Porém, mais tarde, Yue e Wang (2002) concluem que a remoção da correlação temporal realizada no PW acaba por reduzir o poder do teste, que é a probabilidade de identificar a tendência (rejeitar H₀) quando a tendência está de fato presente. Essa análise levou Yue et al. (2002) a sugerirem um outro método, denominado Trend-Free Pre-Whitening (TFPW), que resulta em maior poder de teste, quando comparada à PW, mas ainda assim com um adequado controle da probabilidade do erro tipo 1, embora esse controle não tenha sido devidamente avaliado.

A segunda estratégia para lidar com a correlação temporal se baseia em alterações na distribuição nula da estatística do teste de hipóteses. Essa abordagem pode ser executada de diversas formas, como por exemplo, através da correção da variância da estatística de teste de Mann-Kendall, como realizado por Hamed e Rao (1998), com o emprego de uma nova distribuição, conforme derivado analiticamente por Hamed (2009), ou ainda por meio de um processo de reamostragem com reposição agrupada, denominado de bootstrap em blocos, como sugerido por Onoz e Bayazit (2012).

Ainda nessa segunda estratégia, considerando o problema da CLP, Hamed (2008) modificou o tradicional teste de Mann-Kendall, para considerar o efeito de escala ou persistência de longo prazo. Expressões exatas para a média e a variância da estatística de teste foram derivadas sob a hipótese de escala, e observou-se que a distribuição normal continua a ser uma aproximação razoável da estatística do teste. Posteriormente, Hamed (2009) apresentou uma extensão do trabalho anterior no qual desenvolveu um

procedimento para o cálculo da distribuição exata da estatística de teste de tendência de Mann-Kendall considerando dados persistentes com uma estrutura de correlação arbitrária (ou seja, considerava tanto a CCP como a CLP). Mais recentemente, Wang et al. (2019) apresentaram uma expressão analítica que modificou a variância da estatística do teste de tendência de Sen (Sen, 2012 e Sen, 2017) para considerar a persistência de longo prazo.

No Brasil, apesar do elevado número de estudos de detecção de tendência realizados nas mais diferentes regiões, poucos trabalhos trataram dessa questão do problemas da correlação temporal (Muller et al., 1998; Marengo et al., 2008; Teixeira e Satyamurty, 2011; Blain, 2013; Blain, 2014; Rosin et al. 2015; Pedron et al., 2017; Chagas e Chaffe 2018). Esses trabalhos consideraram apenas a questão da CCP. Os procedimentos utilizados envolveram, na maioria dos casos, a aplicação dos procedimentos PW e TFPW (Blain, 2014; Rosin et al., 2015; Chagas e Chaffe, 2018), com exceção de um procedimento Monte Carlo combinado com um modelo autoregressivo (Muller et al., 1998).

Dada a complexidade de considerar tanto o CCP como o CLP, com diferentes abordagens envolvidas em ambas, e a necessidade de um aprofundamento maior nessa questão, decidiu-se privilegiar nesse capítulo apenas a questão da CCP. Assim, tendo em vista o acima exposto, será abordada a problemática do impacto da correlação temporal de curto prazo no âmbito de testes de tendência de séries hidrometeorológicas, as principais medidas utilizadas para lidar com essa questão e a aplicabilidade e repercussão de algumas dessas medidas em um estudo de caso real realizado na bacia do Rio São Francisco.

2. CORRELAÇÃO SERIAL EM SÉRIES HIDROMETEOROLÓGICAS

2.1. Identificação e estimativa de correlação serial

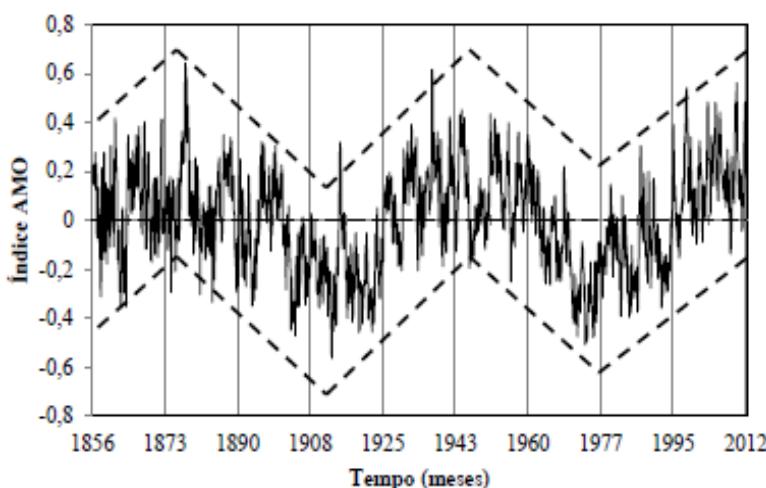
O agrupamento de valores altos e baixos, que caracterizam o fenômeno da persistência, encontrado nas mais diferentes séries de variáveis atmosféricas é um componente importante do regime hidrometeorológico e é resultante de fenômenos de circulação global persistentes que influenciam o clima (Iliopoulou et al., 2018). Fenômenos cíclicos como o El Niño Oscilação Sul (ENOS) e as oscilações decenais do Pacífico e Atlântico, por exemplo, exercem forte influência na variabilidade e persistência do clima no Brasil, assim como no resto do planeta (McMahon, et al., 2007; Iliopoulou et al., 2018).

Esses fenômenos que em larga escala são responsáveis pela correlação serial observada em algumas variáveis meteorológicas são modulados a partir dos estados da temperatura dos oceanos. O oceano, com quase todo o volume da água do planeta, cobre quase três quartos da superfície da Terra. Isso faz dele um componente fundamental no ciclo hidrológico. Devido ao alto calor específico da água, as respostas e alterações nas forçantes do clima no oceano ocorrem de forma bem mais lenta do que na atmosfera. Dessa forma, o oceano age como um atenuador da velocidade com que o clima em geral é afetado, possibilitando uma inércia maior nas mudanças, no qual reflete no fenômeno da persistência climática em manter-se em determinado estado.

Assim, comportamentos cíclicos ou persistentes são percebidos com clareza, notadamente quando se dispõe de séries que possuam longos históricos. A título de ilustração, a Figura 1 mostra a série histórica do chamado índice de oscilação multidecadal do oceano atlântico (AMO). Trata-se de um indicador climático relacionado à temperatura da superfície do oceano Atlântico, em sua porção

norte. Nesse gráfico estão plotados índices históricos mensais com mais de 150 anos de registros (1856 a 2012), juntamente com linhas tracejadas que delimitam os ciclos da série. Dentro de cada porção ascendente ou descendente do ciclo é possível observar o comportamento persistente do índice que por sua vez será incorporado por todas as variáveis meteorológicas que são moduladas por esse indicador.

Figura 1: Índice de oscilação multidecadal do oceano Atlântico (AMO). As linhas tracejadas delimitam os ciclos observados.



Fonte: NOAA – National Oceanic and Atmospheric Administration.

Do mesmo modo, os sistemas hidrológicos terrestres, no qual é mais conhecido e perceptível o fenômeno da persistência, são governados por processos com memória em diferentes escalas de tempo (Koutsoyiannis, 2005). Alguns exemplos são: evaporação (Scott et al., 1997), águas subterrâneas (Güntner et al., 2007), umidade do solo (Seneviratne e Koster, 2012), dinâmica da neve (Bojariu e Gimeno, 2003) e planícies de inundação dos rios (Khanal et al.,

2019) com memória que pode durar alguns dias a possivelmente vários anos ou décadas.

Para entender melhor a dinâmica da persistência nos sistemas terrestres, considere o caso em que a memória dos processos atmosféricos geralmente não implique mais do que alguns dias, a autocorrelação atmosférica é propagada para os sistemas terrestres, e por inércia, o escoamento se dá de forma mais gradual, armazenando boa parte da água em reservatórios naturais, como a umidade do solo, a neve, as geleiras, as águas subterrâneas e as planícies de inundação dos rios (Markonis et al., 2018). Nesse sentido, os processos hidrológicos com escalas de tempo mais longas “lemboram” as anomalias atmosféricas passadas e seus efeitos são refletidos em eventos ou períodos subsequentes. Por exemplo, um evento de tempestade pode persistir dentro do solo por um longo tempo, mesmo após a interrupção dessa forçante. Da mesma forma, o acúmulo de uma forte nevasca pode persistir também por um longo período de tempo, afetando, em última análise, o regime hidrológico de uma dada região (Khanal et al., 2019).

Na realidade, ainda no caso dos processos terrestres persistentes, muitos fenômenos agem simultaneamente, e sua ocorrência combinada é altamente decisiva na determinação do estado final do sistema (Khanal et al., 2019). Por exemplo, a persistência na umidade do solo associada a co-ocorrência de extremos climáticos persistentes pode se propagar de forma desproporcional e não linear levando a eventos hidrológicos extremos como secas e cheias intensas.

Essa presença da dependência temporal nas séries hidrometeorológicas, denominada de autocorrelação ou correlação serial, pode ser detectada pela observação do comportamento dos gráficos de correlograma baseados nos cálculos da função de autocorrelação (FAC). Essa função apresenta a relação entre as autocorrelações amostrais e suas defasagens (lag). A FAC é definida por:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (1)$$

em que γ_k é a covariância na defasagem (lag) k , e γ_0 é a variância.

O coeficiente de correlação, ρ_k varia entre -1 e 1, e o seu estimador é dado por:

$$r_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n(x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

em que x_i é o i -ésimo valor da variável aleatória X , e é a média amostral de X .

Quando $\rho_k = 0$, a distribuição amostral do estimador r_k pode ser adequadamente aproximada pela distribuição Normal com valor esperado $-1/(N-1)$ e variância $(N-2)/(N-2)^2$. Esse conhecimento acerca da distribuição amostral de r_k , quando $\rho_k = 0$, permite que se faça inferência sobre ρ_k a partir do intervalo de confiança de $(1-\alpha)\%$ de r_k , quando $\rho_k = 0$,

$$\left[\frac{-1 \pm Z_{(1-\alpha)/2} \sqrt{N-k-1}}{N-1} \right] \quad (3)$$

em que N é o tamanho da amostra, e $Z_{(1-\alpha)/2}$ é o quantil da variável normal padrão associado ao nível de significância do teste. Se o valor amostral r_k cair fora desse intervalo, temos indícios de que ρ_k deve ser diferente de zero, o que sugere que a hipótese nula de que $\rho_k = 0$ deve ser rejeitada com nível de significância α .

Tomemos o exemplo da estrutura de dependência serial mais utilizada em estudos hidrometeorológicos que é processo autoregressivo de ordem 1, denominado de AR(1). Se $\rho_k = 0$, sabemos que o intervalo de confiança de 95% do estimador da autocorrelação lag-1, ou seja, o coeficiente considerando defasagem de ordem 1 na série, definido como r_k , é dado pela eq. (4). Sendo assim, se o valor de r_k cair fora do intervalo de confiança d definido em (4), conclui-se que $\rho_1 \neq 0$

$$\left[\frac{-1 \pm 1,96\sqrt{N-2}}{N-1} \right] \quad (4)$$

Outro ponto fundamental é a consideração do viés do estimador r_k . É sabido que as estimativas de mínimos quadrados ordinários (MQO) do coeficiente de autocorrelação r_k são enviesadas negativamente, isto é, as estimativas de r_k , em média são menores do que o valor populacional (Kendall, 1954). Um número considerável de estudos que tratam de métodos de estimativa e correção de viés do coeficiente de autocorrelação lag 1 para modelos lineares estão disponíveis na literatura. No caso de séries com média conhecida e sem tendência, várias fórmulas foram propostas na literatura para a correção do viés esperado (Marriott e Pope, 1954; White, 1961; Mudelsee, 2001). Por exemplo, a estimativa não-viesada do coeficiente de autocorrelação lag 1 sugerida por Marriott e Pope (1954) é dada por:

$$r_1^* = \left(r_1 + \frac{1}{N} \right) \left(\frac{N}{N-3} \right) \quad (5)$$

Embora a estimativa do coeficiente de correlação já seja enviesada quando não existe tendência na série, o viés aumenta em uma quantidade de $(1 + \rho)/N$ devido à estimativa de um parâmetro extra, que é a inclinação da tendência. Outros estudos avaliaram a questão do viés quando a série contém tendência desconhecida (Bao e Ullah, 2007; van Giersbergen, 2005). Hamed (2009) sugere o método baseado na correção de viés de primeira ordem apresentada em van Giersbergen (2005):

$$r_1^* = \left(\frac{Nr_1+2}{N-4} \right) \quad (6)$$

O estimador não-enviesado de ρ_1 , r_1^* , dado pela equação (6), é derivado a partir da estimativa conjunta de ρ_1 e da inclinação da tendência. Segundo Hamed (2009), esse procedimento tem uma propriedade importante que é o fato do viés em r_1^* não depender da magnitude da tendência, implicando numa vantagem tendo em vista

que a eficácia dos procedimentos que tratam da questão da autocorrelação em testes de tendência dependerá apenas do tamanho da série e do coeficiente de autocorrelação ρ_1 . Para o caso de dados reais, ressalta Hamed (2009), essa correção fornece estimativas imparciais de ρ_1 na possível presença de uma tendência verdadeira e independente de sua magnitude, evitando assim a perda de significância.

2.2. Caracterização de correlação serial em variáveis hidrometeorológicas no Brasil

Para descrever o grau de correlação de correlação serial nas variáveis hidrometeorológicas no Brasil, foram selecionadas 2150 estações pluviométricas e 855 fluviométricas com no mínimo 30 anos de dados sem falha.

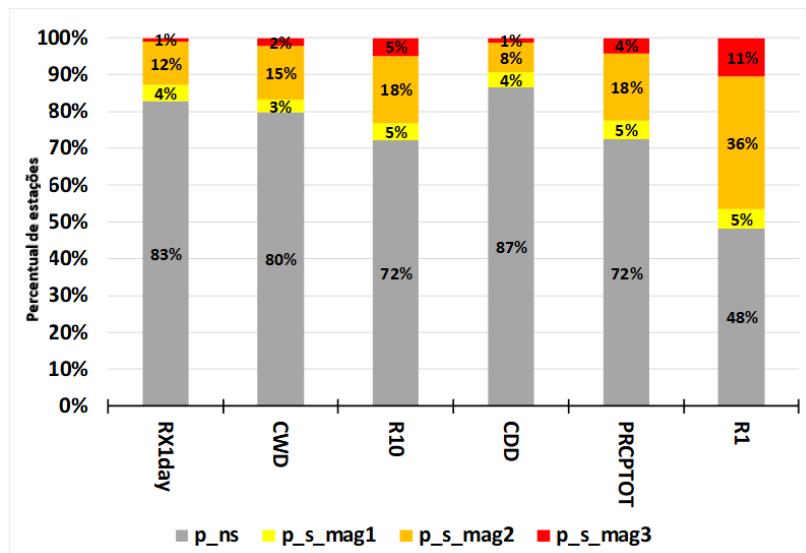
Avaliou-se a significância estatística ($\alpha = 5\%$) de r_1 utilizando o teste apresentado na equação (4) para 6 índices de precipitação e 6 índices de vazões apresentados na Tabela 1: Considerou-se também a correção de viés de primeira ordem do valor de r_1 apresentada na Equação (6) e foi adotado um procedimento de remoção da tendência nessa estimativa.

Tabela 1:

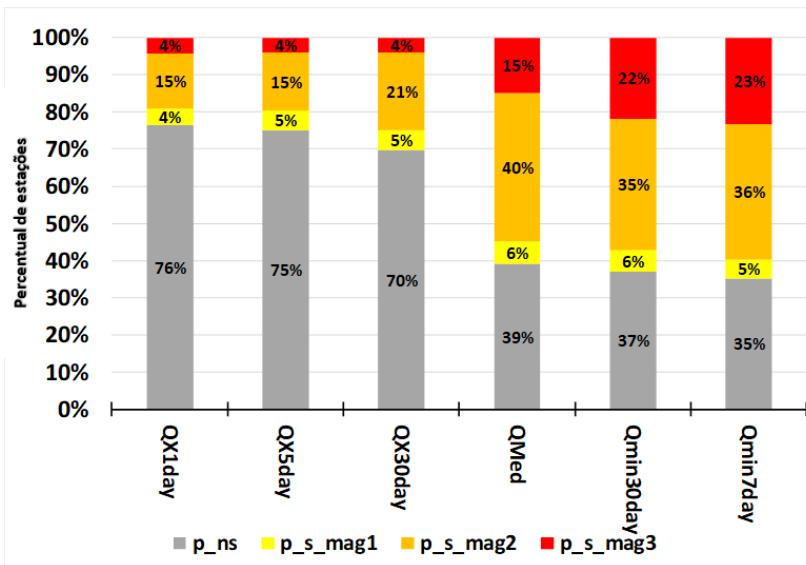
Índices de Precipitação		Índices de Vazões	
Índice	Definição	Índice	Definição
RX1day	Máximo diário de precipitação	QX1day	Vazões máximas de 1 dia
R1	Número de dias com precipitação	QX5day	Vazões máximas de 5 dias
R10	Número de dias com precipitação maior que 10 mm	QX30day	Vazões máximas de 30 dias
CDD	Número de dias consecutivos secos	Qmed	Vazões médias anuais
CWD	Número de dias consecutivos úmidos	Qmin7day	Vazões mínimas de 7 dias
PRCPTOT	Total precipitado anual	Qmin30day	Vazões mínimas de 30 dias

Os resultados demonstram (Figura 2), como esperado, que o efeito de correlação temporal nos índices de precipitação no geral é menos relevante do que para vazões, mas não são desprezíveis. O índice R1 apresentou resultados mais pronunciados. No caso das vazões, a persistência é predominante para os índices associadas as vazões médias e baixas, já para as vazões máximas isso não ocorre.

Figura 2: Gráficos do tipo *stacked bar* com os resultados do teste r1 para o Brasil considerando os 6 índices de extremos de precipitação (a) e 6 índice de vazões (b).



(a)

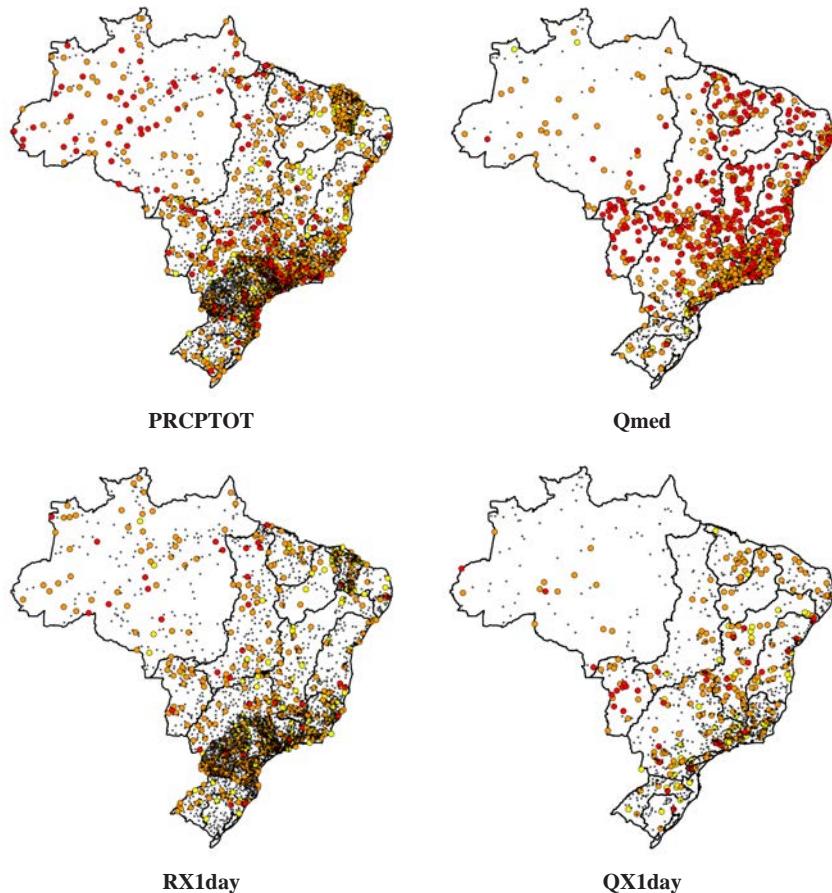


(b)

A distribuição espacial das características de persistência para dois índices de precipitação (PRCPTOT e RX1day) e dois índices de vazões (Qmed e QX1day) nas 12 regiões hidrográficas (RH) são ilustrados nos mapas da Figura 3. A RH Amazônica (AMZ) é a região com os maiores percentuais de resultados significativos para PRCPTOT, com mais de 30% das estações da região com correlações significativas, e para o índice RX1day, com um percentual de 24%. Outras regiões com o índice PRCPTOT com pelo menos 30% das estações com resultados significativos foram as RHs Atlântico Leste (ALE), Parnaíba (PNB) e Atlântico Nordeste Oriental (ANO). As RHs localizadas mais ao sul do Brasil, RHS Paraná (PRN), Atlântico Sul (ATS) e Uruguai (URU), foram as que apresentaram menores percentuais de resultados significativos.

Diferentemente dos resultados obtidos para os índices de precipitação, a RH AMZ não apresentou os maiores percentuais de resultados significativos. Essa posição ficou com a RH Paraguai (PRG) que teve praticamente todas as estações com resultados significativos para a Qmed, e foi a única a ter um percentual de resultados significativos maior que 50% para o índice de vazões máximas QX1day. Cabe destacar, que para esses índices do espectro de vazões mais baixa, apenas as RHs localizadas na região Sul do Brasil não apresentaram uma proporção maior de resultados significativos.

Figura 3: Significância da Correlação Temporal (r_l) no Brasil. Pontos pretos menores são resultados não significativos, círculos em amarelo são estações com $r_l \leq 0,3$ significativo (correlação BAIXA), em laranja são estações com $0,3 < r_l \leq 0,6$ significativo (correlação MÉDIA) e em vermelho são estações com $r_l > 0,6$ (correlação ALTA).



3. IMPACTO DA CORRELAÇÃO SERIAL EM TESTES DE TENDÊNCIA

Em testes de tendência, o impacto da correlação serial se dá na mudança da variância da distribuição da estatística do teste em relação ao caso em que se admite que a série é independente.

Observa-se uma inflação da variância da estatística do teste, quando temos uma autocorrelação positiva, que normalmente ocorre em séries hidrometeorológicas (McMahon et al. 2007), e uma deflação para o caso mais raro de autocorrelação negativa. Essa inflação da variância, se não considerada na análise, resulta num teste que irá rejeitar a hipótese nula com uma frequência maior do que a indicada pelo nível de significância do teste, aumentando a taxa de falsos positivos. O inverso acontece no caso mais raro de haver deflação causada por correlação temporal negativa.

Com o objetivo de demonstrar, em termos matemáticos, essa inflação e/ou deflação, sem perda de generalidade, serão apresentados os resultados das principais análises relacionadas à questão da autocorrelação para o teste de Mann-Kendall (MK) obtidos a partir da literatura.

Hamed e Rao (1998) e Hamed (2008) mostraram que a presença de correlação temporal nas séries não altera o valor esperado da estatística S do teste de MK, que continua sendo igual a zero,

$$E(S) = 0 \quad (7)$$

Entretanto, a variância de S muda e pode ser determinada pela eq. (8),

$$V(S) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=k+1}^n \frac{2}{\pi} \sin^{-1} \left(\frac{\rho_{l-j} - \rho_{l-i} - \rho_{k-j} + \rho_{k-i}}{\sqrt{(2 - 2\rho_j)(2 - 2\rho_{l-k})}} \right) \quad (8)$$

em que ρ é o valor populacional da correlação temporal.

Hamed (2008) mostra, baseado em Kendall (1955), que a correlação temporal ρ_k possui uma relação com a correlação temporal baseada nos posotos (rankings) das observações, ρ_k^R , conforme equação (7),

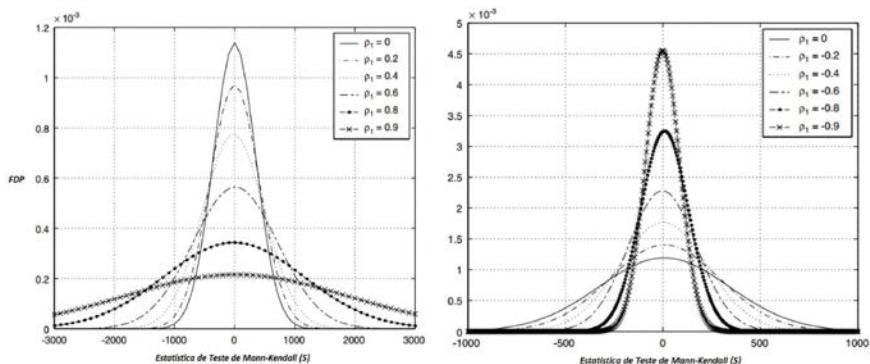
$$\rho_k = 2 \sin\left(\frac{\pi}{6} \rho_k^R\right) \quad (9)$$

A Equação (9), por depender apenas dos dados por meio da FAC dos ranks para o cálculo da variância na Equação (8), permanece ainda sem a necessidade de especificar qualquer distribuição de probabilidade aos dados observados, característica não paramétrica do teste MK original.

Quando a série é correlacionada positivamente, boa parte dos termos da Equação (8) são diferentes de zero, levando há uma inflação da variância. Já para o caso contrário, autocorrelação negativa, ocorre uma deflação da variância. No caso de dados independentes, onde os termos são iguais a zero, essa Equação 8 reduz-se para a equação original do teste MK.

As Figuras 4a e 4b ilustram a distribuição da estatística S do teste MK para o caso das séries autocorrelacionadas positiva e negativamente, respectivamente, considerando um processo AR(1). Para ambas as figuras, a linha contínua ilustra o caso dos dados independentes. Observa-se nas curvas da Figura 4a que quanto maior o coeficiente de autocorrelação lag1 (ρ_1) maior é a variância da estatística S, demonstrando que para determinada região de rejeição predefinida a partir do nível de significância para o teste MK original, tem-se um região critica muito maior para os casos com autocorrelação, levando a uma maior taxa de rejeição do teste e por consequência uma maior probabilidade de cometer o erro tipo I. Para o caso da autocorrelação negativa, ocorre justamente o contrário. Com a deflação da variância da estatística S, Figura 4b, haverá uma maior dificuldade em rejeitar a hipótese nula, nesse caso maior probabilidade de cometer o erro tipo II.

Figura 4: Efeito da autocorrelação positiva (a) e negativa (b) na estatística S do teste MK (Fonte: Yue et al., 2002).



Para ilustrar em termos numéricos esse efeito, a Tabela 1, apresentada em Hamed (2009), apresenta os fatores da inflação da variância da estatística S do teste MK para dois modelos autorregressivos da família Box e Jenkins tradicionalmente utilizados na modelagem estocástica hidrológica, o AR(1) e o ARMA (1,1). O fator de inflação da variância, $VIF = V(S)/V_0(S)$, corresponde a relação entre a variância calculada considerando séries com correlação serial ($V(S)$), obtida partir da Equação (8), e a variância calculada para a séries independentes ($V_0(S)$).

Tabela 2: Fator de variância da inflação VIF para diferentes modelos de correlação com diferentes tamanhos n e coeficientes de autocorrelação lag1 ρ_1 (Fonte: Hamed, 2009).

n	ρ_1								
		0	0.01	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	0.99
<i>AR(1)</i>									
10	1.00	1.01	1.14	1.49	1.99	2.74	3.89	4.60	
25	1.00	1.02	1.18	1.67	2.48	4.04	7.90	11.90	
50	1.00	1.02	1.20	1.74	2.69	4.70	11.48	23.25	
100	1.00	1.02	1.20	1.78	2.80	5.08	14.42	42.89	
200	1.00	1.02	1.21	1.80	2.86	5.29	16.28	72.67	
<i>ARMA(1,1)</i>									
10	1.00	1.02	1.17	1.57	2.07	2.69	3.45	3.85	
25	1.00	1.02	1.26	1.98	3.09	4.94	8.36	10.90	
50	1.00	1.03	1.30	2.16	3.62	6.52	14.17	22.77	
100	1.00	1.03	1.32	2.26	3.92	7.55	20.40	44.94	
200	1.00	1.03	1.33	2.31	4.08	8.12	25.23	82.70	
<i>FGN</i>									
10	1.00	1.01	1.14	1.43	1.73	2.02	2.31	2.44	
25	1.00	1.03	1.28	1.92	2.66	3.46	4.29	4.67	
50	1.00	1.04	1.40	2.44	3.79	5.37	7.11	7.92	
100	1.00	1.05	1.53	3.12	5.48	8.51	12.02	13.71	
200	1.00	1.06	1.68	4.02	7.99	13.65	20.66	24.13	
<i>FARMA(0,d,0)</i>									
10	1.00	1.01	1.14	1.41	1.66	1.87	2.06	2.14	
25	1.00	1.03	1.31	1.98	2.66	3.31	3.91	4.16	
50	1.00	1.04	1.46	2.63	3.97	5.33	6.62	7.17	
100	1.00	1.06	1.65	3.55	6.01	8.72	11.42	12.59	
200	1.00	1.07	1.86	4.81	9.21	14.47	19.97	22.40	

A Tabela 3 ilustra o impacto dessa inflação no aumento relativo da taxa de rejeição, considerando três níveis de significância α_0 .

Tabela 3: Taxa de rejeição relativa como função de nível de significância α_0 e fator de variância da inflação VIF (Fonte: Hamed, 2009).

α_0	Variance inflation factor $V(S)/V_0(S)$								
	0.3	0.5	0.8	0.9	1.1	1.2	1.5	2	4
0.1	0.10	0.35	0.76	0.88	1.11	1.21	1.48	1.82	2.61
0.05	0.03	0.20	0.66	0.83	1.17	1.33	1.79	2.45	4.11
0.025	0.01	0.11	0.57	0.78	1.23	1.47	2.19	3.32	6.54

Observa-se na Tabela 2 que houve um aumento geral no fator de inflação da variância à medida que o ρ_1 e o tamanho da amostra (n) aumentam para ambos os modelos considerados. O modelo ARMA (1,1) teve um aumento no fator de inflação levemente superior ao modelo AR(1) devido à correlação introduzida pelo parâmetro média móvel adicional do modelo. Considerando o efeito dessa inflação da variância na taxa de rejeição para diferentes níveis de significância, a Tabela 3 demonstra de forma clara um aumento na taxa de rejeição quando a variância é inflada. Por exemplo, para uma série AR(1) de comprimento $n = 50$ e o coeficiente de regressão $\rho_1 = 0,3$, o fator de inflação $VIF = V(S)/V_0(S) = 1,74$ obtido da Tabela 1, esse valor quando aplicado na Tabela 2 resulta numa taxa de rejeição entre 1,79 vezes (79%) e 2,45 (245%) maior admitindo o nível de significância $\alpha_0 = 0,05$.

É importante ressaltar que embora o aumento do tamanho da amostra resulte num aumento no poder do teste quando a série é independente, com os resultados das Tabelas 1 e 2, percebe-se, no caso das séries dependentes, que esse aumento traz um aumento significativo no fator de inflação incorrendo em um aumento significativo das taxas de rejeição quando as séries não têm tendência, devido principalmente ao efeito da autocorrelação ficar mais pronunciado.

O aumento das taxas de rejeição acaba resultando em uma falsa indicação de tendências significativas, o que leva a boa parte dos estudos a conclusões falsas sobre tendências regionais. Além disso, como a inflação da variância afeta igualmente as tendências positivas e negativas (Hamed, 2008), a sua não consideração também pode resultar em resultados contraditórios, como a identificação de tendências significativas e opostas em estações vizinhas, conhecidas como inconsistência regional ou muitas vezes tratada como uma não uniformidade espacial (Hamed, 2008).

A presença de tendência em conjunto com a autocorrelação exige uma atenção cuidadosa no processo de detecção. Foi demonstrado por Yue e Wang (2002), bem como por Yue et al. (2003), que a existência de um componente de tendência resultará na superestimação da autocorrelação positiva entre os dados da série, assim como uma eventual autocorrelação existente também amplia a estimativa da tendência. Nesse sentido, a existência da tendência em uma série temporal produzirá uma correlação serial espúria, o que implicará na adoção de procedimentos para tratamento dessa correlação, levando a uma perda de poder do teste (Yue e Wang, 2004).

Um fato a ser ressaltado, é que a perda de poder sempre ocorre devido ao efeito da autocorrelação nos dados, independentemente de qualquer procedimento de consideração desse efeito ser realizada ou não. Isso ocorre devido à inflação da variância da estatística do teste resultar na inevitável redução da capacidade de qualquer teste em detectar uma tendência em uma série correlacionada em comparação com o mesmo caso, agora com a série independente. Ocorre que a presença da correlação serial vem sendo de forma equivocada atribuída como uma característica presente na série que aumentaria o poder do teste. Na realidade, conforme bem colocado em Hamed (2009), essa falsa impressão é devido à incorreta especificação do nível de significância, que seria, na presença da autocorrelação, bem superior ao nível de 5% normalmente especificado.

Para ilustrar esse equívoco, tomemos um exemplo apresentado em Bayazit e Önöz (2007) e Hamed (2009), no qual por meio de simulação Monte Carlos, gerou-se 10000 séries AR(1) com média zero e variância unitária de tamanho $n = 100$, $\rho = 0,7$ e superposta uma tendência $\beta = 0,01$. Em um primeiro momento, avaliou-se o poder do teste MK nessa simulação obtendo o valor de 0,71 ao nível de significância de 5%. Em um segundo momento, efetuou-se uma

nova simulação efetuando a correção teórica da variância do MK, por meio da equação (7), admitindo o ρ conhecido, no qual obteve-se um valor bem mais baixo do poder de 0,32 ao nível de significância de 5%. Em uma terceira simulação, utilizando o mesmo procedimento de correção da variância, avaliou-se o poder do teste com um novo nível de significância de 25%. Nesse caso, o poder voltou a aumentar para 0,71. A diferença entre a primeira simulação e essa terceira é que embora com o mesmo poder, o nível de significância estava incorretamente especificado no primeiro caso, levando muitas vezes a uma falsa sensação de segurança contra uma tendência espúria, quando na realidade esse risco é de 25%. Para a mesma magnitude de tendência, e tamanho, mas sem a presença da correlação serial, o poder do teste seria de 79% ($Cv = 1,0$) ao nível de significância de 5%, demonstrando que de fato sob o mesmo nível de significância a presença da correlação diminui o poder do teste.

Todas essas questões, que serão mais bem detalhadas no item a seguir, ainda são objetos de pesquisas, sendo necessário o conhecimento das técnicas disponíveis para consideração mais adequada possível do problema da correlação serial na detecção de mudanças em séries hidrometeorológicas.

4. ABORDAGENS PARA CONSIDERAR A CORRELAÇÃO SERIAL EM TESTES DE TENDÊNCIA DE SÉRIES HIDROMETEOROLÓGICAS

Conforme já apontado na introdução desse capítulo, a literatura apresenta duas estratégias para lidar com o problema da correlação serial. A primeira delas consiste na aplicação de métodos que modificam a série originalmente observada, removendo a autocorrelação e, posteriormente, para o conjunto de dados modificados, realiza-se o teste de hipótese para a avaliação da mudança. Já a segunda maneira de lidar com a autocorrelação não prevê alteração da série

original, mas prescinde de ajustes a serem realizados na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira. A seguir serão detalhados dois métodos relacionados à primeira estratégia, o Pre-Whitening (PW), desenvolvido por Kulkarni e Von Storch (1995), e o Trend Free Pre-Whitening (TFPW), introduzido por Yue et al. (2002b). Adicionalmente, serão ainda incluídas eventuais modificações sugeridas na literatura mais recente a fim de melhorar a efetividade dessas abordagens. Na segunda estratégia, serão detalhados a técnica do bootstrap em blocos (Efron e Tibshirani, 1993) e a correção da variância da estatística de teste de MK sugerida por Hamed e Rao (1998) e Yue e Wang (2004).

4.1. Pre-Whitening (PW)

O procedimento de PW é o mais simples de ser aplicado e prescinde, para a obtenção de bons resultados, de que o conjunto de dados da amostra avaliada, , possa ser expresso adequadamente por um modelo autoregressivo lag 1, AR(1), cuja definição formal é dada por:

$$X_t = \rho_1 X_{t-1} + \epsilon_t \quad (8)$$

em que ρ_1 é o coeficiente de AR(1) e ϵ_t é o ruído branco do modelo, cuja a distribuição é dada por $N(0, \sigma_\epsilon^2)$.

De maneira sistemática, a metodologia proposta por Kulkarni e Von Storch (1995) pode ser realizada através dos seguintes passos:

1. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) dado pela equação 2 para $k = 1$, podendo efetuar ou não a correção do viés de r_1 dado pela equação 6.
2. Avaliar a significância estatística de r_1 por meio de testes de independência como o sugerido na equação 4, se r_1 é estatisticamente diferente de zero, o teste de tendência é aplicado

para a série modificada $X_t^{mod} = X_t - r_1 X_{t-1}$ para $t = 2, \dots, n$. Caso contrário, o teste de Mann Kendall é aplicado à série original.

O procedimento realizado acima, tradicionalmente utilizado em estudos de tendência de séries hidrometeorológicas, na tentativa de remover a estrutura de correlação serial, remove parte da tendência. Nesse sentido, Wang e Swail (2001) sugeriram uma outra opção para aplicação do PW, que seria dividir cada valor da série X_t^{mod} pela parcela da tendência que foi removida que é dado por:

$$(1-r_1) \quad (9)$$

Assim, Serinaldi e Kilsby (2016) recomendam um novo procedimento PW, denominado de WS, no qual aplicam o teste de tendência numa nova série, denominada se XtSW, que considera o procedimento de inflação da série X_t^{mod} :

$$X_t^{SW} = \frac{X_t^{mod}}{(1-r_1)} \quad (10)$$

Uma outra possibilidade, sugerida por Zhang e Zwiers (2004), denominada de Pre-Whitening interativo (IPW), utilizada para melhorar tanto a estimativa da tendência como do coeficiente de autocorrelação, segue o seguinte procedimento:

1. Inicia com a estimativa da magnitude da tendência $\hat{\beta}$ igual a zero,
2. Estima a autocorrelação amostral (r_1) da série modificada $X_t^{modipw1} = X_t - \hat{\beta} t$,
3. Estima a magnitude da tendência $\hat{\beta}$ da série $X_t^{modipw2} = (X_t - r_1 X_{t-1})/(1 - r_1)$,
4. Se o $r_1 < 0,05$ ou se a mudança em r_1 e $\hat{\beta}$ é suficientemente pequena, então atingiu-se o critério de convergência e finaliza o procedimento, caso contrário, volta para a etapa 2.

4.2. Trend Free Pre-Whitening (TFPW)

Dada as limitações constatadas no procedimento de *Pre-Whitening*, Yue *et al.* (2002) sugerem o uso do TFPW após a realização de uma série de estudos de simulação Monte Carlo. As conclusões resultantes do trabalho citado mostraram que remover a autocorrelação, conforme definido pelo procedimento do PW, implica na redução da magnitude da tendência presente na série modificada, ocasionado, por consequência, um substancial diminuição no poder de detecção do teste.

Com o intuito de mitigar o problema relatado, Yue *et al.* (2002) sugerem a remoção da tendência estimada da série originalmente observada antes da aplicação dos procedimentos previstos pelo PW. De maneira geral, o TFPW prescinde da realização dos seguintes passos metodológicos:

1. Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, $\hat{\beta}$, a partir da aplicação do método não-paramétrico proposto por Sen (1968);
2. Remoção da tendência da série original (X_t) e, consequente, obtenção de amostra modificada, a partir da aplicação da expressão: $X_t^{mod} = X_t - \hat{\beta}t$, em que t é o intervalo de tempo;
3. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} ;
4. Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de MK é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a $X_t^{mod} \rightarrow Y_t^{mod} = X_t^{mod} - r_1 X_{t-1}^{mod}$;
5. A tendência é novamente devolvida à série e $Y_t = Y_t^{mod} + \hat{\beta}t$;
6. Aplicação do teste de MK à Y_t .

O procedimento TFPW proposto por trabalho de Yue et al. (2002) foi considerado como uma abordagem que viria a solucionar a perda de poder atribuída até então ao PW. No entanto, em tal estudo não houve uma avaliação se esse procedimento preservava o erro tipo I. Outros autores depois demonstraram que a incerteza amostral na estimativa da tendência levava, em diversas situações, a não preservação do erro tipo I, inclusive, em alguns casos, aumentando em relação à aplicação original, voltando ao problema original.

Nesse sentido, apareceram na literatura algumas modificações da ideia original do TFPW no sentido de contornar os problemas inerentes a sua aplicação original. Uma dessas proposições é uma variação do procedimento apresentado acima, sugerido por Onoz e Bayazit (2012) no qual a etapa 4 é realizada na série original (não na série sem a tendência), ou seja, o procedimento de remoção da tendência serve apenas para estimar $\hat{\beta}$, sendo as etapas seguintes correspondem ao PW apresentado no item 4.1.

Outra proposição mais recente, sugerida por Wang et al. (2015), com objetivo de minimizar ao mesmo tempo a superestimativa na magnitude da tendência e a subestimativa da variância serial após etapa PW, ambas devido à presença da autocorrelação, foi a correção da variância da etapa PW do método TFPW. Essa proposição foi denominada de *variance correction prewhitening method* (VCPW), conforme descrito a seguir:

1. Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, $\hat{\beta}$, e sua remoção da série original: $X_t^{mod} = X_t - \hat{\beta}t$;
2. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} . Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de MK é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a $X_t^{mod} \rightarrow Y_t^{mod} = X_t^{mod} - r_1 X_{t-1}^{mod}$,

3. Calcula-se a variância das séries X_t^{mod} e Y_t^{mod} , produzindo σ_{Xtmod} e σ_{Ytmod} , respectivamente. A nova série TFPW Y_t^{mod} , no qual tem a mesma variância de X_t^{mod} , é calculado por: $Y_t'^{mod} = Y_t^{mod} \cdot \sigma_{Xtmod}/\sigma_{Ytmod}$;
4. Efetua a correção da inflação da magnitude da tendência da série amostral, r_1 , caso $r_1 > 0$. Caso $r_1 \leq 0$, não é necessária essa correção. Assim: $\hat{\beta}' = \hat{\beta}/\sqrt{VIF}$, onde $VIF = (1+r_1)/(1-r_1)$;
5. Recombinar a série Y_t^{mod} com a componente da tendência corrigida: $Y_t = Y_t'^{mod} + \hat{\beta}'t$;
6. Aplicação do teste de MK à Y_t .

4.3. Correção da Variância (VC)

Como já mencionado no item 3, a existência de correlação serial positiva (negativa) aumenta (diminui) a variância de S do teste MK. Com base no trabalho de Bayley e Hammersley (1946), alguns autores propuseram corrigir a variância da estatística de testes de estacionariedade usando um tamanho de amostra efetivo que reflete o efeito da correlação serial na variância da estatística de determinado teste. Posteriormente, Lettenmaier (1976) e Wang et al. (2015) apresentaram a correção da variância da estatística do teste de tendência Rho de Spearman (SRC). Hamed e Rao (1998) e Yue e Wang (2004) propuseram a mesma correção para a variância da estatística S do teste MK.

De um modo geral, essa abordagem denominada aqui de VC ou tamanho efetivo da amostra baseia-se no fato de que as observações autocorrelacionadas de tamanho N contêm as mesmas informações que observações sem autocorrelação com tamanho menor N' ($< N$) ou menor quantidade de informação. Para o caso do teste MK, essa abordagem baseia-se no fato de que a presença de correlação serial em uma série temporal não altera a normalidade assintótica da

estatística S do teste MK, nem altera a sua média, alterando apenas a dispersão ou variância da distribuição de S (Yue et al., 2002b). Assim, a variância modificada da estatística do teste MK é dada por:

$$\text{Var}^*(S) = CF * \text{Var}(S) \quad (9)$$

em que $\text{Var}(S)$ é a variância da estatística S do teste MK considerando a amostra original e o CF é o fator de correção. O fator de correção proposto por Hamed e Rao (1998) (denotado CF1) e Yue e Wang (2004) (denotado CF2) são:

$$CF_1 = 1 + \frac{2}{N(N-1)(N-2)} \sum_{k=1}^{N-1} (N-k)(N-k-1)(N-k-2)r_k^R \quad (10)$$

e

$$CF_2 = 1 + 2 \sum_{k=1}^{N-1} (1 - k/N)r_k \quad (11)$$

em que r_k e r_k^R são os coeficientes amostrais das correlações seriais significativas dos dados e dos seus postos (*rankings*), respectivamente. A relação entre esses coeficientes é dada na equação (5). Assim, aplicação do VC no âmbito do teste MK se dá pela aplicação da equação (9), usando umas das duas alternativas de cálculo do CF apresentadas nas equações (10) e (11).

Modificações semelhantes podem ser aplicadas às estatísticas de outros testes de estacionariedade, como por exemplo, para o SRC proposto em Wang et al. (2015) ou no teste de regressão sugerido em Matalas e Sankarasubramanian (2003), ambos testes de tendência. Para o caso de testes de saltos, tem-se a proposta apresentada em Serinaldi e Kilsby (2016) para o teste de Pettit. Tais abordagens, por limitação de espaço, não serão aqui apresentadas. Cabe ressaltar que a aplicação mais comum para essa abordagem do VC é considerando apenas os coeficientes de correlação lag1 como significativo, de modo que a aplicação das equações (10) ou (11), se reduziria a substituição de r_k e r_k^R por r_1 e r_1^R , respectivamente. Seguindo nessa linha de considerar apenas o lag1, Matalas e Langbein (1962) sugeriram a seguinte expressão como fator de

correção para o teste de MK, considerando apenas a estrutura de dependência temporal de primeira ordem:

$$CF_3 = 1 + 2 \frac{r_1^{N+1} - Nr_1^2 + (N-1)r_1}{N(r_1-1)^2} \quad (12)$$

4.4. Bootstrap em blocos (BS)

Dentre as técnicas de reamostragem utilizadas na construção do intervalo de confiança e testes de hipótese estatístico, destaca-se a técnica denominada de *Bootstrap* no qual permite obter um grande número de amostras (B) a partir de reamostragens com reposição da amostra original. As amostras obtidas são utilizadas na estimativa das B curvas da quantidade de interesse que, depois de ordenadas para uma dada probabilidade de não-excedência F, permitem a construção do correspondente intervalo de confiança 100 (1- α)% para X_F .

A ideia da reamostragem *Bootstrap* é tentar simular diversos cenários a partir de uma única amostra e desta forma tentar construir um espaço amostral e realizar inferências sobre o parâmetro de interesse. No caso de testes de estacionaridade, o parâmetro de interesse é a própria estatística do teste. Devido a sua enorme flexibilidade, é possível incorporar o efeito da correlação serial numa técnica denominada *Bootstrap* em blocos (BS) (Kundzewicz e Robson, 2000). Nessa abordagem, é realizado procedimento de reamostragem por blocos, no qual os dados originais são reamostrados em blocos pré-determinados por número grande de vezes para estimar a significância da estatística de teste. O tamanho do bloco depende do número de correlações seriais significativas e contínuas. Diferentemente das abordagens PW e TFPW, essa abordagem, da mesma forma que VC, não envolve a modificação dos dados originais e também incorpora os efeitos de autocorrelações mais altas do que apenas a do lag 1. As etapas envolvidas na implementação da abordagem BS envolvem:

1. Estimar a estatística do teste a partir das séries temporal original;
2. Estimar o número de correlações seriais significantes e contíguas k ;
3. Reamostrar a série temporal original em blocos de $k+1$ por um número grande de vezes (> 1000), e estimar a estatística do teste para cada amostra simulada, a fim de construir uma distribuição da estatística do teste e;
4. Verificar a significância da estatística de teste observada estimada no passo 1 a partir da distribuição simulada desenvolvida no passo 3. Se a estatística de teste original estiver na região de rejeição definida a partir do nível de significância α pré-definido para distribuição simulada, rejeita-se a hipótese nula do teste.

O valor mínimo de η é 1 e o valor máximo é $N - k$. Sugere-se uma abordagem do tipo “tentativa e erro” para estimar um valor ótimo de η (Onoz e Bayazit, 2012). Se os blocos forem longos o suficiente, a dependência da série original será melhor preservada na série reamostrada. Por outro lado, o comprimento do bloco é limitado pelo tamanho da amostra disponível. Khalil et al. (2009) otimizaram o tamanho do bloco ($k+\eta$), chegando a valores entre 2 a 4 para o η , no entanto consideraram que as diferenças eram negligenciáveis para $\eta = 1$. Svensson et al. (2005) identificaram que blocos de tamanho 5 eram suficientes para a maioria das séries de vazões. Para o caso em considerar apenas a correlação lag 1, compatível com o processo AR(1), e o $\eta = 1$ teríamos a menor quantidade de blocos possível que seria 2, tal tamanho de bloco é o mais utilizado em estudos de tendência de séries hidrometeorológicas.

4.5. Análise Crítica da Efetividade das Abordagens

Tendo em vista a variedade de abordagens possíveis para lidar com a questão da autocorrelação em testes de tendência, conforme apresentadas nos itens 4.1 a 4.4, e considerando que não existe consenso na literatura que possibilite recomendar a priori qual a melhor abordagem, é fundamental entender as principais críticas relacionadas a efetividade desses procedimentos.

Um teste estatístico usado para verificar a hipótese nula H_0 de não ter mudança versus a hipótese alternativa H_a de mudança pode ter dois tipos de erro. O chamado erro tipo I é a rejeição incorreta da hipótese nula quando, na verdade, não há mudança. Por construção, a probabilidade de cometer o erro tipo I é igual ao nível de significância atribuído previamente. Já o erro do tipo II, por outro lado, é a aceitação incorreta da hipótese nula (sem mudança) quando na realidade existe uma mudança. A probabilidade de não cometer um erro do tipo II é chamada de poder do teste. Nesse sentido, a avaliação da efetividade das abordagens que tratam a questão da autocorrelação em testes de estacionariedade deve ser feita a partir da especificação correta do erro tipo I e pela maximização do poder teste (ou minimização do erro tipo II).

Mais recentemente, uma forma que vem sendo utilizada para essa avaliação, é a identificação de quais circunstâncias determinado procedimento apresenta níveis aceitáveis para o fator de variância da inflação VIF apresentado no item 3. Esses níveis aceitáveis foram sugeridos por Hamed (2009) no qual admite-se que o VIF oscile em até 20% ao redor do valor 1 que seria a situação ideal. Isso implica que em todas as situações nas quais determinada abordagem obtenha um VIF entre 0,8 e 1,2 ele seria considerado efetivo, uma vez que conseguiria manter a taxa de erro tipo I (por exemplo entre 3,3% e 6,7% para o nível de significância de 5%) em valores aceitáveis preservando o poder do teste em relação ao

caso das séries independentes. A necessidade em considerar um intervalo para aceitação da efetividade de determinada abordagem é devido à impossibilidade prática em obter precisamente o VIF igual a 1, mesmo conhecendo o verdadeiro tipo de estrutura de dependência temporal e o verdadeiro valor dos parâmetros. Devido à variabilidade amostral, não é possível obter a correção perfeita (Hamed, 2009).

A Figura 5 apresenta 4 gráficos onde é possível identificar regiões de aceitação para a abordagem PW em relação ao tamanho da amostra n , coeficiente de correlação ρ_1 conhecido e tipo de estrutura de dependência temporal desconhecida. Esses gráficos, sugerido em Hamed (2009), apresentam 3 regiões possíveis de serem avaliadas quanto a sua efetividade: a região em cinza compreende a região no qual o PW é aceitável com valores de VIF entre 0,8 e 1,2, a região preta indica que a variância ainda está muito inflada (“under-whitening”), $VIF > 1,2$, ainda levando a altas taxas de erro tipo I e a região branca indica que a variância foi desinflada em excesso (“over-whitening”), $VIF < 0,8$, levando a taxas de erro tipo I abaixo do esperado.

Percebe-se nas figuras que para o caso da estrutura AR, dado que o coeficiente de correlação ρ_1 é conhecido, para todas as situações a abordagem PW é efetiva. Já para estruturas do tipo ARMA, as regiões de aceitação ocorrem para ρ_1 baixo ($\rho_1 < 0,2$), tamanho da série pequeno ($n < 35$) e uma faixa pequena de ρ_1 alto. Percebe-se que a maior parte da região é preta sinalizando que em muitas situações comuns o procedimento não efetua a diminuição da variância corretamente. O mesmo ocorre para outras estruturas mais complexas que consideram a persistência de longo prazo, como o FGN e o FARMA, nessas estruturas a efetividade do PW é bastante limitada.

Esses gráficos podem ser reproduzidos para qualquer abordagem e ainda considerar os parâmetros do processo considerado

como desconhecido. Por exemplo, a Figura 6 apresenta 4 gráficos similares aos da Figura 5 para um processo AR e LN-AR, mas com o parâmetro ρ_1 desconhecido em ambos os processos. Os gráficos (a) e (b) mostram o impacto do viés da estimativa do ρ_1 (Equação 2) e sua correção (Equação 6) para um processo AR. Os gráficos (c) e (d) mostram o impacto da assimetria para um processo LN-AR, onde ρ_1 foi estimado com correção de viés por meio da Equação (6). Observa-se em linhas gerais nesses gráficos que o efeito do viés de estimativa do ρ_1 é significativo e que a assimetria a princípio não impacta muito.

Figura 5: Efetividade do PW com coeficiente de correlação ρ_1 conhecido. Sombreamento cinza indica taxas de rejeição aceitáveis. Tonalidades em preto e branco indicam excesso (“under-whitening”) ou déficit (“over-whitening”) das taxas de rejeição, respectivamente. Adaptado de Hamed (2009).

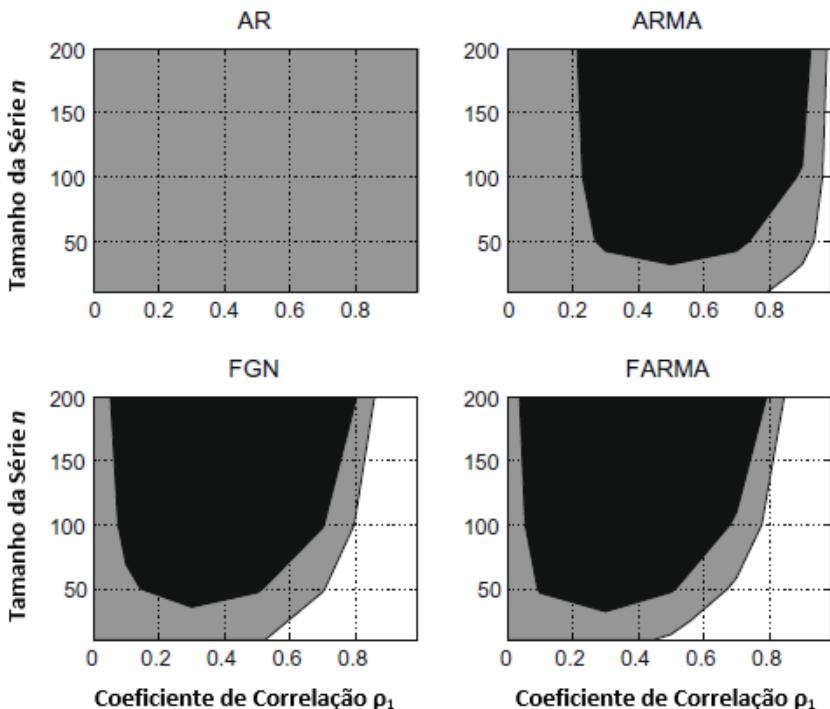
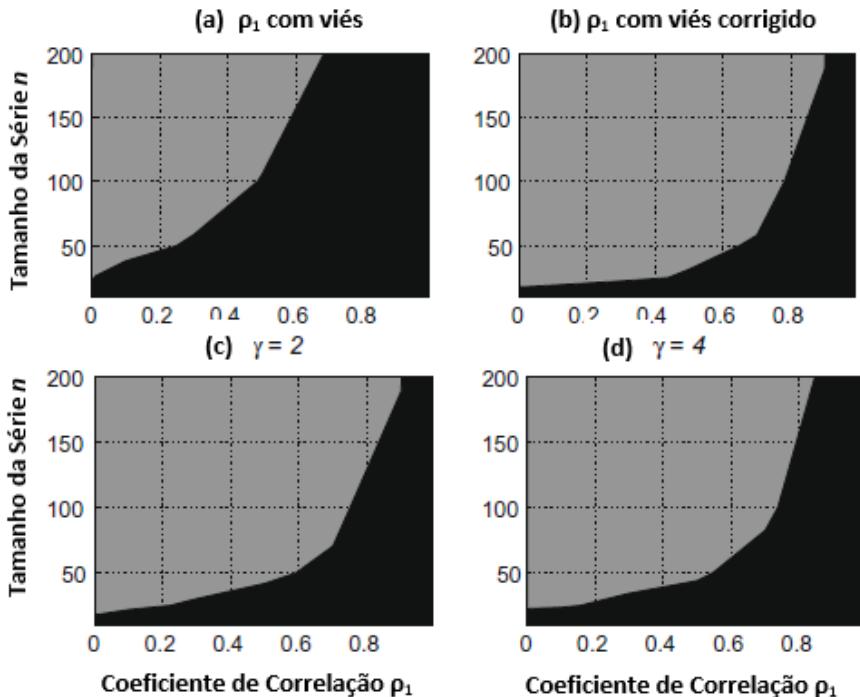


Figura 6: Efetividade do PW para um processo AR (gráficos a e b) e LN-AR (gráficos c e d) com coeficiente de correlação ρ_1 desconhecido obtido com viés (a), com viés corrigido (b), com assimetria $\gamma = 2$ (c) e assimetria $\gamma = 4$ (d). Adaptado de Hamed (2009).



As Figuras 5 e 6 exemplificam bem alguns dos dilemas relacionados tanto ao impacto da autocorrelação em testes de tendência como da efetividade dos procedimentos utilizados para sua remediação. Atualmente, o principal debate relacionado à efetividade das abordagens utilizadas para lidar com a questão da autocorrelação nos resultados dos testes de tendência está relacionado ao tipo de estrutura de dependência temporal que será utilizado para representar o processo estocástico subjacente e a interação existente entre essa estrutura de dependência temporal e uma eventual tendência presente na série (Hamed, 2009; Serinaldi e Kilsby, 2016).

Embora boa parte dos abordagens considerem o processo AR(1) subjacente as séries hidrometeorológicas, nada impede que outras estruturas possam ser utilizadas, como por exemplo um ARMA (p,q) ou outra estrutura mais complexa como um modelo fracionário gaussiano (FGN) que considera estruturas CLP. A análise da Figuras 3 mostrou que a especificação incorreta do processo estocástico produz sistematicamente, a depender do caso, uma remoção excessiva ou deficitária da dependência temporal, levando por consequência um impacto importante nas taxas de falsas detecções e no poder do teste (Hamed, 2009; Wang et al., 2015; Serinaldi e Kilsby, 2016; Wang et al., 2019). No entanto, conforme os resultados obtidos por Serinaldi e Kilsby (2016), verificou-se que dado que o processo subjacente do mundo real é desconhecido e o tamanho da amostra disponível nas séries hidrometeorológicas normalmente é pequeno, a opção por adotar o processo AR(1) levará a resultados mais realísticos em termos de especificação correta dos erros tipo I e tipo II (Serinaldi e Kilsby, 2016).

Essa questão do equívoco na especificação correta do processo subjacente afeta qualquer uma das abordagens, direta ou indiretamente. No entanto, os problemas específicos de cada abordagem têm também a mesma relevância no tocante à efetividade. Tome-se o caso da abordagem PW, que foi desenvolvida para corrigir a inflação da variância para minimizar o impacto na especificação incorreta do nível de significância adotado (Kulkarni e Von Storch, 1995). Essa desconsideração da inflação da variância tornava o teste muito liberal, rejeitando a hipótese nula mais frequentemente. No entanto, embora o PW tivesse tido um relativo êxito no impacto do erro tipo I, Yue et al. (2002b) apresentaram algumas desvantagens na sua aplicação no tocante à perda de poder inerente à aplicação de tal procedimento. Essa perda de poder está associada a uma superestimativa do coeficiente de correlação devido à presença da tendência (ou mudança abrupta). Esse viés na estimativa do coeficiente da correlação leva há uma remoção de parte da tendência ao

aplicar o PW ou também levaria a um superestimativa da inflação da variância ao aplicar a abordagem VC.

Na tentativa de minimizar esse viés de superestimativa do coeficiente de autocorrelação, Yue et al. (2002b) propuseram o TFPW que basicamente efetua a remoção da tendência antes de estimar o coeficiente de autocorrelação. Tal procedimento, embora apresentado como uma solução para a perda de poder inerente ao PW, não foi devidamente estudado no que concerne a verificação da taxa de falsas detecções ou erro tipo I. Estudos posteriores como Bayazit e Önoz (2007), Hamed (2009), Wang et al. (2015), Serinaldi e Kilsby (2016), demonstraram a deficiência do TFPW em especificar corretamente o nível de significância adotado. Nesse caso, a presença da autocorrelação causa uma superestimativa da tendência na primeira etapa do procedimento, que ao ser removida, levará a uma subestimativa do coeficiente de correlação na segunda etapa, que por sua vez, levará na terceira etapa a uma remoção da estrutura de dependência temporal incompleta, que somada a uma reintrodução na quarta etapa de uma tendência superestimada, levará inevitavelmente a um aumento da taxa de falsas detecções, voltando ao problema original do aumento da taxa de falsas detecção.

Esses problemas motivaram alguns estudos a avaliar a efetividade do PW e TFPW, inclusive propondo modificações em tais procedimentos. Bayazit e Önoz (2007) colocaram em dúvida a validade de aplicação do PW de forma indiscriminada na detecção de tendências (“*To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis?*”). Da mesma forma que Yue & Wang (2002), eles concluíram que a aplicação do PW deve ser evitada em situações nas quais o poder do teste é alto, isto é, quando o coeficiente de variação é muito baixo, a magnitude da tendência é alta e o tamanho da amostra é grande. No entanto, Hamed (2009) apontou a inviabilidade dessa recomendação sugerida por Yue & Wang (2002) e Bayazit e Önoz (2007) com dados

da realidade, tendo em vista a alta variabilidade amostral da estimativa da tendência. Esse problema da incerteza amostral da estimativa da tendência foi apontado no estudo de Bayazit e Önoz (2007) como o principal problema em aplicar o TFPW, pois a remoção de uma tendência estimada com alta incerteza traria mais impacto do que a influência dela na superestimativa do coeficiente de autocorrelação.

Com relação as abordagens VC e BS que não fazem alteração da série original, mas prescinde de ajustes a serem realizados na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira, a efetividade de ambas ainda é bem pouco documentada na literatura (Khaliq et al., 2009; Bayazit e Önöz, 2012), necessitando de um aprofundamento maior na operacionalização dessas abordagens e por conseguinte avaliação dessas efetividades. No entanto, alguns resultados mostraram-se bastante promissores, principalmente em relação à abordagem BS. Por exemplo, em Önöz e Bayazit (2012) foi demonstrado que o BS é uma opção robusta na detecção de tendências com séries autocorrelacionadas, principalmente em não inflar os erros do tipo I e nem desinflar excessivamente o poder do teste. Uma dificuldade apontada na aplicação Bootstrap é o custo computacional envolvido, principalmente quando envolve muitas séries na análise.

Já a abordagem VC é a abordagem com maiores vantagens sob o ponto de vista teórico, desde Bayley e Hammersley (1946) e mais recentemente Rao e Hamed (1998), tem-se buscado soluções teóricas para consideração da autocorrelação em testes de tendência. Algumas dessas soluções tem apresentado resultados promissores como as abordagens sugeridas por Wang et al. (2015) e Wang et al. (2019) para os testes Rho de Spearman e Tendência de Sen, respectivamente. Em Wang et al. (2015), além das vantagens computacionais e procedimento VC sugerido, teve resultados satisfatórios em relação a outras abordagens testadas como PW, TFPW,

e foi similar ao procedimento BS, principalmente em manter taxas aceitáveis de erro tipo I e com poder similar ao BS. Cabe ressaltar que tanto o BS como o VC, embora bastante flexíveis quanto à consideração de estruturas de dependência temporal mais complexas eventualmente presentes nas séries, a especificação incorreta dessa estrutura pode levar a resultados bastante questionáveis quanto à efetividade dessas abordagens.

A Tabela 4 resume algumas características extraídas dos principais resultados publicados na literatura para as 4 principais abordagens aqui apresentadas e discutidas. Claramente, nenhuma dessas abordagens consegue manter os erros do tipo I e o poder do teste completamente estáveis. As abordagens VC e PW abordam um lado do teste, restaurando a especificação correta do erro tipo I, já a abordagem TFPW aborda o outro lado, mantendo mais forte o poder do teste. O BS, em grande medida, mantém um melhor equilíbrio entre um erro tipo I mais baixo e um poder relativamente forte na detecção de tendências, no entanto sua aplicação em estudos regionais de detecção de tendências que envolve muitas estações é um pouco mais restrita pela complexidade de dois procedimentos: as múltiplas reamostragens envolvidas e escolha ideal do tamanho do bloco.

Tabela 4: Principais características das abordagens utilizadas no tratamento da correlação serial.

Abordagem	Parâmetro	Erro Tipo I	Poder
PW	Coeficiente de Correlação p_1	Estável	Diminuição Rápida
TFPW	Coeficiente de Correlação p_1 e Magnitude da Tendência	Aumento Rápido	Flutuação Moderada
VC	Coeficientes de Correlação Significativos ou Função de Autocorrelação	Estável	Diminuição Rápida
BS	Tamanho do Bloco e Número de Reamostragens	Aumento Lento	Leve Flutuação

Adaptado de Wang et al. (2015).

Na tentativa de contornar algumas dessas dificuldades, foram apresentadas diferentes modificações nessas abordagens no qual

verificou-se um relativo êxito em relação a forma original sugerida inicialmente. Por exemplo, a correção de viés da estimativa do coeficiente de autocorrelação na presença da tendência, sugerida em Hamed (2009), e referendada por diversos outros autores (Wang et al., 2015; Serinaldi e Kilsby, 2016; Wang et al., 2019), representou um importante avanço na melhoria da efetividade tanto do PW como do TFPW. Outra importante recomendação sugerida por Hamed (2009), e depois corroborada em Serinaldi e Kilsby (2016), corresponde à estimativa conjunta da tendência e de autocorrelação com viés corrigido. Abordagens alternativas de BS também vêm sendo testadas como utilizando randomização de fase (Franzke, 2013) ou técnica denominada de “*sieve bootstrap*” (Noguchi et al., 2001). Todos eles com grande o potencial de considerar de forma efetiva a influência da autocorrelação em testes de tendência. No entanto, embora tais procedimentos melhoraram o entendimento da aplicação dessas abordagens e sua efetividade, ainda existe um amplo espaço para avanços nessa consideração da autocorrelação em testes de tendência.

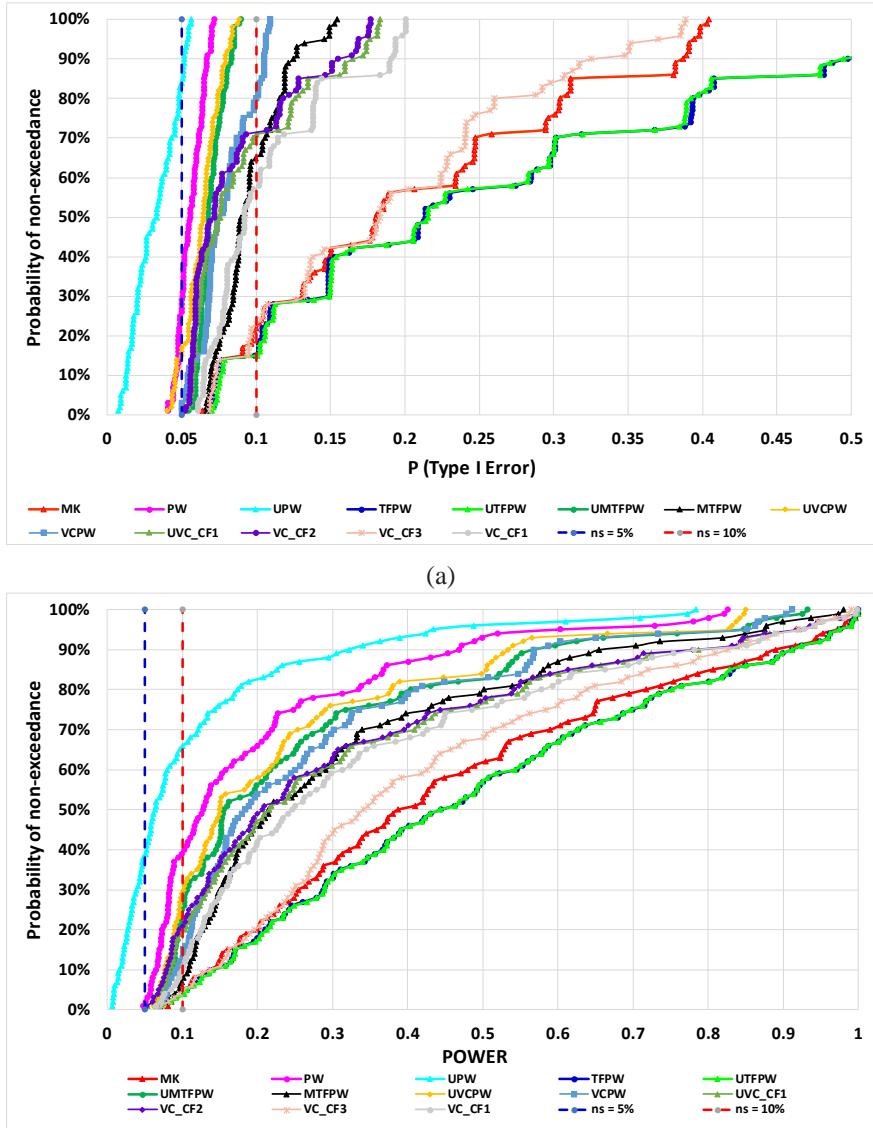
4.6. Desempenho dos testes discutidos via Simulação Monte Carlos

Para o presente capítulo, e com o intuito de ilustrar o comportamento de vários testes que foram comentados aqui, foram realizadas simulações Monte Carlo a partir de um modelo AR(1), considerando as características mais comuns encontradas nas séries hidrometeorológicas no Brasil.

Para esse estudo, o tamanho da série $n \in [40, 60, 80]$, coeficiente de correlação $\rho \in [0.1, 0.2, \dots, 0.7]$ e relação sinal-ruído (b/Cv) $\in [0.00, 0.002, 0.004, 0.006, 0.008, 0.01 \text{ e } 0.015]$. Os resultados foram avaliados, conforme Figura 7, a partir da distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I e do Poder para todas as abordagens descritas no item 4. O termo U no início da nomenclatura adotada para cada abordagem indica a sua versão com a correção do viés de

r_1 sugerida na Equação 6. Por exemplo, a abordagem denominada UPW corresponde ao PW com correção de viés em r_1 .

Figura 7: Probabilidade de Não Excedencia dos Erros Tipo I (a) e Erro Tipo II (b).



Os resultados apresentados nas Figuras 7(a) e 7(b) mostram que para a probabilidade do Erro Tipo I, a abordagem TFPW (azul escuro), muito utilizada atualmente, viola na ampla maioria dos casos a probabilidade do erro tipo I, embora de fato deixe a impressão de um maior poder. Outro ponto a destacar é que, independentemente da abordagem empregada, o simples fato de não se corrigir o viés do r_1 , aumenta-se as chances Erro Tipo I ser maior que o limite de 10% considerado como “aceitável”. Para algumas abordagens, esse impacto foi mais pronunciado, como nos casos de VC_CF1 e MTFPW. No caso do MTFPW, por exemplo, em quase 30% das réplicas, a probabilidade de Erro Tipo I foi maior do que 10%. Para o VCPW, esse valor cai pela metade, como quase 15% do tempo fora da faixa aceitável. Como consequência de um Erro Tipo I mais alto, as abordagens sem correção do viés apresentam um Poder maior que o seu correspondente. Por exemplo, para o UMTFPW, em 80% do tempo o poder é menor que 0.4, já para o seu correspondente sem correção de viés, o MTFPW, esse Poder é de 0.5, um aumento de 10 pontos percentuais.

Esses resultados ilustram um trade-off entre escolher abordagens com correção de viés do r_1 , que asseguram a probabilidade de Erro Tipo I em taxas aceitáveis, como nos casos do UMTFPW e UVC PW, ou escolher abordagens sem essa correção, mas com um Poder maior.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A correlação temporal é uma característica inerente as séries hidrometeorológicas. Verificou-se que tal característica é presente em todo o Brasil, tanto em séries de extremos de precipitação como de vazão, sendo essa última mais pronunciada. Quando não considerada, a correlação temporal pode comprometer eventuais

estimativas e inferências que são realizadas normalmente em estudos hidrometeorológicos, como por exemplo, em análises de estacionariedade.

À luz dos argumentos mencionados nesse capítulo, parece óbvio que uma abordagem adequada para eliminar o efeito da dependência serial deve ser utilizado antes da aplicação de teste de estacionariedade, como no caso do popular teste MK. A escolha dessa abordagem vai depender da sua efetividade, que é dada a partir da não violação da probabilidade do erro tipo I especificado a priori e pela maximização do poder teste (ou minimização da probabilidade erro tipo II).

Foram apresentadas diferentes abordagens para tratar dessa questão da autocorrelação em testes de estacionariedade, algumas baseadas na modificação da série original para uma série independente, outras baseadas em ajustes na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira. A falta de consenso sobre a abordagem mais adequada na literatura exige uma análise aprofundada da efetividade a luz das características das séries a serem utilizadas.

É importante entender que no contexto em que os primeiros procedimentos ou abordagens foram sugeridos, como o PW, muitos autores sinalizavam que a correta especificação da probabilidade do erro tipo I era mais importante do que maximizar o poder do teste. Bayazit e Önöz (2004) argumentaram que a prevenção de uma falsa detecção de tendência pode ser preferível a um erro na não-detectação de uma tendência fraca. Zhang e Zwiers (2004) foram na mesma linha ressaltando que o poder deveria ser secundário, que só deveria ser avaliado após o compromisso da especificação correta da probabilidade do erro tipo I ser satisfeita. Hamed (2009) argumentou que conhecer a taxa correta de falsas detecção deve ser a principal preocupação na aplicação de testes de tendência.

Mais recentemente, esse contexto vem sendo modificado, no qual o poder do teste, dado o potencial de dano que uma eventual mudança pode causar, vem sendo colocado como mais importante (Vogel et al., 2013).

Assim, é fundamental que para melhor definição de estratégias de adaptação devidos a eventuais mudanças encontradas nas séries deve-se considerar tanto a questão da correlação temporal e qual a abordagem mais adequada para remedia-la nas etapas de detecção.

6. REFERÊNCIAS

- Amorim, R. S. Detecção de Tendências em Séries de Extremos Hidrológicos Considerando Efeitos de Autocorrelação Temporal e Multiplicidade de Testes. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DMXXX/18, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 167 p. 2018.
- Bayazit, M. (2015). "Nonstationary of hydrological records and recent trends in trend analysis: A State-of-the-art review". In: Environ. Process. 2, 527 – 542.
- Bayazit, M. e B. Onoz, (2007). "To prewhiten or not prewhiten in trend analysis?". In: Hydrological Science Journal, v.52, p.611-624
- Benjamini, Y. E Y., Hochberg. "Controlling the false Discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing". In: J. Roy. Stat. Soc., 57B, 289-300. 1995.
- Bojariu, R.; Gimeno, L. The role of snow cover fluctuations in multiannual NAO persistence. Geophys. Res. Lett. 2003, 30, 1–4.
- Burger, G. On trend detection. Hydrol. Process. 2017, 31, 4039–4042.
- Chagas, V. B. P.; Chaffé, P. L. B. The role of land cover in the propagation of rainfall into streamflow trends. Water Resources Research, 54, 5986–6004. 2018.
- Cox, D.R., Stuart, A., 1955. Some quick sign tests for trend in location and dispersion. Biometrika 42, 80–95.

Douglas, E. M.; Vogel, R. M.; Kroll, C. N. Impact of Streamflow Persistence on Hydrologic Design. JOURNAL OF HYDROLOGIC ENGINEERING / MAY/JUNE 2002. DOI: 10.1061/(ASCE)1084-0699(2002)7:3(220)

Efron B, Tibshirani RJ. 1993. An Introduction to the Bootstrap. Chapman and Hall: New York.

Franzke, C. A novel method to test for significant trends in extreme values in serially dependent time series. Geophys. Res. Lett. 2013, 40, 1391–1395.

Güntner, A.; Stuck, J.; Werth, S.; Döll, P.; Verzano, K.; Merz, B. A global analysis of temporal and spatial variations in continental water storage. Water Resour. Res. 2007, 43, 1–19.

Hamed KH (2008a) To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis? Hydrol Sci J 53(3):667–668

Hamed KH (2008b) Trend detection in hydrologic data: the Mann–Kendall trend test under the scaling hypothesis. J Hydrol 349(3–4):350–363

Hamed KH (2009) Enhancing the effectiveness of prewhitening in trend analysis of hydrologic data. J Hydrol 368(1–4):143–155

Hamed, K.H. (2009). "Exact Distribution of the Mann–Kendall Trend Test Statistic for Persistent Data." In: Journal of Hydrology, 365, 86–94.

Hamed, K.H. e Hao, A.R. (1998). "A Modified Mann-Kendall Trend Test for Autocorrelated Data." In: Journal of Hydrology, 294, 182–196.

Kendall, M. G. "Rank Correlation Methods". Griffin, London, UK. 1975.

Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., Gachon, P., Sushama, L., St-Hilare, A., (2009). "Identification of hydrological trends in the presence of serial and cross correlations: A review of selected methods and their application to annual regimes of Canadian rivers". In: J. Hydrology, 368, 117 – 130.

Khanal, S.; Lutz, A. F.; Immerzeel, W. W.; de Vries, H.; Wanders, N. e van den Hurk, B. 2019. The Impact of Meteorological and Hydrological Memory on Compound Peak Flows in the Rhine River Basin. Atmosphere , 10, 171; doi:10.3390/atmos10040171.

Koutsoyiannis, D. (2005). "Hydrologic persistence and the Hurst phenomenon", in Water Encyclopedia, Vol. 4, Surface and Agricultural Water, Org. por Lehr, J.H. e Keeley, J., Wiley, New York, pp. 210–221.

- Koutsoyiannis, D., and Montanari, A., 2007. Statistical analysis of hydro-climatic time series: uncertainty and insights. *Water Resour. Res.* 43. doi:10.1029/2006WR005592.
- Koutsoyiannis D (2003) Climate change, the Hurst phenomenon, and hydrological statistics. *Hydrol Sci J* 48(1):3–24
- Koutsoyiannis D, Montanari A (2007) Statistical analysis of hydroclimatic time series: uncertainty and insights. *Water Res Res* 43(5):W05–429
- Kulkarni, A. e von Storch, H. (1995). "Monte Carlos Experiments on the Effect of Serial Correlation on the Mann-Kendall Test of Trend." In: *Meteorologische Zeitschrift* 4(2):82-85, January.
- Kundzewicz ZW, Robson AJ (2004) Change detection in hydrological records-a review of the methodology. *Hydrol Sci J* 49(1):7–19
- Lettenmaier, D. P., Wood, E. F., e Wallis, J. R. (1994). "Hydro-climatological trends in the continental United States". In: *Journal of Climate*, 7(4), 586 – 607.
- Koutsoyiannis, D. Nonstationarity versus scaling in hydrology. *Journal of Hydrology* 324, p239–254. 2006.
- Lettenmaier DP. 1976. Detection of trends in water quality data from records with dependent observations. *Water Resources Research* 12: 1031–1046.
- Iliopoulou, T.; Papalexiou, S.M.; Markonis, Y.; Koutsoyiannis, D. Revisiting long-range dependence in annual precipitation. *J. Hydrol.* 2018, 556, 891–900.
- Mann, H. B. "Nonparametric tests against trend." *Econometrica*, 13, 245–259. 1945.
- Marengo, J. A.; Rusticucci, M.; Olga Penalba, O.; Madeleine, R.; Laborbean, R. Intercomparison Of Model-Simulated in Extreme Rainfall And Temperature Events During The Last Half Of The Xx Century: Part 2: Historical Trends. 2008.
- McMahon, T.A., Vogel, R.M., Peel, M.C., Pegram, G.G.S., 2007. Global streamflows: part I: characteristics of annual streamflows. *J. Hydrol.* 347, 243–259.
- Markonis, Y.; Moustakis, Y.; Nasika, C.; Sychova, P; Dimitriadis, P.; Hanel, M.; Maca, P.; Papalexiou, M. Global estimation of long-term persistence in annual river runoff. *Adv. Water Resour.* 2018, 113, 1–12.

- Marriott FHC, Pope JA (1954) Bias in the estimation of autocorrelations. *Biometrika* 41(3-4):390–402
- Matalas, N. C. and Langbein,W. B.: 1962, 'Information content of the mean', *J. Geophys. Res.* 67(9), 3441–3448.
- Matalas NC, Sankarasubramanian A (2003) Effect of persistence on trend detection via regression. *Water Resour Res* 39(12):1342
- Müller, I. I.; Krüger, C. M.; Kaviski, E. Análise de estacionariedade de séries hidrológicas na bacia incremental de Itaipu. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*. 3 (4), p. 51-71. 1998.
- Noguchi, K.; Gel, Y.R.; Duguay, C.R. Bootstrap-based tests for trends in hydrological time series, with application to ice phenology data. *J. Hydrol.* 2011, 410, 150–161
- Önöz, B. e Bayazit, M. 2012. Block bootstrap for Mann–Kendall trend test of serially dependent data. *Hydrol. Process.* 26, 3552–3560.
- Pedron, I. T.; Dias, M. A. F.; Dias, S. P.; Carvalho, L. M. V.; Freitas, E. D. Trends and variability in extremes of precipitation in Curitiba – Southern Brazil. *Int. J. Climatol.* 37: 1250–1264. 2017.
- Renard B. et al. Regional methods for trend detection: assessing field significance and regional consistency *Water Resour. Res.* 44 1–17. 2008.
- Rosin, C.; Amorim, R. S. S.; Morais, T. S. T. Analysis of hydrological trends in the Rio das Mortes watershed. *RBRH* vol. 20 no.4 Porto Alegre p. 991 - 998. 2015.
- Scott, R.; Entekhabi, D.; Koster, R.; Suarez, M. Timescales of land surface evapotranspiration response. *J. Clim.* 1997, 10, 559–566.
- Seneviratne, S.I.; Koster, R.D. A Revised Framework for Analyzing Soil Moisture Memory in Climate Data: Derivation and Interpretation. *J. Hydrometeorol.* 2012, 13, 404–412.
- Sen, Z. Innovative trend analysis methodology. *J. Hydrol. Eng.* 2012, 17, 1042–1046. [CrossRef]
- Sen, Z. Innovative trend significance test and applications. *Theor. Appl. Climatol.* 2017, 127, 939–947.
- SEN, P.K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379–1389. 1968.

- Serinaldi, F. e Kilsby, C. G. 2016. The importance of prewhitening in change point analysis under persistence. *Stoch Environ Res Risk Assess* (2016) 30:763–777.
- Svensson C, Kundzewicz ZW, Maurer T. 2005. Trend detection in river flow series: 2. Flood and low-flow index series. *Hydrological Sciences Journal* 50: 811–824.
- Sun, W.; Reich, B. J.; Cai, T. T.; Guindani, M. E.; And Schwartzman, A. “False Discovery Control in Large-Scale Spatial Multiple Testing”. In: *Journal of Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*. 2014.
- Teixeira, M.; Satyamurty, P. Trends in the frequency of intense precipitation events in southern and southeastern Brazil during 1960–2004. *Journal of Climate*, 24(7), 1913–1921. 2011.
- Ventura, V.; Paciorek, C. J.; Risbey, J. S. “Controlling the Proportion of Falsely Rejected Hypotheses when Conducting Multiple Tests with Climatological Data.” *Journal of Climate*, 17(22), 4343-4356. 2004.
- Vogel, R.M., Rosner, A. & Kirshen, P.H., 2013. Brief communication “Likelihood of societal preparedness for global change.” *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1(1), pp.1–13.
- von Storch H 1995. Misuses of statistical analysis in climate research. In *Analysis of Climate Variability: Applications of Statistical Techniques*, von Storch H, Navarra A (eds). Springer-Verlag: Berlin; 11–26.
- Wang, W.; Chen, Y.; Becker, S.; e Liu, B. Variance Correction Prewhitening Method for Trend Detection in Autocorrelated Data. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2015, 20(12): 04015033.
- Wang, W.; Chen, Y.; Becker, S. e Liu, Bo. Linear Trend Detection in Serially Dependent Hydrometeorological Data Based on a Variance Correction Spearman Rho Method. *Water* 2015, 7, 7045–7065.
- Wang, W.; Zhu, Y.; Liu, B.; Chen, Y. e Zhao, X.. Innovative Variance Corrected Sen’s Trend Test on Persistent Hydrometeorological Data. *Water* 2019, 11, 2119.
- Wilks, D. S. On “field significance” and the false discovery rate. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 45, 1181–1189. 2006.
- Wilks, D. S. “The Stippling Shows Statistically Significant Grid Points” - How Research Results are Routinely Overstated and Overinterpreted, and What to Do about It. AMERICAN METEOROLOGICAL SOCIETY. DECEMBER 2016.

- Yue, S. e Wang, C.Y. (2002). "Applicability of Prewhitening to Eliminate the Influence of Serial Correlation on the Mann-Kendall Test." In: Water Resources Research, 38(6), 1068, 10.1029/2001WR000861.
- Yue, S., Pilon, P., and Cavadias, G. (2002a). "Power of Mann-Kendall and Spearman's Rho Tests for Detecting Monotonic Trends in Hydrological Series." In: Journal of Hydrology, 259, 254-271.
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., and Cavadias, G. (2002b). "The Influence of Autocorrelation on the Ability to Detect Trend in Hydrological Series." In: Hydrological Processes, 16, 1807-1829.
- Yue, S. e Pilon, P., (2004); "A Comparison of the Power of the t Test, Mann-Kendall and Bootstrap Tests for Trend Detection." In: Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques, 49(1), February.
- Yue S, Wang CY (2004) The Mann-Kendall test modified by effective sample size to detect trend in serially correlated hydrological series. Water Resour Manag 18(3):201–218
- Zhang, X., Yang, F. RCLimDex (1.0) User Guide. Climate Research Branch Environment Canada. Downsview (Ontario, Canada), 22p, 2004.

ANÁLISE DE TENDÊNCIA DE EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NAS REGIÕES HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS

*Saulo Aires de Souza
Renato Souza Amorim
Dirceu Silveira Reis Junior*

1. INTRODUÇÃO

1.1. Detecção de Tendências em Séries Hidrológicas

A precipitação é uma componente-chave do ciclo hidrológico, sendo uma das principais variáveis utilizadas para análise de mudanças climáticas no planeta (Donat et al. 2017; Westra et al. 2013; Min et al. 2011). Devido aos impactos que a variabilidade da precipitação causa na sociedade, ela provavelmente é a variável meteorológica que mais afeta a vida humana no planeta (Asadieh e Krakauer, 2015; IPCC, 2013; Min et al. 2011). Eventos extremos de precipitação podem produzir inundações ou secas prolongadas e, consequentemente, resultar em graves crises econômicas e sociais, prejudicando principalmente os sistemas de recursos hídricos (Rahmani e Harrington, 2018; Donat et al. 2017).

A ocorrência de enchentes e secas tem causado grandes impactos tanto na economia como para a população do Brasil. Segundo os dados do relatório de conjuntura da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), um total de 47,5% (2.641) das cidades brasileiras decretaram situação de emergência (SE) ou estado de calamidade pública (ECP) devido a cheias pelo menos uma vez entre 2003 à 2016. Quanto à seca ou estiagem, segundo os dados

do mesmo relatório, cerca de 50% (2.783) dos municípios brasileiros decretaram SE ou ECP no mesmo período (ANA, 2017). Mudanças no comportamento das precipitações podem agravar ainda mais essa situação. Assim, o melhor conhecimento dos prováveis riscos futuros resultantes dessas eventuais mudanças desempenham um papel importante no processo de tomada de decisão, notadamente, na definição de estratégias de adaptação a serem implementadas pela sociedade (Milly et al. 2002; Milly et al. 2008; VOGEL et al 2013; Rosner et al. 2014).

A análise de mudanças nas séries de extremos de precipitação vem sendo realizadas em diferentes partes do planeta (Milly et al. 2005; Groissman et al. 2005; Alexander et al. 2006; Min et al. 2011; Donat et al. 2016, Sippel et al. 2017, Zhao et al. 2018). Os propósitos desses estudos envolvem, além da detecção da mudança propriamente dita, incluem a identificação de sistemas climáticos no qual são avaliados a associação entre a mudança identificada e a evolução desses sistemas ao longo do tempo (Haylock et al. 2006; Zhao et al. 2018; Jakob e Walland, 2016; Donat et al. 2014; Liu et al. 2017). Em menor escala, alguns estudos também buscam avaliar a incerteza dos resultados oriundos dos testes estatísticos empregados (Ventura et al., 2004; Wilks, 2006; Buarque et al. 2010; Wilks, 2016 e Amorim, 2018; Clarke, 2010; Von Storch, 1995).

Essa análise ou detecção da mudança na precipitação vem sendo realizada a partir de testes de hipótese estatísticos aplicados às séries temporais obtidas dos registros históricos de estações pluviométricas (Koutsoyiannis, 2006; Kundzewicz e Robson, 2004). Esses testes estatísticos envolvem a formulação de uma hipótese (hipótese nula), baseada em uma declaração conjectural sobre o comportamento probabilístico da população da variável em questão.

Os resultados desses testes estatísticos são sempre expressões de probabilidade e não de certeza. Desse modo, esses testes de

hipótese empregados na análise de estacionaridade (aqui também denominado de tendência ou mudança) exigem, para a correta especificação da sua incerteza, alguns pressupostos ou características que devem ser atendidas pelas séries analisadas. Caso essas características não sejam atendidas, a inferência de mudança nessas séries fica comprometida (Von Storch, 1995). A existência de autocorrelação, por exemplo, aumenta ainda mais a incerteza dos testes em detectar e estimar mudanças determinísticas (Khaliq et al., 2009, Yue et al. 2002b). Adicionalmente, tem-se uma avaliação equivocada do nível de significância regional quando da desconsideração da questão da multiplicidade dos testes (Renard et al., 2008; Ventura et al., 2004; Douglas et al., 2000).

Nas últimas décadas, observam-se estudos dessa natureza nas diversas escalas espaciais, tais como: locais/regionais, nacionais, continentais e até mesmo globais. Por exemplo, na escala nacional, países como Estados Unidos (McCabe et al. 2010, Martinez et al. 2012, McAfee et al. 2013, Anderson et al. 2015, Rahmani and Harrington Jr. 2018), Canadá (Vincent et al. 2018), Reino Unido (de Leeuw et al. 2016), Alemanha (Hundecha and Bardossy 2005, Fiener et al. 2013), Austrália (Jakob et al. 2016), China (Wang et al. 2008, Zhang et al. 2014, Gao et al. 2017, Liu et al. 2017) e África do Sul (Kruger e Nxumalo 2017) já apresentam estudos que abrangem todo o território nacional.

Na escala continental, destacam-se os estudos aplicados no continente europeu (Rodrigo and Trigo 2007, Madsen et al. 2014, Fleig et al. 2015), no continente africano (New et al. 2006, Jury 2013, Donat et al. 2014, Liebmann et al. 2014, Maidment et al. 2015, Gebrechorkos et al. 2019), na América do Sul (Liebmann et al. 2004, Haylock et al. 2006, Barros et al. 2008, Re and Barros 2009, Seager et al. 2010, Wu and Polvani 2010, Skansi et al. 2013, Barros Soares et al. 2017) e na Ásia (Endo et al. 2009, Lacombe et al. 2012,

Sheikh et al. 2015, Cheong et al. 2018). Esses estudos consideraram tanto os extremos de precipitação associados à eventos que causam cheias e inundações, como os associados a eventos de secas.

Na escala global, já há um número significativo de estudos de tendência de extremos de precipitação (Groissman et al. 2005, Alexander et al. 2006, Min et al. 2011, Donat et al. 2013, Ren et al. 2013, Westra et al. 2013, Asadieh and Krakauer 2015, Donat et al. 2016, Sippel et al. 2017, Zhao et al. 2018) no qual há certo consenso em apontar aumento na frequência e/ou magnitude desses eventos. Alguns desses estudos apontam também que a mudança observada está igual ou maior que a mudança esperada obtida a partir da equação de Clausius–Clapeyron sob uma umidade relativa estável (Donat et al. 2013, Asadieh and Krakauer 2015, Donat et al. 2016).

1.2. Estudos de Tendência no Brasil

No Brasil já existe uma quantidade significativa de estudos de tendência de extremos de precipitação. Para a revisão realizada nesse capítulo, foram considerados os principais artigos publicados em periódicos nacionais e internacionais. Foram identificados 35 estudos de análise de estacionariedade que envolveram séries de extremos de precipitação utilizando dados de estações pluviométricas situados no território brasileiro (Marengo 1995, Müller et al. 1998, Collischonn et al. 2001, Marengo 2004, Silva and Clarke 2004, Haylock et al. 2006, Marengo et al. 2008, Buarque et al. 2010, Satyamurty et al. 2010, Araújo and Brito 2011, Doyle and Barros 2011, Teixeira et al. 2011, Assis et al. 2012, Santos et al. 2012a, Santos et al. 2012b, Pinheiro et al. 2013, Skansi et al. 2013, Carvalho et al. 2014, Oliveira et al. 2014, Salgueiro et al. 2014, Santos 2014, Scofield et al. 2014, Zandonadi et al. 2014, Dantas et al. 2015, Nóbrega et al. 2015, Rosin et al. 2015, Silva et al. 2015, Ávila et al. 2016, Oliveira et al. 2016, Salviano et al. 2016, Natividade et al. 2017, Pedron et al. 2017, Santos and Oliveira. 2017, Chagas and Chaffe 2018, Ferreira

et al. 2018, Marengo et al. 2018, Penereiro et al. 2018). Praticamente todos esses estudos envolveram de forma equivalente tanto extremos de precipitação máxima associados à eventos de cheias e inundações como também extremos associados às secas.

Com relação à escala espacial desses estudos, verificou-se uma predominância por regiões e bacias hidrográficas de maior porte. No entanto observaram-se algumas exceções, como estudos realizados em pequenas bacias hidrográficas ou municípios (Scofield et al. 2014, Dantas et al. 2015, Rosin et al. 2015, Pedron et al. 2017). Na escala nacional, verificou-se 4 estudos que abrangiam o Brasil como um todo (Marengo 1995, Haylock et al. 2006, Marengo et al. 2008, Skansi et al. 2013, Penereiro et al. 2018). No entanto, nesses estudos, foram utilizadas apenas estações do instituto nacional de meteorologia brasileiro (INMET), utilizando no máximo 252 estações pluviométricas nas análises.

Observando a abrangência dos estudos nas regiões hidrográficas brasileiras, verificou-se que em todas as regiões hidrográficas brasileiras foi identificada algum tipo de análise de mudanças na precipitação. As regiões hidrográficas situadas no Sul e Nordeste do Brasil foram as que tiveram maior número de estudos.

Considerando os testes de hipótese utilizados para detecção de tendência, observa-se uma predominância pelo teste de Mann-Kendall, utilizado em quase 59% dos estudos. Esse resultado acompanha um padrão mundial na preferência por tal teste (Madsen et al., 2014). O segundo teste mais utilizado é o da regressão linear, que a despeito da exigência de normalidade das séries, tem sido bastante empregado em estudos de tendência no mundo (Vogel et al., 2011; Vogel et al., 2013).

Em geral, os dados hidrometeorológicos possuem algum grau de dependência temporal (Wilks, 2016). Portanto, ao se avaliar a significância estatística, é preciso considerar o problema da dependência

temporal (Von Storch, 1995, Yue et al., 2002). Com relação a essa questão (autocorrelação), mesmo já sendo um problema conhecido na aplicação de testes de tendências (Von Storch, 1995), apenas 16% desses estudos no Brasil trataram da questão (Muller et al. 1998, Marengo et al. 2008, Teixeira and Satyamurty 2011, Rosin et al. 2015, Pedron et al. 2017, Chagas e Chaffe 2018). Os procedimentos utilizados envolveram na maioria dos casos a aplicação dos procedimentos Pre-Whitening (PW) e Trend-Free Pre-Whitening (TFPW) (Rosin et al., 2015; Chagas e Chaffe, 2018), a exceção foi o estudo de Muller et al. (1998) onde foi adotado um procedimento Monte Carlo combinado com um modelo autoregressivo.

Outro problema quase que totalmente ignorado no Brasil se refere à significância de campo e a multiplicidade de testes. Embora praticamente todos os estudos de tendência tenham avaliado a proporção de resultados significativos em determinada escala espacial, como forma de avaliar regionalmente o comportamento de mudança, apenas 2 estudos (Buarque et al. 2010 and Silva e Clarke 2004) consideraram a questão da multiplicidade de testes nos resultados de tendência utilizando testes estatísticos em determinada região. No entanto em tais estudos não foram aplicados procedimentos para tratamento dessa questão.

Outro assunto praticamente ignorado nos estudos está relacionado à questão da significância estatística e significância prática. Os trabalhos praticamente não discutem a relação entre a magnitude da tendência e o tamanho da série, e a relação que ambas têm com a interpretação dos resultados dos testes. A incerteza desses testes é muito pouco abordada, apenas alguns poucos trabalhos (Marengo 1995, Haylock et al. 2006, Buarque et al. 2010, Bombardi and Carvalho 2017) apontaram a questão da incerteza nos resultados do teste quando são consideradas questões como o tamanho da série e a autocorrelação.

Com relação aos principais achados desses trabalhos considerando a localização das áreas de estudo (independentemente da escala) dentro das regiões hidrográficas brasileiras, observou-se que nas regiões hidrográficas amazônica (AMZ) e Tocantins-Araguaia (TOA) a maioria dos estudos apontaram tanto para a não rejeição da hipótese de estacionaridade (Satyamurty et al. 2010, Penereiro et al. 2018) como pela presença de resultados significativos crescente e decrescentes dentro da mesma região, principalmente nos totais precipitados (Marengo 2004, Buarque et al. 2010, Santos and Oliveira. 2017, Marengo et al. 2018). No caso da região AMZ, os estudos reportaram um padrão regional de tendências crescentes na parte norte e decrescentes na parte sul da região.

Nas regiões Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Atlântico Leste (ALE), São Francisco (SFR) e Parnaíba (PNB), a maioria dos estudos apontaram, para os índices de precipitação que estão associados às condições mais secas, tendências majoritariamente decrescentes (Silva and Clarke 2004, Haylock et al. 2006, Assis et al. 2012, Skansi et al. 2013, Oliveira et al. 2014, Salgueiro et al. 2014, Oliveira et al. 2016, Ferreira et al. 2018), sinalizando maiores estiagens no futuro nessas regiões.

Nas regiões hidrográficas do Paraguai (PRG), Paraná (PRN), Atlântico Sudeste (ASD), Atlântico Sul (ATS) e Uruguai (URU), a maioria dos estudos apontaram, para os índices de precipitação, que estão associados às condições mais úmidas, tendências majoritariamente crescentes (Müller et al. 1998, Haylock et al. 2006, Marengo et al. 2008, Teixeira et al. 2011, Pinheiro et al. 2013, Carvalho et al. 2014, Scofield et al. 2014, Zandonadi et al. 2014, Pedron et al. 2017, Chagas and Chaffe 2018). Observou-se para as regiões ASD e PRN alguns estudos apontando condições mais secas em algumas

partes dessas regiões (Haylock et al. 2006, Doyle and Barros 2011, Skansi et al. 2013).

Como mostrado, já existe uma quantidade expressiva de estudos de mudança de extremos de precipitação no Brasil, no entanto, observa-se ainda grandes lacunas existentes. Estudos na escala nacional utilizaram apenas estações pluviométricas oriundas do INMET, o que restringe sobremaneira a quantidade de informação possível de ser utilizada para esse tipo de análise, uma vez que a maior fonte de informação está disponibilizada na base de dados HIDROWEB da ANA. A questão da autocorrelação ainda é muito pouco considerada. Praticamente não existe estudos que demonstrem o impacto da dependência temporal nos resultados de análise de tendência empregados no território brasileiro. Embora praticamente todos os estudos avaliaram a proporção de resultados significativos em determinada região, é ignorada a questão da multiplicidade dos testes. Estudos que abordem a questão da incerteza dos testes de tendência também são bastante escassos. A questão da significância estatística versus significância prática por meio da análise da magnitude da tendência e o tamanho da série são praticamente inexistentes.

Assim, no sentido de preencher essas lacunas, o presente capítulo apresenta uma análise de tendência dos extremos de precipitação observadas no Brasil, com base nos registros históricos diários de 2456 estações pluviométricas do banco de dados HIDROWEB da ANA. Essa quantidade de estações representa o maior número utilizado em estudos de tendência no Brasil, inclusive em termos de abrangência espacial e temporal.

Em uma primeira etapa foram avaliados o impacto nos resultados do efeito da autocorrelação temporal e da multiplicidade de testes. Em uma segunda etapa, foram analisados os resultados dos testes de tendência considerando as regiões hidrográficas

brasileiras. A análise foi realizada a partir da proporção de resultados significativos obtidos nas diferentes regiões hidrográficas brasileiras, considerando também o tamanho da série e a magnitude da mudança.

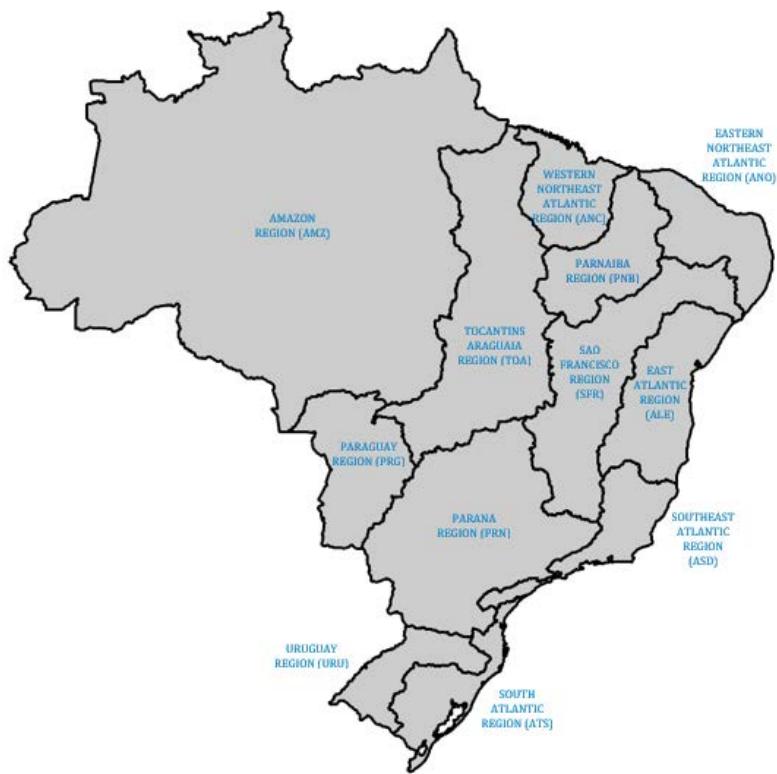
A avaliação de tendência nas séries de extremos de precipitação no Brasil é fundamental na definição de estratégias de adaptação à possíveis mudanças tanto na disponibilidade hídrica como também nos riscos de inundação. Espera-se que esses resultados subsidiem os tomadores de decisão no sentido de implementar tais estratégias com vistas a segurança hídrica no Brasil.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de Estudo

A área do estudo compreende todo o território brasileiro. O estudo foi realizado considerando as 12 diferentes regiões hidrográficas existentes no Brasil (ver Figura 1): Amazônica (AMZ), Parnaíba (PNB), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Paraguai (PRG), Atlântico Sudeste (ASD), Tocantins-Araguaia (TOA), Atlântico Sul (ATS), Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Uruguai (URU), São Francisco (SFR), Paraná (PRN) e Atlântico Leste (ALE). O objetivo em utilizar como recorte espacial de análise as regiões hidrográficas, parte da premissas que essas regiões foram delimitadas a partir da consideração do espaço territorial brasileiro compreendido por uma bacia, grupo de bacias ou subbacias hidrográficas contíguas com características naturais, sociais e econômicas homogêneas ou similares, com vistas a orientar o planejamento e o gerenciamento dos recursos hídricos (ANA, 2013).

Figura 1: 12 regiões hidrográficas do Brasil.



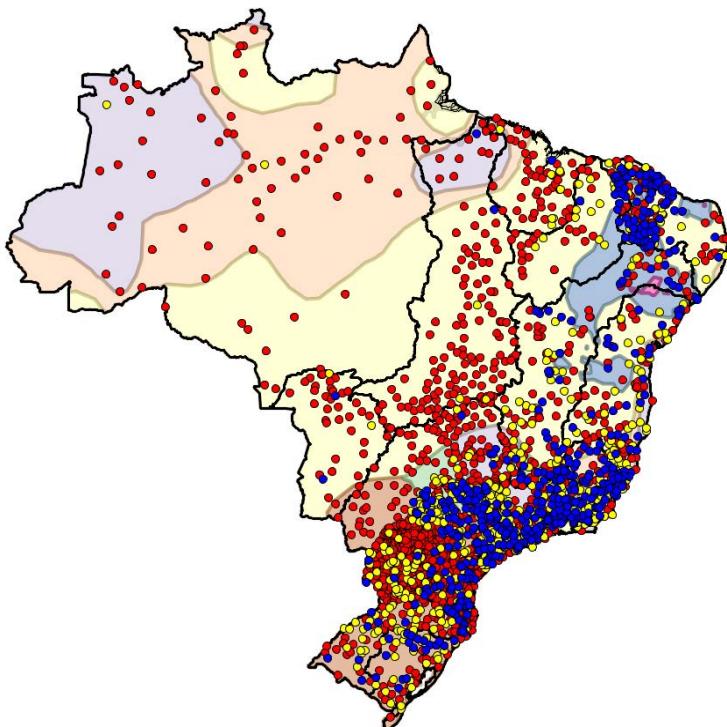
2.2. Dados empregados

Para o estudo foram utilizados os dados oriundos dos registros históricos diários de estações pluviométricas do HIDROWEB da ANA. As estações selecionadas seguiram o seguinte critério: ter no mínimo 30 anos de dados sem falha e no mínimo 5 anos de dados sem falha entre 2000 a 2015. Este último critério objetivou selecionar as estações que ainda estão em operação.

A Figura 2 apresenta a localização das 2456 estações selecionadas considerando os critérios utilizados. A cor dos pontos corresponde ao tamanho da série (em termos de anos sem falha)

de cada estação. A maior parte das estações, 56% (336 estações), tem entre 30 a 44 anos de dados sem falhas (em vermelho), 22% (540 estações) tem entre 45 a 59 anos (em amarelo) e 22% (539 estações) das estações apresentam mais de 60 anos de dados sem falha (azul escuro). A região hidrográfica com maior quantidade de estações é a região hidrográfica do Paraná com 1076 estações (44%). Essa mesma região possui os registros mais longos, com 168 estações (7%) com mais de 60 anos de dados. A região hidrográfica do Paraguai, por outro lado, é a região com a menor quantidade de estações, apenas 41 (2%).

Figura 2: Disponibilidade de dados de precipitação observadas. Os círculos em vermelhos ilustram as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo estações com 45 a 59 anos e em azul escuro estações com mais de 60 anos de dados sem falha



2.3. Índices de Extremos de Precipitação

A partir dos dados diários das estações pluviométricas selecionadas foram definidos 10 índices de extremos de precipitação. Essa lista contém indicadores que voltados para avaliar extremos associados a secas e cheias.

A Tabela 1 apresenta uma descrição dos dez índices de precipitação empregados neste estudo. Esses índices foram selecionados a partir de uma lista maior com 27 índices baseados em valores diários de precipitação e temperatura (ZHANG et al., 2011, Tabela 1), preparada pelo grupo ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices) para servir de base para estudos de detecção de mudanças do clima, especialmente com foco em extremos. Com exceção do PRCPTOT, que pode ser considerado um índice padrão e imprescindível à avaliação pluviométrica em qualquer região, todos os outros índices procuram descrever algum aspecto de extremos de precipitação.

Esses índices foram reunidos no âmbito da Organização Meteorológica Mundial (OMM) no sentido de serem utilizados numa metodologia para análise de mudanças climáticas que fosse capaz de atender as diversas especificidades de cada continente ou até mesmo de cada país sem perder o aspecto global (Zhang & Yang, 2004).

A uso e aplicação de tais índices é de fundamental importância no entendimento de como as mudanças podem impactar o processo de tomada de decisão. Por exemplo, o índice PRCPTOT pode ser considerado um índice padrão e imprescindível à avaliação pluviométrica em qualquer região, uma vez que suas variabilidades são capazes de apontar facilmente e com suficiente clareza os efeitos críticos ocorridos.

Já O CDD sinaliza vulnerabilidade às secas provocadas pelas longas estiagens, estimuladas pela evapotranspiração excessiva e perda precoce dos volumes hídricos nos reservatórios, demandando políticas públicas emergenciais. Este índice está associado

à prejuízos às atividades agropecuárias e industriais, e ao abastecimento doméstico, algumas vezes com racionamento do consumo, além do estímulo à recessão econômica provocada pela escassez dos insumos de produção.

O CWD é importante para a avaliação das interrupções das estiagens e a manutenção ecológica das áreas mais secas por exemplo. Os índices R10, R20, R50 dependendo da distribuição temporal diária, podem ser consideradas como tormentas e apresentar riscos sujeitos a intervenções da Defesa Civil em algumas localidades, vulneráveis aos alagamentos, inundações e deslizamentos de encostas. O RX1day e RX5day são indicadores de situação de emergência ou calamidade pública, associados a eventos críticos causadores de danos econômicos e sociais.

Tabela 1: Índices de precipitação empregados no estudo.

Índice	Descrição
PRCPTOT	Total de precipitação no ano.
SDII	PRCTOT/RI
R1 (NDIAS)	Número de dias com precipitação igual ou superior a 1 mm.
R10	Número de dias com precipitação igual ou superior a 10 mm.
R20	Número de dias com precipitação igual ou superior a 20 mm.
R50	Número de dias com precipitação igual ou superior a 50 mm.
CDD	Número máximo de dias consecutivos secos (P no ano).
CWD	Número máximo de dias consecutivos úmidos (P no ano).
RX1d	Máxima precipitação diária no ano.
RX5d	Máxima precipitação acumulada ao longo de 5 dias no ano.

2.4. Testes de Tendência

2.4.1. Teste de Mann-Kendall (MK)

A análise de tendência foi realizada utilizando o teste não paramétrico Mann Kendall (MK). Esse teste tem sido amplamente utilizado para a identificação de tendências monotônicas em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas. Dentre as vantagens do teste pode-se destacar a não necessidade de especificar determinada distribuição de probabilidade aos dados e a robustez no que diz respeito a presença de outliers na série.

O teste de Mann-Kendall assume como hipótese nula que a amostra $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ é formada por variáveis independentes, provenientes de uma mesma distribuição estatística e sem tendência. Já a hipótese alternativa aponta para a existência de tendência monotônica nas séries temporais analisadas. Mann (1945) e Kendall (1975) desenvolveram a estatística de teste S baseando-se no fato de que se a hipótese nula é verdadeira, de modo que a ordem das variáveis que foi observada na amostra seria apenas uma possibilidade das $n!$ equiprováveis que poderiam ter acontecido. Então, sugeriu-se o uso da estatística S, conforme apresentada abaixo:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n sign(x_j - x_i) \quad (1)$$

em que

$$sign(x_j - x_i) = \begin{cases} 1, & \text{se } x_j > x_i \\ 0, & \text{se } x_j = x_i \\ -1, & \text{se } x_j < x_i \end{cases} \quad (2)$$

Nota-se que a estatística de teste S não depende dos valores observados para X , mas sim de sua classificação, também chamada de posto na literatura estatística em português, o que significa que nenhuma suposição é feita a respeito da natureza da distribuição de probabilidade que gerou a amostra. Isso explica o porquê do teste

MK não ser muito sensível a valores amostrais discrepantes e ser capaz de manter o poder de detecção, mesmo quando a distribuição populacional é bastante assimétrica. Quando a hipótese nula é verdadeira, Kendall (1975) mostrou que, para valores de $n > 10$, a distribuição de S pode ser aproximada por uma distribuição Normal, $S \sim N(0, \sigma^2)$, com média nula e variância dada por:

$$\sigma_0^2 = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^m t_j j(j-1)(2j+5)}{18} \quad (3)$$

em que t_j é o t^{th} empate na série e m é o número de grupos de empates. Como a distribuição de S é conhecida, quando a hipótese nula é verdadeira, a região de rejeição R pode ser facilmente definida. Primeiro, dado que S é normalmente distribuído, então $S/\sigma \sim N(0, 1)$. Entretanto, dado a não-continuidade de S , uma correção deve ser empregada. Kendall (1975) sugere a adição ou subtração de uma unidade para a correção de continuidade, conforme mostrado abaixo:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sigma}, & \text{se } S > 0 \\ 0, & \text{se } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sigma}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \quad (4)$$

em que Z é a variável aleatória da Normal padrão. Assim, para um teste bicaudal com o nível de significância igual a $\alpha\%$, se $Z < Z_{\alpha/2}$ ou $Z > Z_{1-\alpha/2}$ a hipótese nula é rejeitada e assume-se que a tendência é estatisticamente significante para a estação de monitoramento avaliada. O nível de significância adotado no estudo foi de 5%.

2.4.2. Estimador de magnitude da tendência (bsen)

Para avaliar a magnitude da tendência foi utilizado o estimado bsen (Sen, 1968), esse estimador não-paramétrico é baseado no coeficiente de correlação Tau de Kendall para a determinação da magnitude de tendências, a fim de evitar a influência de pontos

amostrais discrepantes na estimativa realizada dessa magnitude β . O estimador proposto por Sen (1968), $b_{\text{sen}}(\beta)$, prevê que seja calculada para cada um dos $n(n-1)/2$ pares de observação amostrais possíveis (X_j, X_i), a chamada inclinação do par ordenado, d_{ij} , dada por:

$$d_{ij} = (X_j - X_i)/(j - i) \quad (5)$$

em que i e j são os índices de tempo das posições amostrais ocupadas, respectivamente, por X_i e X_j , sendo que $1 \leq i \leq j \leq n$. Formalmente, define-se o estimador de Sen β como sendo a mediana de todos d_{ij} calculados, a saber:

$$\beta = \text{med}\{d_{ij}\} \quad (6)$$

2.5. A questão da autocorrelação

Uma das principais dificuldades inerente à aplicação dos testes estatísticos na detecção de mudanças ocorre quando as séries são correlacionadas serialmente. Geralmente, os testes estatísticos, concebido para dados independentes, quando aplicado a dados que são serialmente correlacionados positivamente, a hipótese nula é rejeitada com uma frequência maior que a especificada no nível de significância α (Von Storch 1995). Isto se deve ao aumento na variância da estatística do teste com a magnitude da autocorrelação (Yue et al. 2002). A eliminação do efeito da correlação serial na tendência é um problema complexo devido a mútua interação entre a correlação e a tendência. Para lidar com essa problemática, foram consideradas no estudo duas abordagens: (i) *Pre-Whitening* (PW) e (ii) *Trend-Free-Pre-Whitening* (TFPW). Em ambas as técnicas ocorrem a modificação da série original através da remoção da estrutura de correlação.

2.5.1. Pre-Whitening (PW)

O procedimento de PW é muito simples de ser aplicado e prescinde, para a obtenção de bons resultados, de que o conjunto de dados da amostra avaliada, X_t , possa ser expresso adequadamente por um modelo autoregressivo lag 1, AR(1), cuja definição formal é dada por

$$X_t = \theta X_{t-1} + \epsilon_t \quad (7)$$

Onde θ é o coeficiente de AR(1) e ϵ_t é o erro normalmente distribuído do modelo, $N(0, \sigma_\epsilon^2)$. De maneira sistemática, a metodologia proposta por Kulkarni e Von Storch (1995) pode ser realizada através dos seguintes passos:

1. Estimativa da autocorrelação amostral (\hat{r}_1) por

$$r_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (X_i - \bar{X})(X_{i+1} - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

2. Se \hat{r}_1 é estatisticamente diferente de zero, o teste de MK é aplicado para a série modificada $X_t^{mod} = X_t - \hat{r}_1 X_{t-1}$ para $t = 2, \dots, n$. Caso contrário, o teste de Mann Kendall é aplicado à série original.

2.5.2. Trend Free Pre-Whitening (TFPW)

Dadas as limitações constatadas no procedimento de Pre-Whitening, Yue et al. (2002) sugerem o uso do *Trend-Free-Pre-Whitening*, após a realização de uma série de estudos de simulação Monte Carlo. As conclusões resultantes do trabalho citado mostraram que remover a autocorrelação, conforme definido pelo procedimento do PW, implica na redução da magnitude da tendência presente na série modificada, ocasionado, por consequência, uma substancial diminuição no poder de detecção do teste.

Com o intuito de mitigar o problema relatado, Yue et al. (2002) sugerem a remoção da tendência estimada da série originalmente

observada antes da aplicação dos procedimentos previstos pelo PW. De maneira geral, o TFPW prescinde da realização dos seguintes passos metodológicos:

1. Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, $\hat{\beta}$, a partir da aplicação do método não-paramétrico proposto por Sen (1968);
2. Remoção da tendência da série original (X_t) e, consequente, obtenção de amostra modificada, a partir da aplicação da expressão: $X_t^{mod} = X_t - \hat{\beta}t$, em que t é o intervalo de tempo;
3. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} ;
4. Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de MK é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a $X_t^{mod} \rightarrow Y_t^{mod} = X_t^{mod} - r_1 X_{t-1}^{mod}$;
5. A tendência é novamente devolvida à série $Y_t = Y_t^{mod} + \hat{\beta}t$;
6. Aplicação do teste de MK à Y_t .

2.6. A questão da multiplicidade de testes

Estudos de detecção de tendência consistem em aplicar simultaneamente testes de hipóteses em diversas estações localizadas numa dada região. Níveis locais de significância, α_L , são sempre definidos a priori, refletindo as preferências do analista em relação à possibilidade de cometer um erro ao declarar uma estação não-estacionária, quando na verdade nenhuma tendência está presente nos dados (erro tipo 1). Se a hipótese nula for verdadeira, a probabilidade de se cometer um erro tipo 1 é igual a α_L , previamente definido.

Definir a região de rejeição para um teste local com nível de significância α_L é uma tarefa trivial, porém quando se deseja controlar

o erro a nível regional, a tarefa se torna mais complicada, pois não fica claro qual erro deve ser controlado. Os dois procedimentos adotados aqui são baseados em um dos dois erros descritos na sequência, quais sejam, o PCER (*Per-Comparison Type 1 Error Rate*) e o FDR (*False Discovery Rate*), embora outros pudessem ter sido empregados, como por exemplo, o FWER (*Family-Wise Type 1 Error Rate*) (Ventura et al., 2004).

O procedimento baseado no PCER ignora por completo o problema da multiplicidade, já que a decisão de aceitar ou rejeitar a hipótese nula é feita com base apenas na informação contida na própria estação, sem levar em consideração as decisões tomadas nas outras estações da região. Como não há qualquer perspectiva do que acontece na região, os resultados acabam por violar o nível nominal de significância a nível regional, α_R .

Benjamini e Hochberger (1995) propuseram uma abordagem diferente para lidar com o problema da multiplicidade. Eles sugeriram controlar o FDR, definido como sendo o valor esperado da proporção de rejeições falsas,

$$FDR = \begin{cases} E \left[\frac{N_{10}}{R} \right], & \text{if } R > 0 \\ 0, & \text{if } R = 0 \end{cases} \quad (8)$$

em que N_{10} é o número de estações em que a hipótese nula foi rejeitada erroneamente e R é o número total de rejeições na região. Controlar o FDR possui algumas vantagens frente ao controle do FWER. Por exemplo, o Poder do teste é maior quando se emprega o FDR e os resultados são mais fáceis de interpretar pois não dependem do número de estações na região. Por exemplo, obter 4 rejeições falsas em 10 rejeições é mais preocupante do que obter 4 rejeições falsas em 50 rejeições. Controlar o FDR permite levar esse fato em consideração, o que não ocorre quando se decide controlar o FWER. Uma outra vantagem em utilizar o FDR é que tal procedimento é pouco sensível a correlação espacial, de modo que pode ser aplicado independentemente da existência ou não da dependência espacial entre estações (Ventura et al., 2014).

O procedimento proposto por Benjamini e Hochberger (1995), se baseia no ordenamento dos *pvalores* obtidos quando da realização dos testes de hipóteses em cada uma das m estações localizadas numa dada região, $P_{(1)} \leq P_{(2)} \leq \dots \leq P_{(m)}$. Esses *pvalores* estão associados às hipóteses $H_{(1)} \leq H_{(2)} \leq \dots \leq H_{(m)}$ e a um dado valor crítico $d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_m$, considerado igual a $d_i = i\alpha_R/m$. O procedimento é sequencial, o que significa dizer que a decisão de aceitar ou rejeitar a hipótese nula é tomada uma estação de cada vez, começando por aquela que possui menos evidência da presença de tendência, ou seja, com a que possui o maior *pvalor*. Se por acaso, $P_{(m)} < d_m = \alpha_R$ então todas as estações na região são consideradas não-estacionárias. Caso contrário, a condição $P_{(j)} < d_j$ para todo ($j < m$) é verificada até que a condição seja satisfeita. Quando isso acontece, todas as hipóteses $H(i) < j$ são rejeitadas.

Largamente utilizada na genética e epidemiologia, a abordagem de controle de erros do tipo I por meio do emprego do conceito do FDR é relativamente nova na hidrometeorologia, sendo que apenas nos últimos anos começaram a surgir publicações que focam nesse aspecto, como os trabalhos desenvolvidos por Ventura et al. (2004), Wilks (2006), Renard et al. (2008), Sun et al. (2014), Wilks (2016) e Amorim (2018).

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

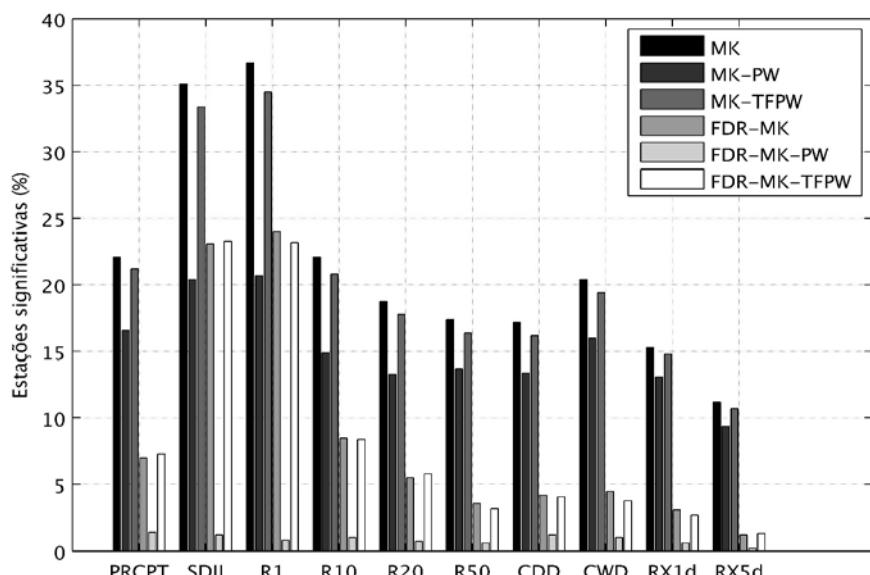
3.1. Impacto da Autocorrelação e Multiplicidade de Testes

A fim de ilustrar a influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes em análise regional de detecção de tendências, aplicou-se o teste não-paramétrico de MK nas séries históricas dos 10 índices de chuva. Para isso, foram empregadas seis estratégias distintas: MK, MK-PW, MK-TFPW, MK-FDR, FDR-MK -PW, FDR-MK -TFPW. A estratégia denominada MK desconsidera por completo

tanto a questão da autocorrelação quanto da multiplicidade dos testes. Essa estratégia, que é a mais frequentemente empregada em estudos de tendência realizados no Brasil, tende a obter um número mais elevado de detecções de tendências significativas. As estratégias MK-PW e MK-TFPW tratam apenas da questão da autocorrelação, ignorando a questão da multiplicidade de testes na análise regional. Por fim, as estratégias que envolvem o FDR incorporam a questão da multiplicidade. Neste estudo, tanto o nível de significância local, quanto o regional, foram estabelecidos em 5%.

A figura 3 apresenta, para cada um dos índices de precipitação avaliados, o percentual de estações que apresentaram tendência significativa, seja ela crescente ou decrescente. Para cada índice, são apresentados os resultados de cada uma das seis estratégias, permitindo avaliar o grau de influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes na análise.

Figura 3: Percentual de estações com tendência significativa (crescente ou decrescente).



Observou-se na figura 3 que ao desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto da multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Para todos os casos houve uma redução na quantidade de resultados significativos quando comparado a forma MK. O impacto nos resultados considerando a questão da multiplicidade foi bem mais pronunciado do que para a autocorrelação, sugerindo que os índices de precipitação a característica de persistência de curto prazo ou dependência temporal têm um efeito menor.

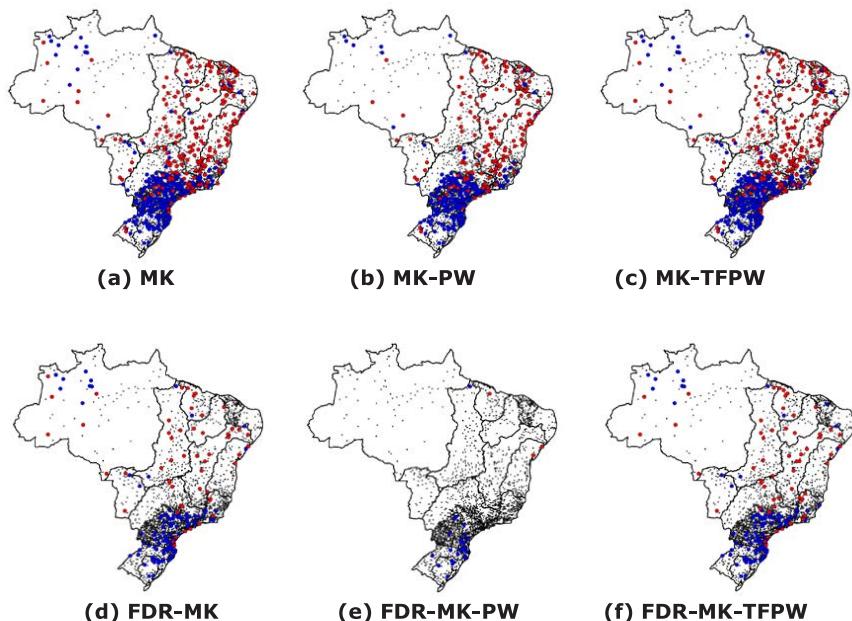
Para todos os índices, observa-se na Figura 3, que a aplicação do MK-TFPW resultou numa leve diminuição em relação a forma MK, o procedimento MK-PW teve um impacto maior, notadamente para os índices SDII, R1, R10 e PRCPTOT. Ao aplicar o procedimento FDR, as reduções nos resultados significativos foram bem mais pronunciadas. Isso deveu-se em parte, ao fato de no procedimento PW ocorrer além da remoção da autocorrelação também a remoção de uma parte da tendência (Yue et al., 2002) e por sua vez alterando a magnitude do *pvalor*, levando à praticamente nenhuma rejeição ao aplicar o FDR. A região sul do Brasil foi a menos impactada em virtude da menor dependência temporal existente nas suas séries.

A combinação entre o FDR e o PW resultou em grande diminuição no número de rejeições, em termos práticos, tal abordagem não apresentou resultados significativos. A combinação FDR-TFPW resultou numa diminuição do número de resultados significativos entre 10 (245 estações) a 16% (396 estações) em relação ao procedimento TFPW, o índice com maior percentual foi o CWD e com menor foi o RX5day. Não houve grandes diferenças nos resultados quando avaliado o sinal da mudança, não importando se a tendência é crescente ou decrescente as conclusões entre as diferentes formas de aplicar o teste é a mesma.

Analisando os mapas da figura 4, para o índice PRCPTOT, observa-se de forma mais evidente o impacto da aplicação do procedimento

FDR (mapas inferiores na figura) em detrimento apenas da consideração da questão da autocorrelação (mapas superiores na figura). O percentual de resultados significativos utilizando o procedimento MK em todo o Brasil ficaram na ordem de 22% (9% para tendências decrescentes e 13% crescentes), já aplicando a forma FDR-MK-PW os resultados significativos ficaram na ordem de 1,4% (0,1% para tendências decrescentes e 1,3% crescentes). Observou-se uma maior convergência regional nos resultados ao utilizar o FDR, de modo que a aplicação de tal procedimento diminuía algumas incoerências regionais nos resultados, como estações vizinhas com resultados significativos de sinal contrário. Embora não mostrado, esse padrão espacial dos resultados relativo à aplicação das diferentes formas em aplicar o teste foi similar para os outros índices.

Figura 3: Distribuição espacial das estações significativas e não-significativas obtidas pelas seis diferentes estratégias de análise para o índice PRCPT..



Os resultados apresentados aqui demonstram alguns desafios na aplicação e interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados às séries hidrometeorológicas. É fundamental que essas incertezas sejam apresentadas no sentido de subsidiar o tomador de decisão na incorporação de tais incertezas para fins de definição de estratégias de adaptação no âmbito do planejamento de recursos hídricos.

3.2. Analise de Tendência nas regiões hidrográficas

Conforme observado na seção anterior, os resultados do teste de tendência são impactados em considerar ou não às questões de autocorrelação e multiplicidade de teste, desse modo optou-se nas seções seguintes por utilizar o procedimento FDR-MK-TFPW por ser considerado uma solução intermediária entre a desconsideração total dessas questões, procedimento MK, o que levaria ao aumento do número de rejeições da hipótese nula, e o conservadorismo excessivo em utilizar procedimentos que diminuíssem consideravelmente as rejeições, como é o caso do FDR-MK-PW. É importante destacar que a aplicação do procedimento FDR nessa seção foi realizado utilizando como agrupamento as regiões hidrográficas.

Foram considerados nas análises, além da significância estatística do teste, no qual foi adotado o nível de 5%, também o tamanho da série e a magnitude da mudança. Foram adotadas 3 classes para o tamanho da série: pequeno (entre 30 e 44 anos), médio (entre 45 e 59 anos) e grande (maior que 60 anos). A magnitude da tendência foi classificada de acordo com percentual de mudança decenal em relação à média da série, e também foram adotadas 3 classes: baixa (menor que 5% por década), média (entre 5 e 10% por década) e alta (maior que 10% por década).

Essa consideração da magnitude da tendência e do tamanho da série em conjunto com a significância estatística está relacionada a importância em avaliar também a significância prática da mudança. A

significância estatística está associada com o tamanho amostral, sendo o *pvalor* o indicador utilizado para essa análise. Análises com amostras muito grandes podem detectar diferenças muito pequenas, que sob o ponto de vista prático pode não ter grande importância. Por outro lado, amostras com tamanho pequeno podem falhar na detecção de mudança significativa, por outro lado, a magnitude da mudança pode ser importante sob o ponto de vista prático. A diferença entre significância estatística e significância prática já é amplamente discutida em diversas áreas do conhecimento (Gelman e Stern, 2006; Sullivan e Feinn, 2012; Peeters, 2016), nas ciências hidrológicas o tema também não é novo (Daniel, 1978) e continua sendo discutido em trabalhos mais recentes (Yue et al 2002; Clarke, 2010) dada sua relevância.

A Tabela 2 contém os percentuais de resultados do teste para todas as 2456 estações utilizadas, considerando a significância (NS = não significativo e S= significativo), o sentido da mudança (Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes) e as 3 classes de magnitude da tendência e tamanho da série.

Os resultados da Tabela 2 indicam que o percentual de resultados significativos no Brasil não foi muito expressivo, ficou entre 1% e 23%, com uma média de 8%. Os índices com maiores resultados significativos, 23% cada, foram o SDII e o R1. Cabe ressaltar que esses índices estão diretamente correlacionados uma vez que o índice R1 é o denominador da fórmula do SDII. Os índices CWD, CDD, R50, RX1day e RX5day não tiveram mais que 3% de resultados significativos. Para os índices que consideram a frequência de dias acima de determinado limiar, o percentual de rejeições vai diminuindo na medida que esse limite aumenta, por exemplo, o R1 teve 23% de resultados significativos, enquanto o R10, R20 e R50 tiveram 7%, 5% e 3% de rejeições respectivamente. Outro aspecto importante é com relação ao sinal da mudança. A proporção de estações com tendência crescente no Brasil foi maior em 7 dos 10 índices, as exceções foram os índices CWD, R1 e R10.

Considerando agora a questão da magnitude da mudança e tamanho amostral, observa-se na Tabela 2, que o maior percentual de resultados significativos ficou na classe de magnitude média. O percentual de estações classificadas com magnitude alta independentemente da significância e tipo de índice não passou de 5%. A exceção foi o índice R50 cujo percentual foi na ordem de 19%, desses apenas 3% foram de resultados significativos. Verificou-se que na maior parte dos casos em que a magnitude é alta, as séries tinham tamanho pequeno (< 44 anos). Por outro lado, quando o tamanho da série é grande (> 60 anos), a magnitude observada em grande parte dos casos era pequena.

Esses resultados demonstram claramente a questão da significância estatística e significância prática. Percebe-se nos resultados um trade-off entre magnitude da tendência e tamanho da série. Praticamente todos os resultados em que a magnitude da tendência era alta e não foi rejeitada a hipótese nula, o tamanho da série era pequeno (entre 30 a 44 anos). Isso se deve ao menor poder estatístico inerente a séries curtas, o que levou a não rejeição de inúmeras estações com significância prática na tendência muito importante. Por outro lado, quando se observa o percentual de rejeições com magnitude considerada pequena (entre -5% e 5%), praticamente todas as estações estão classificadas com tamanho médio (45-59 anos) ou grande (> 60 anos), o que demonstra que com o aumento do poder estatístico qualquer tendência pode ser detectada independentemente da importância da mudança.

Ainda nessa questão da relação entre a magnitude e o tamanho da série com sua significância, observou-se que boa parte dos falsos positivos identificados após aplicação do procedimento FDR eram oriundas de séries com magnitude média ou alta e tamanho pequeno. Essa característica implica em p-valores próximos do nível de significância adotado e que após o FDR passaram a não ser rejeitadas.

Uma questão importante a ser levantada nesse trade-off entre a magnitude e o tamanho está associado a presença de eventuais ciclos

ou estrutura de dependência temporal de mais longo prazo nas séries de extremos de precipitação. Isso se deve ao fato que na maior parte das séries longas, verificou-se uma suavização na magnitude da tendência devido a alguns comportamentos cíclicos observados visualmente nas séries. Tal análise levanta a dúvida se as magnitudes altas identificadas nas séries com tamanho pequeno permanecerão na mesma ordem de grandeza ou ocorrerá uma suavização dessa magnitude quando ocorrer uma coleta maior de dados com o passar do tempo?

Tabela 2: Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 2456 estações de todo o Brasil considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

Indices	Nstations	Result	MANN-KENDALL (MK)												Total						
			bsen <10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% < bsen < 10%			0%>bsen >-5%						
			30-44 years	45-59 years	>60 years	30-44 years	45-59 years	>60 years	30-44 years	45-59 years	>60 years	30-44 years	45-59 years	>60 years	30-44 years	45-59 years	>60 years				
PRCPTOT	2456	NS	1%	0%	0%	0%	0%	0%	7%	1%	0%	5%	0%	0%	22%	7%	7%	22%	12%	10%	93%
		S	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	7%
R20	2456	NS	2%	0%	0%	1%	0%	0%	8%	1%	0%	6%	1%	0%	17%	7%	8%	23%	10%	10%	95%
		S	1%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	5%
CWD	2456	NS	5%	0%	0%	2%	0%	0%	10%	2%	0%	3%	1%	0%	24%	9%	10%	14%	8%	9%	97%
		S	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3%
SDII	2455	NS	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	0%	0%	4%	0%	0%	15%	6%	6%	25%	10%	8%	77%
		S	1%	0%	0%	3%	0%	0%	2%	1%	0%	4%	2%	1%	0%	1%	2%	1%	2%	3%	23%
CDD	2456	NS	1%	0%	0%	3%	0%	0%	4%	2%	1%	13%	2%	0%	14%	10%	11%	23%	7%	6%	97%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3%
R1	2456	NS	1%	0%	0%	0%	0%	0%	4%	0%	0%	2%	0%	0%	25%	9%	7%	14%	7%	7%	77%
		S	3%	0%	0%	1%	0%	0%	5%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	0%	1%	3%	23%
RX5day	2456	NS	1%	0%	0%	0%	0%	0%	6%	1%	0%	7%	2%	0%	20%	7%	7%	24%	12%	13%	99%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%
R50	2456	NS	5%	1%	0%	8%	1%	0%	4%	1%	1%	5%	3%	3%	17%	6%	6%	18%	9%	9%	97%
		S	0%	0%	0%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3%
R10	2456	NS	1%	0%	0%	0%	0%	0%	8%	1%	0%	2%	0%	0%	24%	8%	9%	20%	10%	9%	93%
		S	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	
RX1day	2456	NS	1%	0%	0%	1%	0%	0%	5%	0%	0%	9%	2%	0%	18%	6%	5%	24%	12%	14%	97%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3%

A análise até esse momento considerou os resultados do Brasil como um todo, a seguir serão analisados os resultados espacializados geograficamente por região hidrográfica. A **Figura 5** apresenta 12 gráficos do tipo “stacked bar” com os resultados do teste MK para as 12 regiões hidrográficas brasileiras considerando os 10 índices de extremos de precipitação. Nesse gráfico é apresentado os percentuais de estações subdivididos em 3 categorias: resultados significativos crescentes (azul), decrescentes (vermelho) e os resultados não significativos (cinza). Nos rótulos das barras é apresentado o número absoluto de estações em cada categoria. A **Figura 6** apresenta 6 mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices PCPTOT (6a), CDD (b6b), R1 (6cc), R20 (6d), R50 (6e) e RX1day (6f). A simbologia utilizada para representar os resultados considera tanto o tamanho da série (tipo de símbolo) como a magnitude da mudança (tipo de cor). Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes. Os símbolos representam as 3 classes de tamanho e as cores com diferentes tonalidades representam as 3 classes de magnitude da tendência. Os círculos pequenos e pretos representam os resultados não significativos.

A análise dos gráficos da Figura 5 e dos mapas da Figura 6 demonstram uma ligeira coerência espacial. Nas regiões hidrográficas adjacentes TOA, ANC, PRB, ANO, SFR e ALE localizadas no nordeste e parte do norte do Brasil, predominam tendências significativas cujo sinal de mudança indicam condições mais secas. Para índices PRCPTOT, R1, CWD observa-se uma predominância de resultados significativos com tendências decrescentes e para o índice CDD uma predominância por resultados crescentes nessas regiões. Por exemplo, 42 (20%) estações das 213 na RH ANO apresentaram aumento significativo no CDD e apenas 4 (2%) estações apresentaram redução. Nessa mesma região, embora menos pronunciado, o CWD apresentou redução significativa em

11 (5%) estações e apenas 3 (1%) estações com aumento. Outro resultado que chama a atenção, foi o percentual de resultados significativos do índice R1 (NDIAS), em praticamente todas essas regiões, esse índice foi o que teve o maior percentual, na região ALE por exemplo, foram 42 (35%) estações das 114 com resultados significativos decrescentes.

Analisando os mapas da Figura 6 observa-se nas regiões hidrográficas TOA, ANC, PRB, ANO, SFR e ALE a preponderância de resultados classificados com magnitudes médias ou altas e tamanho pequeno ou médio, a exceção é a região ANO onde predominam séries com tamanho grande. Destaca-se também nessa região, para o índice CDD, a magnitude da mudança entre média ou alta, indicando de forma mais evidente um aumento na quantidade de dias secos. Com relação aos índices de precipitação associados a cheias e inundações como o RX1day, RX5day e R50, observa-se nessas regiões praticamente a ausências de resultados significativos. Esses resultados acompanham a maior parte dos principais achados de estudos anteriores existentes nessas regiões quando observados o sinal de mudança para condições mais secas. No entanto, há aqui um avanço numa melhor compreensão do grau da magnitude das mudanças identificadas e sua relação com o tamanho das séries subsidiando uma melhor interpretação dos resultados dos testes de tendência.

Figura 5: Gráficos do tipo *stacked bar* com os resultados do teste MK para as 12 regiões hidrográficas brasileiras considerando os 10 índices de extremos de precipitação.

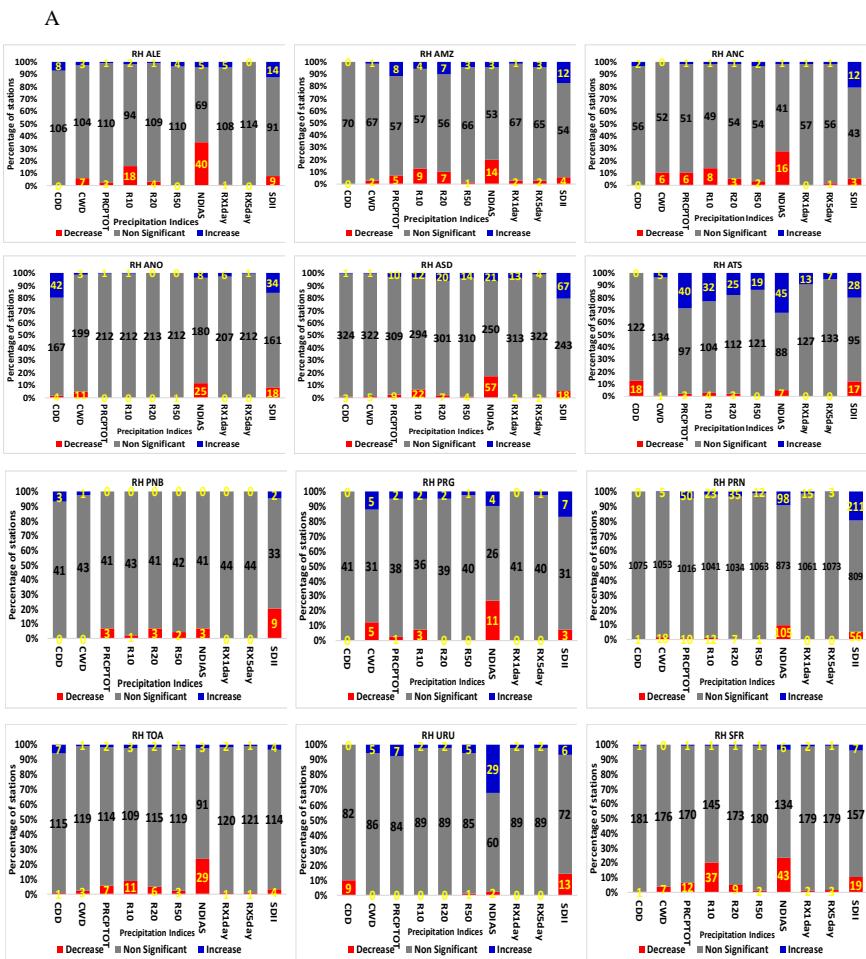
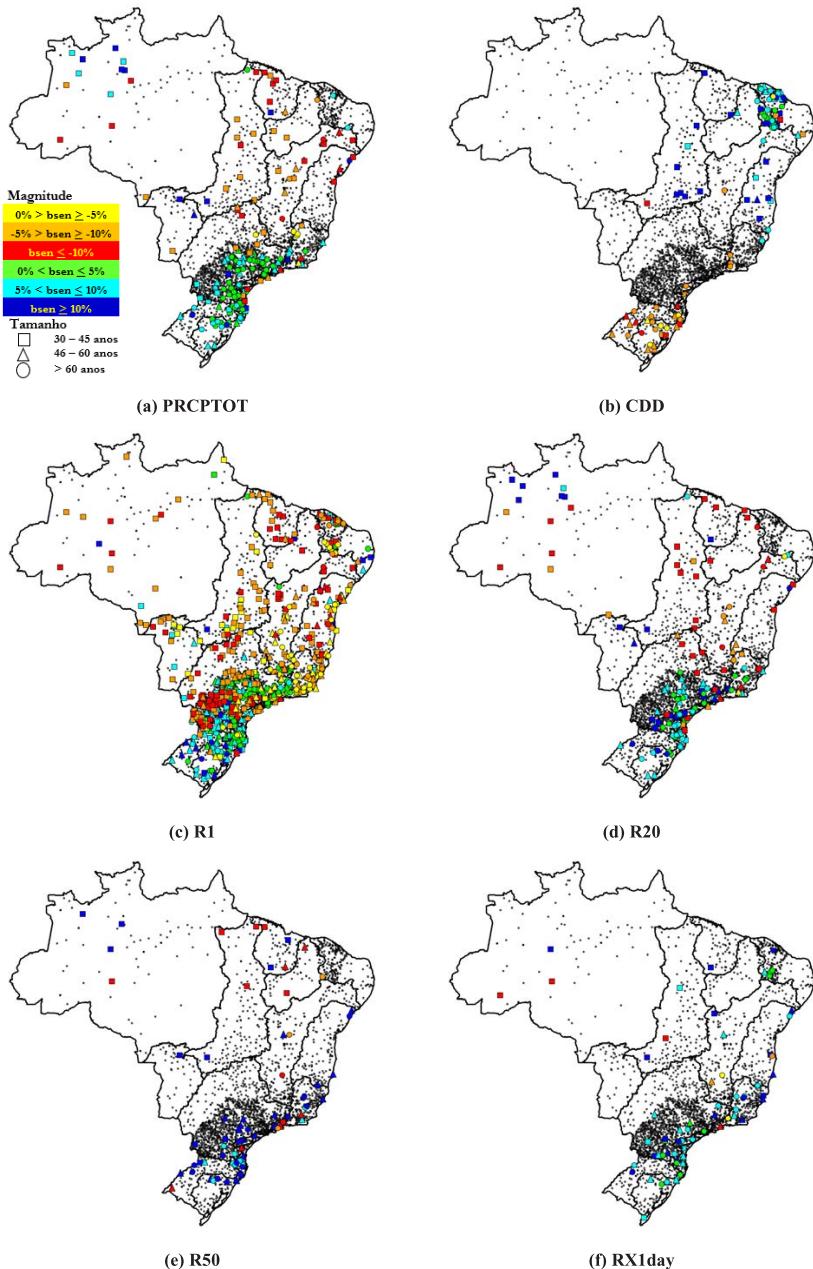


Figura 6: mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices PRCPTOT (6a), CDD (b6b), RI (6cc), R20 (6d), R50 (6e) e RX1day (6f).



Diferentemente dos resultados apresentados nas regiões mais ao norte e nordeste do Brasil, que apontaram para condições mais secas, nas regiões hidrográficas ATS e URU localizadas ao Sul do Brasil, predominam tendências significativas cujo sinal de mudança indicam condições mais úmidas. Esses indicadores apontam condições favoráveis ao aumento do aporte hídrico, no entanto mais propensas a cheias e inundações. A região ATS apresenta um percentual de resultados significativos (19% em média) bem superior à região URU (9% em média). Para índices PRCPTOT, R1, CWD, RX1day, RX5day e R50 observa-se uma predominância de resultados significativos com tendências crescentes e para o índice CDD uma predominância por resultados decrescentes nessas regiões. Por exemplo, 40 (29%) estações das 140 na RH ATS apresentaram aumento significativo no PRCPTOT e apenas 2 (1%) estações apresentaram redução. Nessa mesma região, embora menos pronunciado, o CDD apresentou redução significativa em 18 (13%) estações e nenhuma estação com aumento. Outro resultado que chama a atenção, similar ao verificado nas regiões N/NE mas com sinal contrário, foi o percentual de resultados significativos do índice R1 (NDIAS). Em ambas as regiões, esse índice teve o percentual de 32% com resultados significativos crescentes. Nessas regiões também se observou um percentual muito baixo, no máximo 3%, de resultados significativos para os índices RX1day, RX5day e R50, em todos os casos com sinal crescente.

Analisando os mapas apresentados na Figura 6 nas regiões hidrográficas ATS e URU, observa-se uma preponderância de resultados classificados com magnitudes médias ou baixas e tamanho da série médio ou grande. A exceção foi para o índice R50 cujo a maior parte de resultados significativos foi com magnitude alta e com tamanho grande ou médio, indicando de forma mais evidente um aumento na quantidade de dias com chuvas extremas. Esses resultados acompanham a maior parte dos principais achados de estudos anteriores

existentes nessas regiões quando observados o sinal de mudança para condições mais úmidas. No entanto, além da questão da magnitude da mudança, observou-se que a parte costeira da região sul, notadamente na região ATS, o comportamento de mudança está mais pronunciado, indicando que fenômenos climáticos associados ao comportamento dos oceanos podem estar mudando.

Nas regiões hidrográficas AMZ, PRG, PRN e ASD observa-se um padrão espacial não muito claro, de modo que não se tem um sinal de mudança preponderante ou convergente nos índices de precipitação. Na região AMZ observa-se para o índice PRCPTOT tendências crescentes ao norte e decrescentes ao sul, corroborando com os principais achados em estudos anteriores. No entanto quando se observa o índice R1 verifica-se que praticamente todos os resultados significativos foram decrescentes, sinalizando que o aumento no total precipitado anual está associado a precipitações mais intensas e concentradas, principalmente na parte norte de região. Essa conclusão fica mais evidenciada quando se observa os índices SDII e R20 no qual percebe-se uma preponderância de tendências crescentes na parte norte e decrescentes no sul. Analisando os mapas da Figura 6 observa-se apenas séries com tamanho pequeno na região AMZ, com magnitudes de mudança média ou alta.

Na região PRG, os resultados também não demonstraram um sinal de mudança preponderante, nos dois índices que apresentaram a maior percentual de resultados significativos, R1 e CWD, verificou-se proporções similares de resultados crescentes e decrescentes. Especialmente, para o índice R1, há um agrupamento de estações com tendência decrescentes nas proximidades da fronteira com a região AMZ. Embora não mostrado, o mesmo ocorre para o índice CWD.

Na região PRN, a região com maior quantidade de estações, observou-se para o índice PRCPTOT tendências majoritariamente crescentes, principalmente na parte centro-sul da região, no entanto os percentuais de resultados significativos foram baixos, na ordem

de 5%. Na parte norte da região, na fronteira com a região TOA e SFR observam-se tendências majoritariamente decrescentes para esse índice. Os índices CDD e CWD praticamente não tiveram resultados significativos nessa região. Outro índice que demonstra a falta de convergência no sinal da mudança nessa região é o R1, observa-se uma proporção similar entre resultados significativos crescentes e decrescentes, em termos espaciais, o padrão também não é muito claro, há alguns agrupamentos mais preponderantes de tendências decrescentes significativas na parte centro-sul e positivas na parte nordeste da região. Outro ponto a destacar no índice R1 é que as tendências decrescentes significativas foram na sua maior parte com tamanho pequeno e magnitude média ou alta, já os resultados com tendência crescente foram com tamanho grande e magnitude pequena.

Na região ASD, embora no computo geral dos resultados significativos não indique claramente um sinal preponderante, o índice PRCPTOT teve uma proporção similar entre resultados crescentes e decrescentes, no entanto com um padrão espacial mais claro. Conforme pode ser observado na Figura 6, os resultados das estações situadas na fronteira com a região PRN na parte mais ao sul, foram majoritariamente no sentido de condições mais úmidas. Já as estações localizadas na fronteira com as regiões SFR e ALE na parte mais ao norte são majoritariamente no sentido de condições mais secas.

Os índices RX1day, RX5day e R50 associados diretamente a eventos de cheias tiveram nas regiões AMZ, PRG, PRN e ASD a maior parte dos resultados tendências crescentes, no entanto, o percentual de resultados significativos foi muito baixo, menor que 4%.

Cabe destacar que independentemente dessa generalização realizada acima existem estações com comportamentos singulares, antagônicos e, mesmo as que apresentam tendência na mesma direção, apresentam magnitudes diferentes. No entanto, cabe investigar elementos climáticos para tentar entender tal padrão,

como também compreender quais as causas daqueles resultados que fogem do padrão dessas regiões. De um modo geral, esses resultados quando confrontados com os principais achados em estudos anteriores de tendência de precipitação observadas no Brasil guardam certa coerência, principalmente nos resultados de tendência que apontam condições mais secas na região nordeste e úmidas na região sul do Brasil.

4. CONCLUSÕES

O estudo apresentou uma ampla análise de tendências de longo prazo dos extremos de precipitação observadas no Brasil. Foram utilizados um total de 10 índices de precipitação obtidos dos registros históricos de 2456 estações pluviométricas espalhadas por todo território brasileiro. Inicialmente, foram avaliados o impacto nos resultados do efeito da autocorrelação temporal e da multiplicidade de testes. Posteriormente foram analisados os resultados dos testes de tendência a partir das 12 regiões hidrográficas brasileiras.

Verificou-se inicialmente que desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Para todos os casos houve uma redução na quantidade de resultados significativos quando comparado a forma tradicionalmente empregada. O impacto nos resultados considerando a questão da multiplicidade foi bem mais pronunciado do que para a autocorrelação, sugerindo que para os índices de precipitação a característica de persistência de curto prazo ou dependência temporal têm um efeito menor. A combinação FDR-MK-PW resultou em grande diminuição no número de rejeições, em termos práticos, tal abordagem não apresentou resultados significativos. A combinação FDR-MK-TFPW resultou numa diminuição do número de resultados significativos menos conservadora. Observou-se uma maior convergência regional

nos resultados ao utilizar o FDR, de modo que a aplicação de tal procedimento diminuía algumas incoerências regionais nos resultados, como estações vizinhas com resultados significativos de sinal contrário. Em resumo, os resultados demonstraram alguns desafios na aplicação e interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados as séries hidrometeorológicas.

Na segunda etapa, os resultados obtidos sinalizaram um percentual médio de apenas 8% das estações com resultados significativos, considerando todos os índices. A proporção de estações com tendência crescente no Brasil foi maior em 7 dos 10 índices, as exceções foram os índices CWD, R1 e R10. Os índices com maiores resultados significativos foram o SDII e o R1 ambos com 23%. Os índices CWD, CDD, R50, RX1day e RX5day não tiveram mais que 3% de resultados significativos. Considerando o aspecto do sinal da mudança de cada índice e sua relação com eventos de secas ou cheias, verificou-se a sinalização pela intensificação desses eventos no geral.

Identificou-se um trade-off entre a magnitude e o tamanho das séries no tocante a significância estatística, verificou-se que praticamente todos os resultados em que a magnitude da tendência era alta e não foi rejeitada a hipótese nula, o tamanho da série foi classificado como pequeno (entre 30 a 44 anos). Por outro lado, quando se observa o percentual de rejeições com magnitude considerada pequena (entre -5% e 5%) praticamente todas as estações estão classificadas com tamanho médio (45-59 anos) ou grande (> 60 anos). Esses resultados demonstraram de forma clara a questão colocada sobre a significância estatística e significância prática.

Avaliando os resultados em cada uma das 12 regiões hidrográficas foi identificada a existência de um padrão regional, nas regiões hidrográficas TOA, ANC, PRB, ANO, SFR e ALE localizadas no nordeste e parte do norte do Brasil, predominam tendências

significativas cujo o sinal de mudança indicam condições mais secas. Já nas regiões hidrográficas ATS e URU localizadas ao Sul do Brasil predominam tendências significativas cujo o sinal de mudança indicam condições mais úmidas e também mais propensas a cheias e inundações. Nas regiões hidrográficas AMZ, PRG, PRN e ASD observou-se um padrão espacial não muito claro, de modo que não se identificou um sinal de mudança preponderante ou convergente nos índices de precipitação de tal forma que sinalizasse condições mais evidentes de mudança propensas para eventos de secas ou cheias.

É importante destacar que as regiões no qual foram identificadas maiores evidências de mudanças, seja a região sul do Brasil, com tendências crescentes, seja a região nordeste, com tendências decrescentes já vêm sendo registrado inúmeros problemas associados a esse padrão de mudança.

Segundo os dados do relatório de conjuntura da ANA (ANA, 2017), das cidades brasileiras que decretaram situação de emergência (SE) ou estado de calamidade pública (ECP) devido a cheias entre 2003 a 2016, cerca de 55% (1.435) dessas cidades localizam-se nas regiões Sul e Sudeste. Os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul apresentaram o maior número de eventos de cheias associados a danos humanos entre 2013 e 2016, com 44% dos registros do Brasil. Inundações ocorridas em outubro de 2015 afetaram mais de 100 cidades em Santa Catarina e no Rio Grande do Sul, principalmente nas bacias dos rios Jacuí e Itajaí-Açu. Em dezembro do mesmo ano, inundações na região entre Argentina, Brasil, Paraguai e Uruguai, afetaram mais de 100 mil pessoas, principalmente no Paraguai, devido à cheia do rio Paraguai.

Quanto a seca ou estiagem, segundo os dados do mesmo relatório, das 2.783 cidades brasileiras que decretaram SE ou ECP entre 2003 e 2016, cerca de 79% (1.409) dessas cidades localizam-se na

Região Nordeste, mais da metade desses municípios decretaram SE ou ECP em pelo menos 7 anos no período (50% do tempo). As estiagens e secas observadas desde 2012 em diversas regiões do Brasil têm prejudicado de forma significativa a oferta de água para abastecimento público e para setores usuários que dependem do armazenamento e/ou dos volumes de água em reservatórios, como a irrigação, a geração de energia hidrelétrica e a navegação. De 2013 a 2016, 48 milhões de pessoas foram afetadas por secas e estiagens no Brasil, 6 vezes mais que por cheias. Foram quantificados 4.824 eventos de seca associados a danos humanos, quase 3 vezes mais que os de cheias (1.738). 83% dessas pessoas afetadas por secas de 2013 a 2016 vivem na Região Nordeste. Em 2016 as secas afetaram 18 milhões de pessoas em 2016, principalmente no Nordeste (84% dos afetados).

Esses números apresentados acima, só demonstram a importância em avaliar mudanças no comportamento das séries de extremos de precipitação como também tentar compreender os principais fatores que contribuem para uma eventual mudança identificada. Além do mais, se as suposições feitas em um teste estatístico não forem atendidas pelos dados (por exemplo, hipótese de normalidade dos dados ou independência da série), os resultados do teste não serão confiáveis, fazendo com que o nível de significância adotado não reflita o nível de significância verdadeiro. A capacidade dos testes em distinguir a persistência estocástica das mudanças determinísticas ainda é embrionária. A existência de assimetria, correlação serial, ciclos e saltos na série aumentam ainda mais a incerteza dos testes em detectar e estimar mudanças determinísticas. Na análise regional de mudanças, a correlação espacial também aumenta a incerteza dos testes na capacidade de avaliar a significância de campo, adicionalmente tem-se uma avaliação equivocada do nível de significância regional quando da desconsideração da questão da multiplicidade dos testes. Os desafios para a análise de

tendência incluem ainda tanto a qualidade quanto a disponibilidade dos dados, fatores como por exemplo a incertezas no processo de medição podem afetar significativamente os resultados.

Por fim, espera-se que os resultados desse estudo possam contribuir para melhorar o entendimento das incertezas na aplicação de testes de tendência, como também a identificação de regiões com evidências mais claras de mudanças, notadamente aquelas que apresentaram maior convergência no sinal podem servir como uma importante ferramenta para subsidiar o tomador de decisão na definição de estratégias de adaptação.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amorim, R. S. Detecção de Tendências em Séries de Extremos Hidrológicos Considerando Efeitos de Autocorrelação Temporal e Multiplicidade de Testes. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DMXXX/18, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 167 p. 2018.
- ANA., 2017. Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno / Agência Nacional de Águas. - Brasília: ANA, 169p..
- Alexander, L. V., et al., 2006. Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation, *J. Geophys. Res.*, 111, D05109. doi:10.1029/2005JD006290
- Anderson, B. T., Gianotti, D. J. and Salvucci, G. D., 2015. Detectability of historical trends in station-based precipitation characteristics over the continental United States, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 120, 4842–4859. doi:10.1002/2014JD022960.
- Araújo, W. S., and Brito, J. I. B., 2011. Indices Of Trends Of Climatic Changes For The States Of The Bahia And Sergipe By Means Of Daily Precipitation Indices And Its Relation With Sst's Of The Pacific And Atlantic. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.26, n.4, 541 - 554.
- Asadieh, B., and Krakauer, N. Y., 2015. Global trends in extreme precipitation: climate models versus observations. *Hydrology Earth System Sciences*, 19, 877–891.

- Assis, J. M. O., Lacerda, F. F., and Sobral, M. C. M., **2012**. Análise de Detecção de Tendências no Padrão Pluviométrico na Bacia Hidrográfica do Rio Capibaribe. Revista Brasileira de Geografia Física 02 320-331, 2012.
- Ávila, A., Justino, F., Wilson, A., Bromwich, D., and Amorim, M., **2016**. Recent precipitation trends, flash floods and landslides in southern Brazil. Environ. Res. Lett. 11 114029. doi:10.1088/1748-9326/11/11/114029
- Barros, V. R., Doyle, M. E. and Camilloni, I. A., **2008**. Precipitation trends in southeastern South America: Relationship with ENSO phases and with low-level circulation. Theor. Appl. Climatol., 93, 19–33. doi:10.1007/s00704-007-0329-x.
- Barros Soares, D., Lee, H., Loikith, P. C., Barkhordarian, A. and Mechoso, C. R., **2017**. Can significant trends be detected in surface air temperature and precipitation over South America in recent decades? Int. J. Climatol., 37, 1483–1493. doi:10.1002/joc.4792.
- Benjamini, Y. E Y., and Hochberg,, **1995**. “Controlling the false Discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing”. In: J. Roy. Stat. Soc., 57B, 289-300.
- Bombardi, R. J., and Caravlho, L. M. V., **2017**. Práticas Simples em Análises Climatológicas: Uma Revisão. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 32, n. 3, 311-320, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-77863230001>
- Buarque, D. C., Clarke, R. T., Mendes, C. A. B., **2010**. Spatial correlation in precipitation trends in the Brazilian Amazon, J. Geophys. Res., 115, D12108. doi:10.1029/2009JD013329
- Carvalho, J. R. P, Assad, E. D., Oliveira, A. F., Pinto, H. S., **2014**. Annual maximum daily rainfall trends in the Midwest, southeast and southern Brazil in the last 71 years. Weather and Climate Extremes 5-6), 7–15.
- Chagas, V. B. P., Chaffe, P. L. B., **2018**. The role of land cover in the propagation of rainfall into streamflow trends. Water Resources Research, 54, 5986–6004. <https://doi.org/10.1029/2018WR022947>
- Cheong, W. K., Timbal, B., Golding, N., et al., **2018**. Observed and modelled temperature and precipitation extremes over Southeast Asia from 1972 to 2010. Int J Climatol. 38:3013–3027. <https://doi.org/10.1002/joc.5479>
- Clarke, R. T., **2010**. On the (mis)use of statistical methods in hydroclimatological research, Hydrological Sciences Journal – Journal des Sciences Hydrologiques, 55:2, 139–144. doi: 10.1080/02626661003616819

- Collischonn, W., Tucci, C. E. M., Clarke, R.T., **2001**. Further evidence of changes in the hydrological regime of the river Paraguay: part pf a wider phenomenon of climate change? *Journal of Hydrology* 245 218-238.
- Dantas, L. G., Santos, C. A. C. and Olinda, R. A., **2015**. Tendências Anuais E Sazonais Nos Extremos De Temperatura Do Ar E Precipitação Em Campina Grande – PB. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 30, n. 4, 423 - 434. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130088>
- De Leeuw, J., Methven, J. and Blackburn, M., **2016**. Variability and trends in England and Wales precipitation. *International Journal of Climatology*, 36 (8). pp. 28232836. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.4521>
- Do, H. X., Westra, S., and Leonard, M., **2017**. global-scale investigation of trends in annual maximum streamflow. *Journal of Hydrology* 552 28–43.
- Donat, M. G., et al., **2013**. Updated analysis of temperature and precipitation extreme indices since the beginning of the twentieth century: The HadEX2 dataset. *J. Geophys. Res.*, 118, 2098–2118, doi:10.1002/jgrd.50150.
- Donat, M. G., et al., **2014**. Changes in extreme temperature and precipitation in the Arab region: long-term trends and variability related to ENSO and NAO. *International Journal of Climatology*, vol. 34, issue 3, pp. 581-592. DOI: 10.1002/joc.3707
- Donat, M. G., Lowry, A.L., Alexander, L. V., O'Gorman, P. A. and Maher, N., **2016**. More extreme precipitation in the world's dry and wet regions. *NATURE CLIMATE CHANGE*. VOL 6.
- Douglas, E. M., Vogel, R. M., and Kroll, C. N., **2000**. Trends in flood and low flows in the United States: impact of spatial correlation. In: *J. Hydrol.*, 240, 90 – 105.
- Doyle, M. E. and Barros, V.R., **2011**. Attribution of the river flow growth in the Plata Basin. *Int. J. Climatol.* 31: 2234–2248. DOI: 10.1002/joc.2228
- Endo, N., Matsumoto, J. and Lwin, T., **2009**. Trends in Precipitation Extremes over Southeast Asia. *SOLA*, Vol. 5, 168–171. doi:10.2151/sola.2009-043
- Ferreira, P.S., Souza, W. M., Silva, J. F. and Gomes, V. P., **2018**. Variação Espaço-Temporal das Tendências de Precipitação na Mesorregião Sul Cearense e sua Relação com as Anomalias de TSM. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 33, n. 1, 141-152. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786331006>

- Fiener, P., Neuhaus, P. and Botschek, J., **2013**. Long-term trends in rainfall erosivity-analysis of high resolution precipitation time series (1937–2007) from Western Germany. Agricultural and Forest Meteorology 171–172, 115–123.
- Fleig, A. K., Tallaksen, L. M., James, P., Hisdal, H. and Stahl, K., **2015**. Attribution of European precipitation and temperature trends to changes in synoptic circulation. Hydrol. Earth Syst. Sci., 19, 3093–3107. doi:10.5194/hess-19-3093-2015
- Gao, R., Li, F., Wang, X., Liu, T., Dua, D. and Bai, Y., **2017**. Spatiotemporal variations in precipitation across the Chinese Mongolian plateau over the past half century. Atmospheric Research 193 204–215. <http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.04.014>
- Gebrechorkos, S., Hülsmann, S. and Bernhofer, C., **2019**. Changes in temperature and precipitation extremes in Ethiopia, Kenya, and Tanzania. Int J Climatol., 39:18–30. DOI: 10.1002/joc.5777
- Gelman, A., and Stern, H., **2006**. The Difference Between “Significant” and “Not Significant” is not Itself Statistically Significant, The American Statistician, vol. 60, n° 4, pp. 328-331.
- Gelman, A., and Loken, E., **2014**. The statistical crisis in science. American Scientist 102:460-465.
- Groissman, P., Knight, P., Easterling, D., Karl, T., Hegerl, G. and Razuvaeck, V., **2005**. Trends in intense precipitation in the climate record. Journal of Climate 18:1326-1350.
- Haylock, T. C., Peterson, L. M., et al., **2006**. Trends in Total and Extreme South American Rainfall in 1960–2000 and Links with Sea Surface Temperature. JOURNAL OF CLIMATE. Vol. 19.
- Hundecha, Y. and Bardossy, A., **2005**. Trends In Daily Precipitation And Temperature Extremes Across Western Germany In The Second Half Of The 20th Century. Int. J. Climatol. 25: 1189–1202. DOI: 10.1002/joc.1182
- IPCC., **2013**. Summary for Policymakers. Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T. F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge: Cambridge University Press.
- Jakob, D., and Walland, D., **2016**. Variability and long-term change in Australian temperature and precipitation extremes. Weather and Climate Extremes.

Volume 14, Pages 36-55, December 2016. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2016.11.001>

Jury, M. R., 2013. Climate trends in southern Africa, *S. Afr. J. Sci.*, 109(1/2), 1–11, doi:10.1590/sajs.2013/980.

Kendall, M. G., 1975. "Rank Correlation Methods". Griffin, London, UK.

Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., and Gachon, P., 2009. Identification of temporal trends in annual and seasonal low flows occurring in Canadian rivers: The effect of short- and long-term persistence. *Journal of Hydrology* 369, p183–197. 2009.

Koutsoyiannis, D., 2006. Nonstationarity versus scaling in hydrology. *Journal of Hydrology* 324, p239–254.

Koutsoyiannis, D., and Montanari, A., 2007. Statistical analysis of hydro-climatic time series: uncertainty and insights. *Water Resour. Res.* 43. doi:10.1029/2006WR005592.

Kruger, A. C. and Nxumalo, M. P., 2017. Historical rainfall trends in South Africa: 1921–2015. *Water SA* Vol 43, No 2. <http://dx.doi.org/10.4314/wsa.v43i2.12>

Kundzewicz, Z.W., and Robson, A.J., 2004. Change detection in hydrological records – a review of the methodology. *Hydrol. Sci. J.* 49 (1), 7–19.

Lacombe, G., Hoanh, C. and Smakhtin, V., 2012. Multi-year variability or unidirectional trends? Mapping long-term precipitation and temperature changes in continental Southeast Asia using PRECIS regional climate model. *Climatic Change*. 113:285–299. DOI 10.1007/s10584-011-0359-3

Liebmann, B., et al., 2004. An observed trend in central South American precipitation. *J. Climate*, 17, 4357–4367, doi:10.1175/3205.1.

Liebmann, B., Hoerling, M. P., Funk, C., Bladé, I., Dole, R. M., Allured, D., Quan, X., Pegion, P. and Eischeid, J. K., 2014. Understanding recent eastern Horn of Africa rainfall variability and change, *J. Clim.*, 27(23), 8630–8645. doi:10.1175/JCLI-D-13-00714.1.

Liu, S., Huang, S., Huang, Q., Xie, Y., Leng, G., Luan, J., Song, X., Wei, X. and Li, W., 2017. Identification of the non-stationarity of extreme precipitation events and correlations with large-scale ocean-atmospheric circulation patterns: A case study in the Wei River Basin, China. *Journal of Hydrology* 548 184–195.

- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., and Kjeldsen, T.R., **2014**. Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe. *Journal of Hydrology* 519 3634–3650.
- Maidment, R. I., Allan, R. P. and Black, E., **2015**. Recent observed and simulated changes in precipitation over Africa, *Geophys. Res. Lett.*, 42. doi:10.1002/2015GL065765.
- Mann, H. B., **1945**. “Nonparametric tests against trend.” *Econometrica*, 13, 245– 259, doi:10.2307/1907187.
- Marengo, J.A., **1995**. Variations and change in south American streamflow. *Climatic Change* 31: 99. <https://doi.org/10.1007/BF01092983>
- Marengo, J.A., **2004**. Interdecadal variability and trends of rainfall across the Amazon basin. *Theor. Appl. Climatol.* 78, 79–96.
- Marengo, J. A., Rusticucci, M., Olga Penalba, O., Madeleine, R., and Laborbean, R. **2008**. Intercomparison Of Model-Simulated In Extreme Rainfall And Temperature Events During The Last Half Of The Xx Century: Part 2: Historical Trends. sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/07.23.18.43 v1 2008-07-24.
- Marengo, J. A., Jr, S. C, Thonicke, K., Burton, C., Halladay, K., Betts, R. A., Alves L. M. and Soares W. R., **2018**. Changes in Climate and Land Use Over the Amazon Region: Current and Future Variability and Trends. *Front. Earth Sci.* 6:228. doi: 10.3389/feart.2018.00228
- Martinez, C. J., Maleski, J. and Miller, M., **2012**. Trends in precipitation and temperature in Florida, USA. *Journal of Hydrology* 452–453, 259–281.
- McAfee, S. A., Guentchev, G. and Eischeid, J. K., **2013**. Reconciling precipitation trends in Alaska: 1. Stationbased analyses, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 118, 7523–7541. doi:10.1002/jgrd.50572.
- McCabe, G. J., Legates,D. R. and Lins, H. F., **2010**. Variability and trends in dry day frequency and dry event length in the southwestern United States, *J. Geophys. Res.*, 115, D07108. doi:10.1029/2009JD012866.
- Milly, P. C. D., Wetherald, R. T., Dunne, K., and Delworth, T. L., **2002**. Increasing risk of great floods in a changing climate. *Nature* 415 (6871), 514–517.
- Milly P. C. D., Betancourt J., Falkenmark, M., Hirsch F.M., Kundzewicz, Z.W., Lettenmaier D.R., and Stouffer, R.J., **2008**. Stationarity is dead: whither water management? *Science* 319:573–574. 2008.

- Min, S. K., Zhang, X., Zwiers, F. W., and Hegerl, G. C., **2011**. Human contribution to more intense precipitation extremes. *Nature* 470 (7334), 378–381. <http://dx.doi.org/10.1038/nature09763>.
- Müller, I. I., Krüger, C. M., Kaviski, E., **1998**. Análise de estacionariedade de séries hidrológicas na bacia incremental de Itaipu. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*. 3 (4), p. 51-71.
- Natividade, U. A., Garcia, S. R. and Torres, R. R., **2017**. Tendência dos Índices de Extremos Climáticos Observados e Projetados no Estado de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 32, n. 4, 600-614. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786324008>
- Nóbrega, R. S., Farias, R. F. L. and Santos, C. A. C., **2015**. Variabilidade Temporal E Espacial Da Precipitação Pluviométrica Em Pernambuco Através De Índices De Extremos Climáticos. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.30, n.2, 171 - 180. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130624>
- New, M., et al., **2006**. Evidence of trends in daily climate extremes over southern and west Africa, *J. Geophys. Res.*, 111 D14102. doi:10.1029/2005JD006289.
- Oliveira, P. T., Silva, C. M. S, and Lima, K. C., **2014**. Linear trend of occurrence and intensity of heavy rainfall events on Northeast Brazil. *Atmos. Sci. Let.* 15: 172–177. DOI: 10.1002/asl2.484
- Oliveira, P. T., Silva, C. M. S, Lima, K. C., **2016**. Climatology and trend analysis of extreme precipitation in subregions of Northeast Brazil. *Theoretical and Applied Climatology*. Volume 130, Issue 1–2, pp 77–90. DOI 10.1007/s00704-016-1865-z
- Pedron, I. T., Dias, M. A. F., Dias, S. P., Carvalho, L. M. V., and Freitas, E. D., **2017**. Trends and variability in extremes of precipitation in Curitiba – Southern Brazil. *Int. J. Climatol.* 37: 1250–1264. DOI: 10.1002/joc.4773.
- Peeters, M. J., **2016**. Practical significance: Moving beyond statistical significance. *Currents in Pharmacy Teaching and Learning* 8 83–89. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cptl.2015.09.001>
- Penereiro, J. C., Badinger, A., Maccheri, N. A. and Meschiatti, M. C., **2018**. Distribuições de Tendências Sazonais de Temperatura Média e Precipitação nos Biomas Brasileiros. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 33, n. 1, 97-113. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786331012>

- Pinheiro, A., Graciano, R. L. G., Severo, D. L., 2013. Tendência Das Séries Temporais De Precipitação Da Região Sul Do Brasil. Revista Brasileira de Meteorologia, v.28, n.3, 281 - 290.
- Rahmani, V. and Harrington Jr., J., 2018. Assessment of climate change for extreme precipitation indices: A case study from the central United States. Int J Climatol. 1–13. 2018. DOI: 10.1002/joc.5858
- Re, M. and Barros, V. R., 2009. Extreme rainfalls in SE South America. Climatic Change. 96:119–136. DOI 10.1007/s10584-009-9619-x
- Ren, L., Arkin, P., Smith, T. M. and Shen, S. S. P., 2013. Global precipitation trends in 1900–2005 from a reconstruction and coupled model simulations, J. Geophys. Res. Atmos., 118, 1679–1689, 2013. doi:10.1002/jgrd.50212
- Renard B. et al., 2008. Regional methods for trend detection: assessing field significance and regional consistency Water Resour. Res. 44 1–17.
- Rodrigo, F.S. and Trigo, R.M., 2007. Trends in daily rainfall in the Iberian Peninsula from 1951 to 2002. Int. J. Climatol. 27: 513–529.
- Rosin, C., Amorim, R. S. S., Morais, T. S. T., 2015. Analysis of hydrological trends in the Rio das Mortes watershed. RBRH vol. 20 no.4 Porto Alegre p. 991 - 998.
- Rosner, A., R. M. Vogel, and Kirshen, P. H., 2014. A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world, Water Resour. Res., 50, 1928–1942, doi:10.1002/ 2013WR014561.
- Salgueiro, J. H. P. B., Pinto, E. J. A., and Montenegro, S. M. G. L., 2014. Tendência De Índices Pluviométricos Na Bacia Do Rio Capibaribe-Pe E Sua Influência Na Gestão Dos Recursos Hídricos. Revista Brasileira de Geografia Física, vol.07, n.05 Número Especial-VIWMCRHPE)1002-1014.
- Salgueiro, J. H. P. B., Pinto, E. J. A., Montenegro, S. M. G. L., Silva, B. B., Souza, W. M., and Oliveira, L. M., 2016. Influence of oceanic-atmospheric interactions on extreme events of daily rainfall in the Sub-basin 39 located in Northeastern Brazil. RBRH, Porto Alegre, v. 21, n. 4, p. 685-693. <http://dx.doi.org/10.1590/2318-0331.011616023>
- Salviano, M. F., Groppo, J. D., Pellegrino, G. Q., 2016. Análise de Tendências em Dados de Precipitação e Temperatura no Brasil. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 31, n. 1, 64-73. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620150003>

- Santos, C. A. C., **2014**. Recent Changes In Temperature And Precipitation Extremes In An Ecological Reserve In Federal District, Brazil. Revista Brasileira de Meteorologia, v.29, n.1, 13 - 20.
- Santos, C. A. C, and Oliveira, V. G., **2017**. Trends in Extreme Climate Indices for Pará State, Brazil. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 32, n. 1, 13-24. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778632120150053>
- Santos, C. A. C, Brito, J. I. B., Junior, C. H. F., and Dantas, L. G., **2012a**. Trends in Precipitation Extremes over the Northern Part of Brazil from ERA40 Dataset. Revista Brasileira de Geografia Física 04 836-851.
- Santos, C. A. C., Satyamurty, P., Santos, E. M., **2012b**. Tendências de índices de extremos climáticos para a região de Manaus-AM. Acta Amazonica. vol. 42(3): 329 - 336.
- Santos, C. A. C., Satyamurty, P., Gomes, O. M. and Silva, L. E. M. G., **2012c**. Variability Of Extreme Climate Indices At Rio Claro, São Paulo, Brazil. Revista Brasileira De Meteorologia, V.27, N.4, 395 - 400.
- Satyamurty, P., Castro, A. A., Tota, J., Gularte, L. E. S., Manzi, A. O., **2010**. Rainfall trends in the Brazilian Amazon Basin in the past eight decades. Theor Appl Climatol. 99:139–148. DOI 10.1007/s00704-009-0133-x
- Scofield, G. B., Angelis, C. F., and Souza Junior, W. C., **2014**. Estudo das Tendências do Total de Precipitação e do Número de Dias Chuvosos no Litoral Norte de São Paulo. RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 19 n.3 , 19-31.
- Seager, R., Naik, N., Baethgen, W., Robertson, A., Kushnir, Y., Nakamura, J., and Jurburg, S., **2010**. Tropical oceanic causes of interannual to multidecadal precipitation variability in southeast South America over the past century. J. Climate, 23, 5517–5539. doi:10.1175/2010JCLI3578.1.
- Sen, P.K., **1968**. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. Journal of the American Statistical Association, 63(324), 1379–1389.
- Silva, W. L., Dereczynski, C., Chang, M., Freitas, M., Machado, B. J., Tristão, L. and Ruggeri, J., **2015**. Tendências Observadas Em Indicadores De Extremos Climáticos De Temperatura e Precipitação No Estado Do Paraná. Revista Brasileira de Meteorologia, v.30, n.2, 181 - 194. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130622>
- Silva, B. C., and Clarke, R. T., **2004**. Análise Estatística De Chuvas Intensas Na Bacia Do Rio São Francisco. Revista Brasileira de Meteorologia, v.19, n.3, 265-272.

- Skansi, M.M., Brunet, M., Sigró, J., Aguilar, E., Groening, J.A.A., Bentancur, O.J., Geier, Y.R.C., Amaya, R.L.C., Jácome, H., Ramos, A.M., Rojas, C.O., Pasten, A.M., Mitro, S.S., Jiménez, C.V., Martínez, R., Alexander, L.V., and Jones, P. D., **2013**. Warming and wetting signals emerging from analysis of changes in climate extreme indices over South America. *Global and Planetary Change*, v. 100, p. 295-307.
- Sheikh, M. M., Manzoor, N., Ashraf, J., et al., **2015**. Trends in extreme daily rainfall and temperature indices over South Asia. *Int. J. Climatol.* 35: 1625–1637. DOI: 10.1002/joc.4081.
- Sippel, S., Zscheischler, J., Heimann, M., Lange, H., Mahecha1, M., Oldenborgh, G., Otto, F. and Reichstein, M., **2017**. Have precipitation extremes and annual totals been increasing in the world's dry regions over the last 60 years? *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 441–458.
- Stahl, K., et al., **2010**. Streamflow trends in Europe: evidence from a dataset of nearnatural catchments. *Hydrol. Earth System Sci.*, 14, pp. 2367–2382.
- Sun, W., Reich, B. J., Cai, T. T., Guindani, M. E., and Schwartzman, A., **2014**. “False Discovery Control in Large-Scale Spatial Multiple Testing”. In: *Journal of Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*. 2014.
- Teixeira, M., and Satyamurty, P., **2011**. Trends in the frequency of intense precipitation events in southern and southeastern Brazil during 1960–2004. *Journal of Climate*, 24(7), 1913–1921. <https://doi.org/10.1175/2011JCLI3511.1>
- Ventura, V., Paciorek, C. J., and Risbey, J. S., **2004**. “Controlling the Proportion of Falsely Rejected Hypotheses when Conducting Multiple Tests with Climatological Data.” *Journal of Climate*, 17(22), 4343-4356.
- Vincent, L. A., Zhang, X., Mekis, É., Wan, H. and Bush, E. J., **2018**. Changes in Canada’s Climate: Trends in Indices Based on Daily Temperature and Precipitation Data, *Atmosphere-Ocean*, 56:5, 332-349, 2018. DOI: 10.1080/07055900.2018.1514579
- Vogel, R.M., Yaindl, C., and Walter, M., **2011**. Nonstationarity: flood magnification and recurrence reduction factors in the United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47 (3), 464–474. doi:10.1111/j.1752-1688.2011.00541.x
- Vogel, R. M., A. Rosner, and Kirshen, P. H., **2013**. Likelihood of societal preparedness for global change—Trend detection, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13, 1–6.

- Von Storch, H., **1995**. Misuses of statistical analysis in climate research. In: von Storch, H., Navarra, A. (Eds.), *Analysis of Climate Variability: Applications of Statistical Techniques*. Springer, Berlin, pp. 11–26.
- Wang, W., Chen1, X., Shi, P. and van Gelder, P., **2008**. Detecting changes in extreme precipitation and extreme streamflow in the Dongjiang River Basin in southern China. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 12, 207–221.
- Westra, S., Alexander, L. V., and Zwiers, F. W., **2013**. Global increasing trends in annual maximum daily precipitation. *J. Clim.* 26 (11), 15.
- Wilks, **2006**. On “field significance” and the false discovery rate. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 45, 1181–1189, doi:10.1175/JAM2404.1
- Wilks, D. S., **2016**. “The Stippling Shows Statistically Significant Grid Points” - How Research Results are Routinely Overstated and Overinterpreted, and What to Do about It. AMERICAN METEOROLOGICAL SOCIETY. DECEMBER 2016.
- Wu, Y. and Polvani, L. M. **2017**. Recent trends in extreme precipitation and temperature over southeastern South America: The dominant role of stratospheric ozone depletion in the CESM Large Ensemble, *J. Clim.*, 30, 6433–6441.
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., Cavadias, G. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrol. Process.* 16, 1807–1829, 2002.
- Zhao, W., Du, H., Wang, L., He, H., Wu, Z., Liu, K., Guo, X., and Yang, Y., **2018**. A comparison of recent trends in precipitation and temperature over Western and Eastern Eurasia. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 144: 604–613. DOI:10.1002/qj.3234
- Zandonadi, L., Acquaotta, F., Fratianni, S. et al., **2016**. Changes in precipitation extremes in Brazil (Paraná River Basin). *Theor Appl Climatol.* 123: 741. 2016. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1391-4>
- Zhang, X. and Cong, Z., **2014**. Trends of precipitation intensity and frequency in hydrological regions of China from 1956 to 2005. *Global and Planetary Change* 117 40–51.

ANÁLISE DE TENDÊNCIA DAS VAZÕES OBSERVADAS NO BRASIL

Saulo Aires de Souza
Renato Souza Amorim
Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

1.1. Detecção de Tendências em Séries Hidrológicas

Sistemas de recursos hídricos são projetados e operados com base no pressuposto de que as séries de vazões observadas são estacionárias (Milly et al., 2008). Assim, detectar mudanças ou tendências nessas séries são fundamentais para o planejamento e gerenciamento dos recursos hídricos (Bonnafous et al., 2017; Onyutha, 2016a; Rosner et al., 2014; Vogel et al., 2013; Morin, 2011; Kundzewicz e Robson, 2004). O melhor conhecimento dos prováveis riscos futuros resultantes dessas eventuais mudanças desempenha um papel importante no processo de tomada de decisão, notadamente, na definição de estratégias de adaptação a serem implementadas pela sociedade (Hall et al., 2012; Bormann et al., 2012).

Os maiores impactos de um eventual comportamento não-estacionário nas vazões são manifestados nos extremos (Aghakouchak et al., 2013). Se por um lado, uma mudança no comportamento de vazões mínimas pode comprometer a disponibilidade hídrica em uma dada região, por outro lado, mudanças nas vazões máximas podem causar perdas materiais e humanas (Douglas et al., 2000).

A detecção de mudança significativa das vazões pode ser avaliada a partir de testes de hipótese estatísticos aplicados às séries temporais obtidas dos registros históricos de estações fluviométricas (Koutsoyiannis, 2006; Kundzewicz e Robson, 2004). Esses testes estatísticos envolvem a formulação de uma hipótese (hipótese nula), baseada em uma declaração conjectural sobre o comportamento probabilístico da população da variável em questão. Os resultados desses testes estatísticos utilizados na análise são sempre expressões de probabilidade e não de certeza.

A análise de mudanças nas séries de vazões vem sendo realizadas em diferentes partes do planeta (Do et al., 2017; Stahl et al, 2010; Milly et al., 2005). Os propósitos desses estudos envolvem, além da detecção da mudança propriamente dita, a análise da incerteza desses resultados oriundos dos testes estatísticos empregados. Nesse último caso, os esforços se dão principalmente em entender e remediar as limitações de tais testes em considerar algumas características inerentes às séries de vazões observadas, como por exemplo a questão da independência dos dados.

Os testes de hipótese estatísticos empregados na análise de estacionaridade (aqui denominado de tendência ou mudança) exigem, para a correta especificação da sua incerteza, alguns pressupostos ou características que devem ser atendidas pelas séries analisadas. Caso essas características não sejam atendidas, a inferência de mudança nessas séries fica comprometida. A existência de autocorrelação, por exemplo, aumenta ainda mais a incerteza dos testes em detectar e estimar mudanças determinísticas (Khaliq et al., 2009). Adicionalmente, tem-se uma avaliação equivocada do nível de significância regional quando da desconsideração da questão da multiplicidade dos testes (Renard et al., 2008; Ventura et al., 2004; Douglas et al., 2000).

Estudos dessa natureza são observados nas mais diversas escalas espaciais, tais como: locais/regionais, nacionais, continentais e até mesmo globais. Por exemplo, na escala nacional, países como Estados Unidos (Kumar et al., 2009; Douglas et al, 2000), Canadá (Bawden et al., 2014; Zhang et al., 2001), Reino Unido (Hannaford e Buys, 2012), Alemanha (Bormann et al. 2011) e Austrália (Zhang et al, 2016) já apresentam estudos que abrangem todo o território nacional. Na escala continental, destacam-se os estudos aplicados no continente europeu (Madsen et al, 2014; Stahl et al., 2010, 2012). Esses estudos consideraram tanto as vazões máximas, associadas a eventos de cheias, como as vazões mais baixas associadas à disponibilidade hídrica.

Na escala global, há uma preponderância em estudos de tendência de extremos de precipitação (Min et al., 2011; Westra et al., 2013; Lehmann et al., 2015) no qual tem-se observado um certo consenso em apontar aumento na frequência e/ou magnitude de eventos extremos de precipitação. No caso das vazões, os estudos globais são mais escassos, justificado pela inerente dificuldade de monitoramento dessa variável. No entanto, pode-se destacar o estudo apresentado por Do et al. (2017) no qual foi realizado uma análise de tendência nas vazões máximas em estações fluviométricas distribuídas por todo o globo. Os resultados apontaram para uma proporção maior de tendências decrescentes, o que se mostrou inconsistente tanto com outros estudos globais de vazões, por exemplo Milly et al. (2002), como também com o que os estudos envolvendo extremos de precipitação vêm sinalizando.

1.2. Estudos de Tendência no Brasil

Análise de estacionaridade com séries hidrometeorológicas no Brasil também já vem aparecendo nos últimos 20 anos com certa frequência. Em termos de estudos associados à área de recursos

hídricos, há uma preponderância no Brasil de estudos que envolvem séries de precipitação em detrimento às séries de vazões. Numa análise finalizada no início de 2019, foram identificados 14 estudos de análise de estacionaridade que envolveram séries de vazões em rios situados em território brasileiro (Marengo, 1995; Marengo e Tomassela, 1997; Genta et al., 1997; Muller et al., 1998; Marengo et al., 1998; Collischonn et al., 2001; Detzel et al., 2011; Doyle e Barros, 2011; Destro et al., 2012; Alves et al., 2013; Ferreira et al., 2015; Rosin et al., 2015; Bartiko et al., 2017; Chagas e Chaffe, 2018). Mais de 90% desses estudos envolveram vazões mínimas (no qual incluem também vazões médias), evidenciando uma grande lacuna existente em estudos (apenas 4 estudos) voltados para as vazões máximas no país (Alves et al., 2013; Rosin et al., 2015; Bartiko et al., 2017; Chagas e Chaffe, 2018).

Além dessa escassez de estudos relacionados às vazões máximas, verificou-se também que apenas a metade desses estudos tinham de fato como principal objetivo a detecção de tendência (Rosin et al., 2015; Chagas e Chaffe, 2018) e eram na escala regional. Embora com maior abrangência espacial, os outros estudos não tratavam especificamente da detecção de tendência. O primeiro, realizado na escala nacional, buscou apenas associar vazões máximas de diferentes tempos de retorno com indicadores climáticos de larga escala oceano-atmosfera (Alves et al., 2013), enquanto que o segundo avaliou as tendências nas vazões máximas na região sul do Brasil para empregar em uma análise de frequência não-estacionária (Bartiko et al., 2017).

Com relação à escala utilizada nos estudos, verificou-se uma predominância por regiões e bacias hidrográficas de maior porte, no entanto, observou-se algumas exceções, como em Rosin et al. (2015) e Ferreira et al. (2015). Verificou-se a existência de 4 estudos na escala nacional considerando apenas séries de vazões

(Alves et al., 2013; Detzel et al., 2011; Marengo e Tomassela, 1997; Marengo, 1995). No entanto, os estudos mais recentes, Alves et al. (2013) e Detzel et al. (2011), usaram apenas séries de vazões naturalizadas de usinas hidroelétricas, enquanto os estudos mais antigos, Marengo e Tomassela (1997) e Marengo (1995), utilizaram estações fluviométricas em número muito reduzido com no máximo 12 estações fluviométricas espalhadas pelo Brasil. Observando a abrangência dos estudos nas regiões hidrográficas brasileiras, verificou-se que apenas as regiões hidrográficas do Parnaíba (PNB) e Atlântico Nordeste Ocidental (ANC) não tiveram séries de vazões de estações fluviométricas analisadas.

Considerando os testes de hipótese utilizados para detecção de tendência, observa-se uma predominância pelo teste de Mann-Kendall, utilizado em quase 65% dos estudos. Esse resultado acompanha um padrão mundial na preferência por tal teste (Madsen et al., 2014). O segundo teste mais utilizado é o da regressão linear, que a despeito da exigência de normalidade das séries, tem sido bastante empregado em estudos de tendência no mundo (Vogel et al., 2011; Vogel et al., 2013).

Em geral, os dados hidrometeorológicos possuem algum grau de dependência temporal (Wilks, 2011). Portanto, ao se avaliar a significância estatística, é preciso considerar o problema da dependência temporal (Yue et al., 2002). Com relação a esse problema (autocorrelação), mesmo já sendo conhecido na aplicação de testes de tendências (Von Storch, 1995), apenas em 20% dos estudos realizados no Brasil trataram dessa questão (Muller et al., 1998; Rosin et al., 2015; Chagas e Chaffé, 2018). Embora essa questão tenha sido mencionada em alguns estudos, a maioria não utilizava nenhum procedimento para tratamento do mesmo (Marengo e Tomassela, 1997; Marengo et al., 1998). Os procedimentos que trataram a questão da autocorrelação envolveram aplicação dos

procedimentos Pre-Whitening - PW e Trend-Free Pre-Whitening – TFPW (Rosin et al., 2015; Chagas e Chaffe, 2018), além de um procedimento Monte Carlo combinado com um modelo autoregressivo (Muller et al., 1998).

A significância de campo e a multiplicidade de testes representam um outro conjunto de problemas em estudos de detecção que é quase que totalmente ignorado no Brasil. Embora praticamente todos os estudos de tendência tenham avaliado a proporção de resultados significativos em determinada escala espacial como forma de avaliar regionalmente o comportamento de mudança, nenhum dos estudos consideraram a questão da multiplicidade de testes nos resultados de tendência utilizando testes estatísticos em determinada região.

Outro assunto praticamente ignorado nos estudos está relacionado à questão da significância estatística e significância prática. Os trabalhos não discutem a relação entre a magnitude da tendência e o tamanho da série e tampouco a relação que ambas têm com a interpretação dos resultados dos testes. A incerteza desses testes é muito pouco abordada, apenas os trabalhos de Marengo (1995) e Marengo e Tomassela (1997) apontaram a questão da incerteza nos resultados do teste quando são consideradas questões como o tamanho da série e a autocorrelação. Alves et al. (2013) analisaram a questão da persistência no longo prazo (chamado no trabalho de variabilidade de baixa frequência) e suas relações com indicadores climáticos de larga escala, no entanto não foi considerado tais comportamentos ao aplicar o teste de tendência.

Com relação aos principais achados desses trabalhos, considerando a localização das áreas de estudo (independentemente da escala) dentro das regiões hidrográficas brasileiras, observou-se que na região hidrográfica amazônica (AMZ) e Tocantins-Araguaia (TOA), a maioria dos estudos apontaram para a não rejeição da

hipótese de estacionariedade (Marengo, 1995; Marengo e Tomassela, 1997; Marengo et al., 1998; Detzel et al., 2011); Almeida et al., 2017). Apenas um estudo sinalizou para a diminuição das vazões na região AMZ (Alves et al., 2013) e outro estudo identificou tendências crescentes e decrescentes nas vazões na região TOA (Rosin et al., 2015).

Nas regiões Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Atlântico Leste (ALE) e São Francisco (SFR), os estudos apontaram majoritariamente para tendências decrescentes nas vazões (Marengo e Tomassela, 1998; Marengo, 1995; Alves et al., 2013; Detzel et al., 2011). Nas regiões hidrográficas do Paraguai (PRG), Paraná (PRN), Atlântico Sul (ATS) e Uruguai (URU), os estudos apontaram majoritariamente para tendências crescentes nas vazões (Genta et al., 1997; Marengo e Tomassela, 1998; Marengo, 1995; Alves et al., 2013; Detzel et al., 2011; Bartiko et al. 2017; Marengo et al., 2008; Muller et al., 1998; Collischonn et al., 2001; Chagas e Chaffe, 2018; Doyle e Barros, 2011). Na região Atlântico Sudeste (ASD), os resultados foram contraditórios, alguns estudos apontaram para tendências decrescentes (Alves et al., 2013, Marengo e Alves, 2005) e outros não sinalizaram um sentido preponderante na mudança (Detzel et al., 2011).

Em resumo, observam-se ainda grandes lacunas existentes nos estudos de estacionariedade no Brasil. Destaca-se, por exemplo, os poucos estudos de tendência relacionados às vazões, em especial em relação às vazões máximas. Estudos na escala nacional que utilizam estações fluviométricas são antigos e pouco representativos em termos quantitativos de estações. Os estudos mais recentes utilizaram apenas séries de vazões afluentes reconstituídas de usinas hidroelétricas. A questão da autocorrelação ainda é muito pouco considerada. Praticamente não existe estudos que demonstrem o impacto da dependência temporal nos resultados de análise de

tendência empregados no território brasileiro. Embora praticamente todos os estudos de tendência tenham avaliado a proporção de resultados significativos em determinada região, é ignorada a questão da multiplicidade dos testes, o que sugere uma falta fata de controle do erro tipo I, com grande possibilidade de número elevado de falsos positivos. Estudos que abordem a questão da incerteza dos testes de tendência também são bastante escassos. A questão da significância estatística versus significância prática por meio da análise da magnitude da tendência e o tamanho da série são inexistentes.

Com o objetivo de preencher algumas lacunas identificadas nos estudos de tendência no Brasil, o presente trabalho apresenta uma ampla análise de tendência das vazões observadas com base nos registros históricos diários de 855 estações fluviométricas do banco de dados HIDRO da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA). Em uma primeira etapa, foi avaliado o impacto nos resultados do efeito da autocorrelação temporal e da multiplicidade de testes. Em uma segunda etapa, foram analisados os resultados dos testes de tendência a partir de aspectos geográficos e climáticos. Adicionalmente, foi realizado uma análise considerando a não existência significativa de reservatórios a montante das áreas de drenagem das estações fluviométricas. A análise foi realizada a partir da proporção de resultados significativos obtidos nos diferentes agrupamentos considerados, avaliando também a questão do tamanho da série e a magnitude da mudança.

A avaliação de tendência nas séries de vazões no Brasil é fundamental na definição de estratégias de adaptação à possíveis mudanças tanto na disponibilidade hídrica como também nos riscos de inundação. Espera-se que esses resultados subsidiem os tomadores de decisão no sentido de implementar tais estratégias com vistas a segurança hídrica no Brasil.

2. MATERIAL E METODOS

2.1. Área de Estudo

A área do estudo compreende as doze regiões hidrográficas existentes no Brasil (ver figura 1): Amazônica (AMZ), Parnaíba (PNB), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Paraguai (PRG), Atlântico Sudeste (ASD), Tocantins-Araguaia (TOA), Atlântico Sul (ATS), Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Uruguai (URU), São Francisco (SFR), Paraná (PRN) e Atlântico Leste (ALE). Essa divisão partiu da premissa de se considerar como região hidrográfica o espaço territorial brasileiro compreendido por uma bacia, grupo de bacias ou subbacias hidrográficas contíguas com características naturais, sociais e econômicas homogêneas ou similares, com vistas a orientar o planejamento e o gerenciamento dos recursos hídricos (ANA, 2013).

2.2. Impacto da Existência de Reservatório

Um dos desafios da análise de tendência de vazões está associado ao impacto que eventuais influências e/ou intervenções antrópicas existentes na bacia interferem nos registros históricos observados (Do et al, 2017; Stahl et al., 2010). A existência de reservatórios nas bacias hidrográficas das estações fluviométricas pode alterar significativamente o regime hidrológico dessas bacias. Essa alteração, senão considerada, pode levar a equívocos na interpretação dos resultados de testes de tendência. Nesse sentido, duas análises foram realizadas, uma empragando apenas estações fluviométricas cujas séries hidrológicas não são afetadas por reservatórios, e uma outra em que não se fez a referida distinção.

Para identificação da presença de reservatórios a montante das estações fluviométricas foi utilizada a base de dados nacional de referência de massas d'água (disponível em <http://metadados.ana.gov.br/geonetwork/srv/pt/main.hoe>) desenvolvida pela ANA (ANA,

2016). O mapeamento das massas d'água no Brasil foi executado com o propósito de gerar informações para subsidiar ações de planejamento e gestão do setor de recursos hídricos e integrar a base de dados do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH). O dado de Massas d'Água do Brasil, componente da base hidrográfica ottocodificada (BHO) da ANA, corresponde a um dado geoespacial vetorial que compreende os corpos d'água existentes no território nacional, tais como lagos e reservatórios (ANA, 2016).

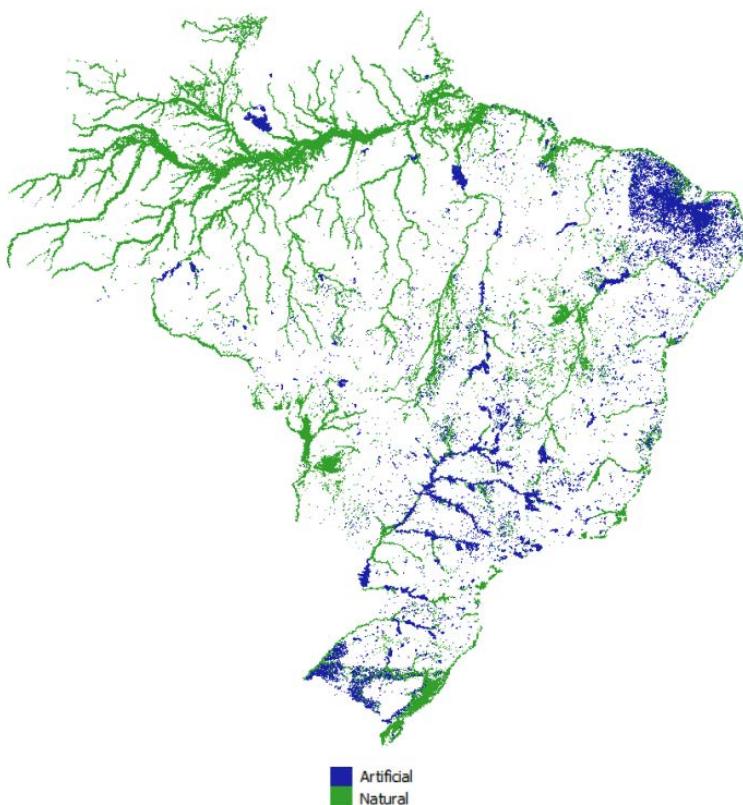
Nessa base de massas d'água utilizada constam um total de 62.199 massas d'água mapeadas. Desses, 42.838 (68,9%) são massas d'água naturais e 19.361 são artificiais (31,1%). A área ocupada seguindo essa tipologia compreende 128.845 km² (75,5%) de massas d'água naturais e 41.825 km² (24,5%) de massas d'água artificiais. Nessa base 12.776 massas d'água apresentam topônímia (nome da massa d'água identificado) e 386 apresentavam o tipo de operação (regularização ou fio d'água).

Nessa base também existe identificação da data de construção do reservatório, cujas informações foram preenchidas para 745 massas d'água, cuja área ocupada representa 85% da área de todas as massas d'água artificiais. Desses 745 reservatórios, 314 eram do setor elétrico e para os 431 restantes as informações eram de diversas instituições espalhadas no Brasil (Como DNOCS e SUDENE por exemplo). A figura 1 ilustra cartograficamente a classificação das massas d'água quanto a tipologia Natural ou Artificial.

Para selecionar as estações que não eram impactadas significativamente por reservatórios, foi realizado um cruzamento espacial das áreas de drenagem de cada estação com a base de massas d'água artificiais. Para cada massa d'água identificada na área de drenagem da estação, eram coletadas as seguintes informações: data da construção, tipo de operação (regularização ou não), área do espelho e capacidade de reservação. A partir dessas informações foram definidas algumas

métricas como: número total de massas d'água (NMD), somatório da área das massas d'água em km^2 (SAMD), percentual da área das massas d'água em relação a área de drenagem da estação (PAMD), somatório das capacidades ou volumes das massas d'água em hm^3 (SVM) e a relação entre a capacidade das massas d'água e a vazão média de longo termo da estação (Vol/QmIt), esse último também denominado de “Degree of Regulation” (DoR). No presente estudo, as estações que apresentavam o indicador DoR menor ou igual a 0,02 (o volume reservado corresponde a apenas 2% da QmIt) eram consideradas como região sem impacto significativo de reservatórios.

Figura 1: Classificação das massas d'água.

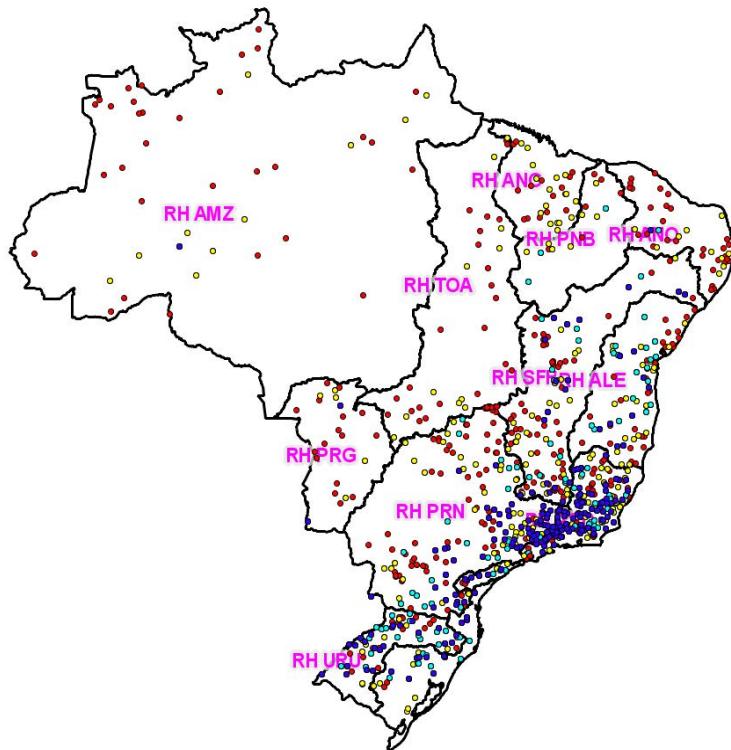


2.3. Dados

Foram utilizados os dados oriundos dos registros históricos diários de estações fluviométricas do banco de dados HIDRO da Agência Nacional de Águas (ANA). As estações selecionadas para o estudo seguiram o seguinte critério: ter no mínimo 30 anos de dados sem falha e no mínimo 5 anos de dados sem falha entre 2000 a 2015. Este último critério objetivou selecionar as estações que ainda estão em operação.

A figura 2 ilustra as estações selecionadas considerando o critério utilizado. A cor dos pontos corresponde à classe de tamanho da série de cada estação. Observa-se na figura que boa parte das estações estão localizadas na parte leste do Brasil, notadamente nas regiões mais adensadas e de maior interesse econômico. A maior parte das estações, 40% (336 estações), tem entre 30 a 39 anos de dados sem falhas (em vermelho), 23% (197 estações) tem entre 40 a 49 anos (em amarelo), 12% (102 estações) tem entre 50 a 49 anos (em azul claro) e mais de 25% (220 estações) das estações apresentam mais de 60 anos de dados sem falha (azul escuro). Essas estações têm área de drenagem variando de 12 até 467000 km². A região hidrográfica com maior quantidade de estações é a região hidrográfica do Paraná com 208 estações (24%), no entanto a região do Atlântico Sudeste corresponde a região com dados mais longos, com 84 estações (10%) com mais de 60 anos de dados. A região hidrográfica do Parnaíba com apenas 16 estações corresponde a região com menor quantidade de estações.

Figura 2: Disponibilidade de dados de vazões observadas. Os círculos em vermelhos ilustram as estações com 30 a 39 anos de dados sem falha, em amarelo estações com 40 a 49 anos, em azul claro estações com 50 a 59 anos e em azul escuro estações com mais de 60 anos de dados sem falha.



2.4. Índices de Vazões

A partir dos dados diários das estações fluviométricas selecionadas foram definidos alguns índices ou vazões de referência considerando tanto vazões mais baixas associadas à disponibilidade hídrica, como vazões mais altas associadas a questão de cheias e inundações. Buscou-se também considerar a questão da sazonalidade utilizando indicadores de vazões mínimas dentro do período úmido. A tabela 1 apresente uma descrição dos índices utilizados.

O uso e aplicação de tais índices é de fundamental importância no entendimento de como as mudanças podem impactar o processo de tomada de decisão. Eventuais mudanças nos índices associados ao espectro de vazões mais baixas, como o Qmin7day, Qmin30day, Qmin7dayUmidoTrimestre e Qmin7dayUmidoSemestre e até mesmo o Qmed (utilizado muitas vezes como limite superior da disponibilidade hídrica) podem impactar sobremaneira, por exemplo, o abastecimento de cidades ou a geração hidroelétrica em determinada região. Já eventuais mudanças nos índices associados ao espectro de vazões mais altas, como o QX1day, QX5day e QX30day, podem impactar dramaticamente o risco de cheias e inundações onde tal mudança foi detectada.

Tabela 1: Índices de Vazões de Referência.

Índice	Descrição
QX1day	Máxima vazão registrada de 1 dia durante o ano hidrológico.
QX5day	Máxima vazão registrada em 5 dias consecutivos durante o ano hidrológico.
QX30day	Máxima vazão registrada em 30 dias consecutivos durante o ano hidrológico.
Qmed	Vazão média durante o ano hidrológico.
Qmin7day	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o ano hidrológico.
Qmin30day	Mínima vazão registrada em 30 dias consecutivos durante o ano hidrológico.
Qmin7dayUmidoTri	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o trimestre mais úmido do ano hidrológico.
Qmin7dayUmidoSem	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o semestre mais úmido do ano hidrológico.

2.5. Teste de Tendência

A análise de tendência foi realizada utilizando o teste não paramétrico Mann Kendall (MK). Para avaliar a magnitude da

tendência foi utilizado o estimado bsen (Sen, 1968). Para lidar com a problemática do efeito da correlação serial na tendência, foram consideradas no estudo duas abordagens: (i) Pre-Whitening (PW) e (ii) Trend-Free-Pre-Whitening (TFPW). Por fim, para considerar o problema da multiplicidade de testes para fins de controle o erro tipo I a nível regional, empregou-se o conceito do FDR (False Discovery Rate). Maiores detalhes dessas abordagem podem ser consultadas no capítulo “Análise de Tendência de Extremos de Precipitação nas Regiões Hidrográficas Brasileiras”.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1. Impacto da Autocorrelação e Multiplicidade de Testes

A fim de ilustrar a influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes em análise regional de detecção de tendências, aplicou-se o teste não-paramétrico de MK nas séries históricas dos índices de vazões. Para isso, foram empregadas seis estratégias distintas: MK, MK-PW, MK-TFPW, MK-FDR, FDR-MK -PW, FDR-MK -TFPW. A estratégia denominada MK desconsidera por completo tanto a questão da autocorrelação quanto da multiplicidade dos testes. Essa estratégia, que é a mais frequentemente empregada em estudos de tendência realizados no Brasil, tende a obter um número mais elevado de detecções de tendências significativas. As estratégias MK-PW e MK-TFPW tratam apenas da questão da autocorrelação, ignorando a questão da multiplicidade de testes na análise regional. Por fim, as estratégias que envolvem o FDR incorporam a questão da multiplicidade. Neste estudo, tanto o nível de significância local, quanto o regional, foram estabelecidos em 5%.

A Figura 3 apresenta, para cada um dos índices de vazões avaliados, o percentual de estações que apresentaram tendência significativa, seja ela crescente ou decrescente. Para cada índice, são apresentados os resultados de cada uma das seis estratégias, permitindo avaliar o grau de influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes na análise.

A Figura 4 apresenta um gráfico de barras contendo o percentual de resultados significativos por tipo de índice de vazão. O tipo de barra representa as diferentes formas de aplicação do teste. As barras azuis representam tendências crescentes e as vermelhas decrescentes.

Figura 3: Diferentes formas de aplicação do teste de tendência: MK, MK-PW, MK-TFPW, FDR-MK, FDR-MK-PW, FDR-MK-TFPW para o índice $Q_{min7day}$. Os círculos vermelhos ilustram resultados com tendência decrescentes significativas, os azuis tendências crescentes significativas e os pretos foram resultados não significativos

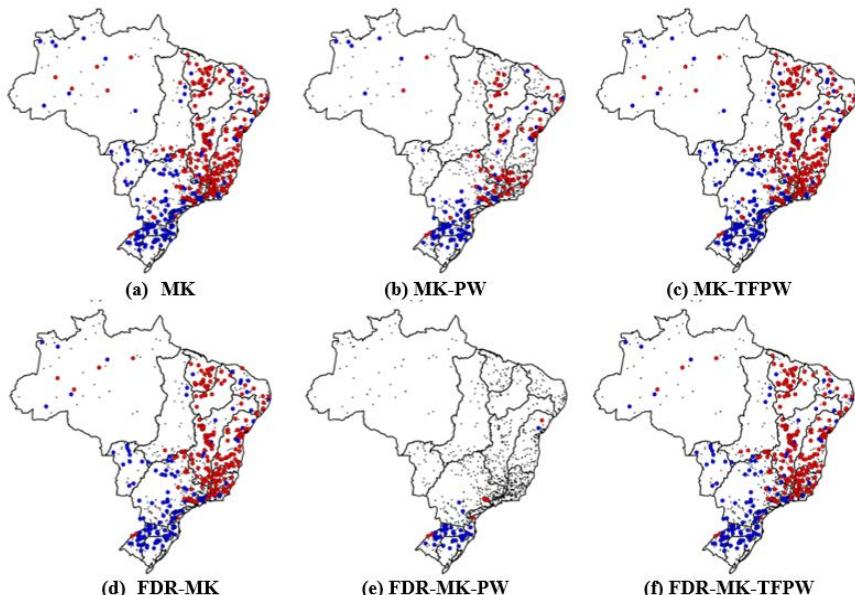
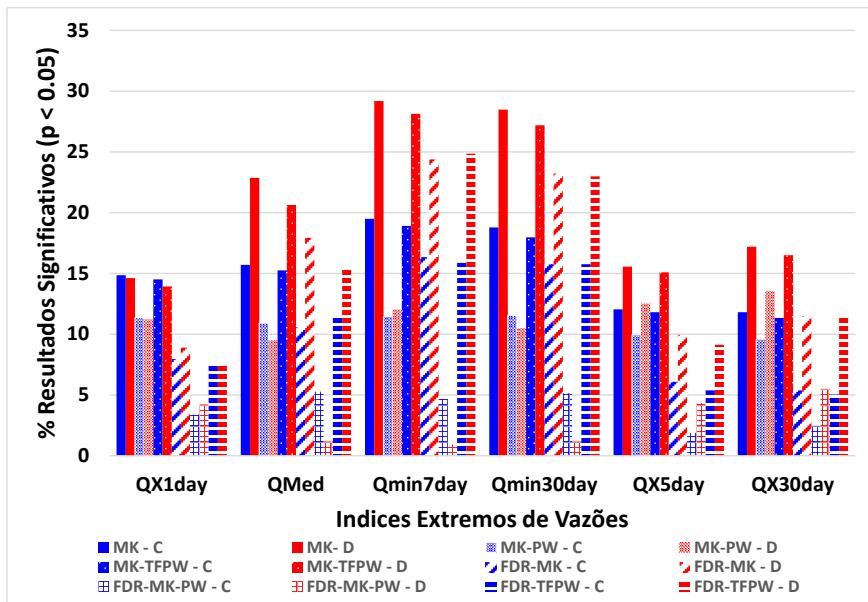


Figura 4: Percentual de resultados significativos por tipo de índice de vazão



Observa-se nas figuras que desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto da multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Por exemplo, o percentual de resultados significativos da forma MK para o índice Qmin7day em todo o Brasil ficaram na ordem de 50% sendo 30% tendências decrescentes e 20% crescentes. Aplicando a forma FDR-MK-PW, os resultados significativos ficaram na ordem de 6% sendo 2% para tendências decrescentes e 4% crescentes. Observa-se ainda que para os índices associados as vazões mais baixas, as diferenças nos resultados são sempre maiores do que para vazões mais altas, tal comportamento deve-se a maior dependência temporal das vazões menores em detrimento das vazões mais altas.

Observou-se no geral, que ao aplicar o FDR considerando o procedimento MK ou MK-TFPW, as reduções nos resultados significativos não foram tão grandes em relação à forma MK, no entanto,

observou-se uma maior convergência regional nos resultados ao utilizar o FDR. Observou-se também que a aplicação do FDR diminuía algumas incoerências regionais nos resultados, como estações vizinhas com resultados significativos mais de sentido oposto. A combinação entre o FDR e o PW resultou em grande diminuição no número de rejeições. Essa diminuição ocorreu de forma mais pronunciada para índices com forte dependência temporal (autocorrelação) como é o caso dos índices que representam as vazões mínimas (Qmin7day e Qmin30day). Isso deveu-se em parte, ao fato de no procedimento PW ocorrer além da remoção da autocorrelação também a remoção de uma parte da tendência (Yue et al., 2002) que por sua vez altera a magnitude do *pvalor*, levando à praticamente nenhuma rejeição ao aplicar o FDR. Cabe ressaltar que a região sul do Brasil foi a menos impactada em virtude da menor dependência temporal existente nas suas séries.

Esses resultados demonstram alguns desafios na aplicação e interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados as séries hidrológicas. É fundamental que essas incertezas sejam consideradas no sentido de subsidiar o tomador de decisão na incorporação de tais incertezas na definição de estratégias de adaptação no âmbito do planejamento de recursos hídricos.

3.2. Análise de Tendência nas regiões hidrográficas

Esta seção corresponde à análise de mudança propriamente dita. Conforme observado na seção anterior, os resultados do teste de tendência são impactados em considerar ou não às questões de autocorrelação e multiplicidade de teste. Assim, optou-se nas seções seguintes por utilizar o procedimento FDR-MK-TFPW por ser considerado uma solução de compromisso entre a desconsideração total dessas questões, levando ao aumento do número de rejeições da hipótese nula, e o conservadorismo excessivo em utilizar procedimentos que diminuíssem consideravelmente as

rejeições. É importante destacar que a aplicação do procedimento FDR nessa seção foi realizado utilizando como agrupamento as regiões hidrográficas.

Conforme já mencionado, serão considerados nas análises além da significância estatística do teste MK, no qual foi adotado o nível de 5%, também o tamanho da série e a magnitude da mudança. Foram adotadas 3 classes de tamanho da série das estações: pequeno (entre 30 e 44 anos), médio (entre 45 e 59 anos) e grande (maior que 60 anos). A magnitude da tendência foi classificada de acordo com percentual de mudança decenal em relação à média da série, e também foram adotadas 3 classes: baixa (menor que 5% por década), média (entre 5 e 10% por década) e alta (maior que 10% por década).

A consideração da magnitude da tendência e o tamanho da série em conjunto com a significância estatística está relacionada a importância em avaliar também a significância prática da mudança. A significância estatística está associada com tamanho amostral, sendo o *pvalor* o indicador utilizado para essa análise. Análises com amostras muito grandes podem detectar diferenças muito pequenas, que sob o ponto de vista prático não tem nenhuma importância. Por outro lado, as amostras com tamanho pequeno podem falhar na detecção de mudança significativa, mas a magnitude da mudança pode ser importante sob o ponto de vista prático. A diferença entre significância estatística e significância prática já é amplamente discutida em diversas áreas do conhecimento (Gelman e Stern, 2006; Sullivan e Feinn, 2012; Peeters, 2016), nas ciências hidrológicas o tema também não é novo (Daniel, 1978) e continua sendo discutido em trabalhos mais recentes (Yue et al 2002; Clarke, 2010) dada sua relevância.

A Tabela 2 apresenta os percentuais de resultados do teste de tendência MK para todas as 855 estações utilizadas, considerando

a significância (NS = não significativo e S= significativo), o sentido da mudança (Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes), as 3 classes de magnitude da tendência e o tamanho da série.

Tabela 2: Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 855 estações de todo o Brasil considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

ÍNDICE	RES	bsen <10%		bsen >10%		-5%>bsen >-10%		5% < bsen < 10%		0%>bsen >-5%		0% < bsen < 5%		Total						
		30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos							
<i>Qmin7day</i>	NS	4%	0%	0%	3%	0%	0%	6%	1%	0%	4%	2%	0%	9%	4%	6%	59%			
	S	12%	2%	1%	4%	2%	2%	3%	2%	2%	1%	1%	4%	0%	0%	2%	0%	1%	2%	41%
<i>Qmin30day</i>	NS	4%	0%	0%	3%	0%	0%	6%	1%	0%	4%	1%	0%	11%	5%	6%	8%	5%	7%	60%
	S	12%	2%	1%	4%	3%	2%	3%	2%	2%	1%	1%	4%	0%	0%	2%	0%	0%	2%	40%
<i>Qmin7day</i> <i>UmiTri</i>	NS	6%	1%	0%	3%	0%	0%	9%	2%	1%	5%	2%	1%	11%	6%	9%	10%	4%	8%	77%
	S	8%	3%	1%	1%	0%	1%	1%	1%	3%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	23%
<i>Qmin7day</i> <i>UmiSem</i>	NS	5%	0%	0%	3%	0%	0%	8%	2%	1%	5%	2%	1%	11%	5%	8%	8%	4%	8%	70%
	S	9%	3%	1%	2%	1%	1%	2%	2%	1%	1%	1%	3%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	39%
<i>Qmed</i>	NS	4%	0%	0%	1%	0%	0%	7%	1%	0%	6%	2%	0%	13%	5%	8%	12%	5%	8%	73%
	S	7%	1%	0%	1%	0%	0%	2%	2%	1%	1%	3%	4%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	27%
<i>QX1day</i>	NS	6%	0%	0%	3%	0%	0%	8%	2%	0%	6%	3%	2%	12%	5%	7%	16%	5%	10%	85%
	S	4%	1%	0%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	1%	2%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	15%
<i>QX5day</i>	NS	6%	0%	0%	2%	0%	0%	8%	2%	0%	6%	3%	2%	13%	4%	9%	15%	6%	10%	86%
	S	4%	1%	0%	1%	1%	0%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	14%
<i>QX30day</i>	NS	6%	0%	0%	2%	0%	0%	9%	2%	0%	7%	3%	1%	12%	5%	9%	14%	6%	9%	84%
	S	4%	1%	0%	1%	1%	0%	1%	1%	2%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	16%

Na analise dos resultados da Tabela 2, verifica-se, considerando todo o Brasil, que o percentual de rejeições diminui na medida que o

espectro de vazões aumenta, por exemplo, para o índice Qmin7day, em 41% das estações foi rejeitada à hipótese de não ter tendência, já para o índice QX1day, esse número foi de apenas 15%. Observa-se que para os índices que representam as vazões mais baixas o percentual de estações classificadas com magnitude alta é bem maior do que para os índices que representam as vazões mais altas. Por exemplo, para o índice Qmin7day o percentual foi de 30% de estações com magnitude alta, sendo 23% significativas, já para o índice QX1day o percentual foi de 17%, sendo apenas 8% significativas. Além dos aspectos climáticos e de uso do solo impactarem de forma mais pronunciada as vazões mais baixas, há também de se considerar a dependência temporal inerente à essas vazões e que para alguns casos pode não ter sido tratado por completo no procedimento TFPW. É sempre importante destacar que existe uma relação intrínseca entre a magnitude da tendência e a dependência temporal (Yue et al, 2002b) e que pode influenciar nos resultados se não bem considerada.

A maior parte dos resultados significativos correspondem a magnitudes altas e séries com tamanho pequeno entre 30 e 44 anos de dados. No entanto, observa-se, independentemente do espectro de vazões, um número expressivo de estações com magnitude alta e que não foram rejeitadas no teste de tendência, os percentuais ficaram em torno de 8% das estações. Esses resultados demonstram de forma clara, a questão da significância estatística e significância prática. Verifica-se que praticamente todos os resultados em que a magnitude da tendência era alta e não foi rejeitada a hipótese nula, o tamanho da série foi classificado como pequeno (entre 30 a 44 anos), ou seja, devido ao menor poder estatístico em detectar tendências com séries menores, muitas estações com tendências com significância prática importante não foram rejeitadas. Por outro lado, quando se observa o percentual de rejeições com magnitude considerada pequena (entre -5% e 5%), todas as estações estão

classificadas com tamanho grande (> 60 anos), o que demonstra que com o aumento do poder estatístico uma tendência muito baixa pode ser detectada independentemente da importância da mudança.

Embora com maior poder, boa parte das estações com tamanho grande, foram não-significativos, o que demonstra ainda que esse tamanho, embora considerado grande na prática hidrológica, muitas vezes é insuficiente para detectar mudanças. Adicionalmente, pouco foram os casos em que se observou estações com tamanho grande e magnitude alta. Tais resultados levantam a questão de eventuais ciclos ou dependência temporal de mais longo prazo nas séries hidrológicas, uma vez que na maior parte das séries longas, se verificou uma suavização na magnitude da tendência devido a alguns comportamentos cíclicos observados visualmente nas séries. Tal análise levanta a dúvida se as magnitudes altas identificadas nas séries com tamanho pequeno permanecerão na mesma ordem de grandeza ou ocorrerá uma suavização dessa magnitude quando ocorrer uma coleta maior de dados com o passar do tempo?

Ainda na Tabela 2, observa-se que a proporção de estações com resultados significativos decrescente foi maior que crescente, independentemente do espectro de vazões. Ou seja, de um modo geral, a tendência maior no Brasil é no sentido de condições mais secas, embora os percentuais para condições mais úmidas sejam também expressivos. É importante ressaltar que esse comportamento não necessariamente implica numa tendência a maiores prejuízos associados as condições mais secas, tendo em vista que para os índices que representam as vazões mais altas esse aumento é benéfico, pois pode levar há uma possível diminuição de eventos extremos que causam inundações. O contrário também é verdade, um aumento das condições úmidas nas vazões mais baixas pode ser bastante benéfico pois aumenta a disponibilidade hídrica local, no entanto, um aumento no espectro de vazões mais altas pode levar a eventos de inundações maiores e mais frequentes.

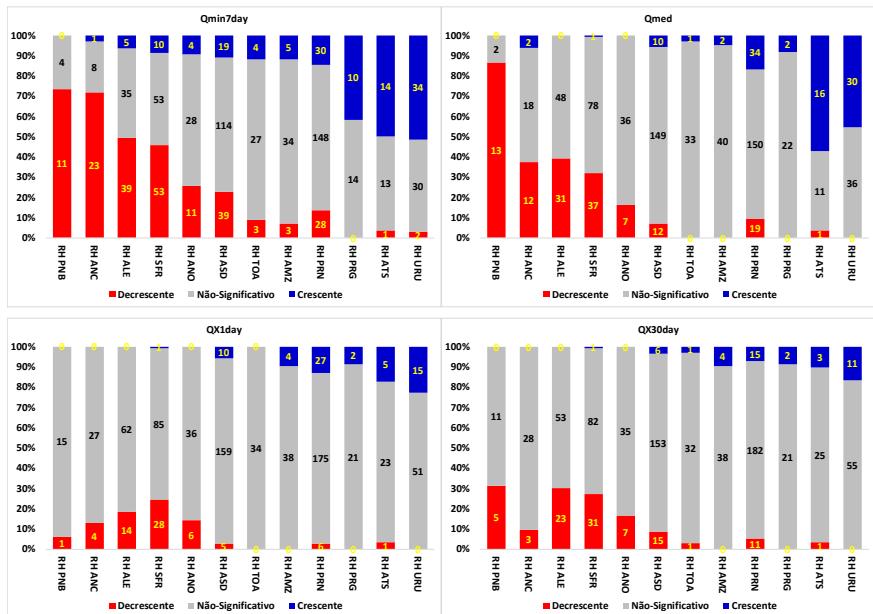
Analisando os índices de vazões baixas com características sazonais, Qmin7dayUmidoTrimestre e Qmin7dayUmidoSemestre, observa-se um percentual menor de rejeições quando comparado com outros índices de vazões baixas que consideram todo o ano hidrológico como Qmin7day e Qmin30day. Tais resultados sugerem que uma parte expressiva dessas estações que apresentaram tendências significativas nas vazões mínimas anuais ocorreram no período da vazão de base (período da estação seca, com pouca ou quase nenhuma precipitação), alimentado quase exclusivamente por águas subterrâneas em boa parte do Brasil. Tal fato, corrobora que parte das eventuais mudanças detectadas podem estar associadas às mudanças no uso e ocupação do solo em detrimento a mudanças climáticas.

Embora não apresentado na tabela, o procedimento FDR aplicado ao conjunto de estações em cada região hidrográfica, identificou um percentual entre 6% (53 estações), para o índice Qmin7day, a 13% (112 estações), para o índice QX1day, do total de estações analisadas como falsos positivos, considerando todos os índices de vazões analisados. Verificou-se proporção similares entre as tendências crescente e decrescente na identificação de falsos positivos. A grande maioria dos falsos positivos identificados eram aquelas estações com magnitude alta e tamanho pequeno no qual tal característica apresenta o *pvalor* próximo do nível de significância de 5% adotado. A aplicação do FDR nos resultados dos múltiplos testes de hipótese aplicado as séries das estações, seleciona prioritariamente os falsos positivos a partir desses resultados cujo *p-valores* foram mais próximos do nível de significância adotado.

Analisando agora os resultados espacializados geograficamente por região hidrográfica, a **Figura 5** apresenta 4 gráficos do tipo “stacked bar” com os resultados do teste MK para os índices Qmin7day (5a), Qmed (5b), QX1day (5c) e QX30day (5d) dividido por cada uma das 12 regiões hidrográficas. Nesse gráfico é apresentado os percentuais de estações subdivididos em 3 categorias: resultados

significativos crescentes (azul), decrescentes (vermelho) e o resultados não significativos (cinza). Nos rótulos das barras é apresentado o número absoluto de estações em cada categoria.

Figura 5: gráficos do tipo “stacked bar” com os resultados do teste MK para os índices Qmin7day, Qmed, QX1day e QX30day dividido por regiões hidrográficas.



A análise das figuras mostra que de um modo geral existe um padrão regional, independentemente do espectro da magnitude da vazão, no qual predominam tendências decrescentes significativas nas regiões hidrográficas do ANO, PNB, ANC, SFR e ALE. Já tendências crescentes predominam nas regiões hidrográficas do AMZ, PRG, PRN, ATS e URU. A região hidrográfica do ASD não apresenta um padrão muito claro no sentido da tendência, tendo uma preponderância um pouco maior de tendências decrescentes nas vazões mínimas e tendências crescentes nas vazões máximas. Esse

gráfico mostra claramente que o percentual de rejeições aumenta no sentido de vazões mais baixas como já demonstrado anteriormente.

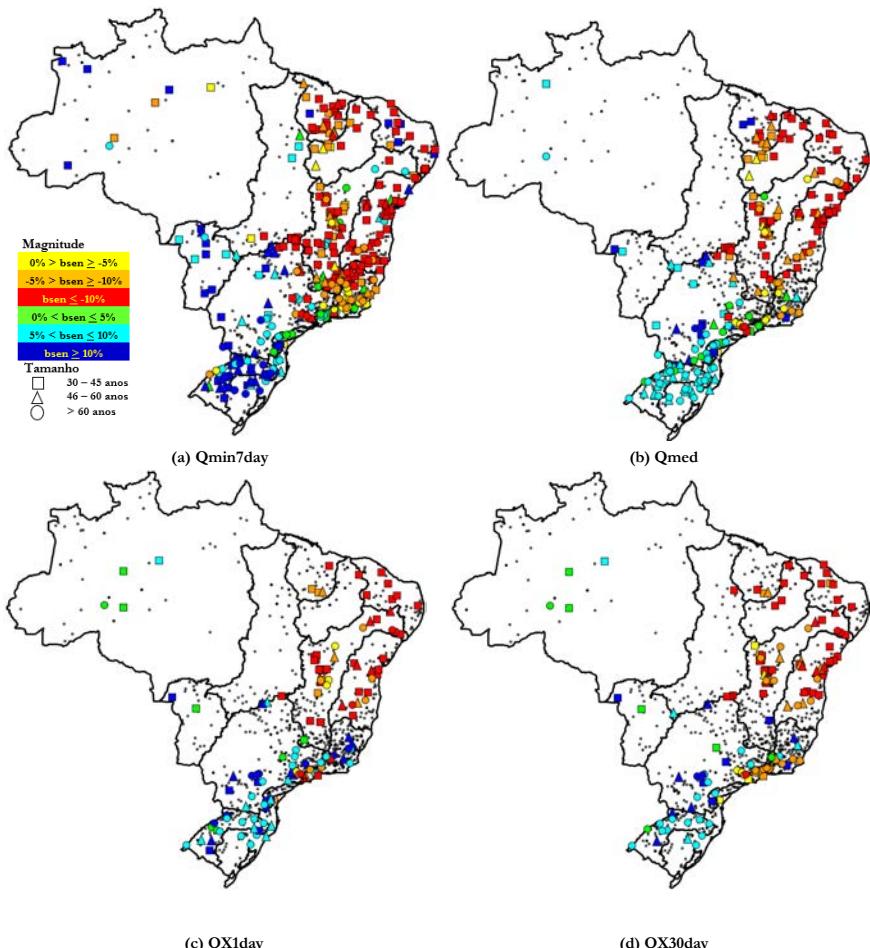
Analizando a partir da magnitude do espectro de vazões mais baixas, observa-se para o índice Qmin7day que a região hidrográfica com maior percentual de rejeição com tendências decrescentes foi a PNB com 73% seguida da sua vizinha a região ANC com 71%. Já para tendências crescentes destacam-se as regiões URU, ATS e PRG com taxas de rejeições de 52%, 50% e 41%, respectivamente. Para o índice Qmed as regiões hidrográficas que apresentaram as maiores rejeições considerando tendências decrescentes foram a PNB, ALE e ANC com taxas de rejeições de 87%, 39% e 16%, respectivamente. Já para tendências crescentes destacam-se as regiões ATS, URU e PRN com taxas de rejeições de 57%, 45% e 17% respectivamente. O percentual dos outros índices que representam as vazões mais baixas ficaram compreendidas entre os percentuais desses dois índices.

Analizando agora para o espectro de vazões mais alta, observa-se para o índice QX1day que as regiões hidrográficas que apresentaram as maiores rejeições considerando tendências decrescentes foram a SFR, ALE e ANO com taxas de rejeições de 25%, 18% e 14%, respectivamente. Já para tendências crescentes destacam-se as regiões URU, ATS e PRN com taxas de rejeições de 23%, 17% e 13%, respectivamente. Para o índice QX30day as regiões hidrográficas que apresentaram as maiores rejeições considerando tendências decrescentes significativa foram a PNB, ALE e SFR com taxas de rejeições de 31%, 30% e 27%, respectivamente. Já para tendências crescentes destacam-se as regiões URU, ATS e AMZ com taxas de rejeições de 17%, 10% e 10%, respectivamente. O percentual do índice QX5day ficou compreendida entre os percentuais desses dois índices.

A **Figura 6** apresenta 4 mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices Qmin7day (5a), Qmed (5b), QX1day (5c) e QX30day (5d). A simbologia utilizada para representar os resultados

considera tanto o tamanho da série (tipo de símbolo) como a magnitude da mudança (tipo de cor). Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes.. Os círculos pequenos e preto representam os resultados não significativos. As Tabelas 3 e 4, similar a Tabela 2, ilustram os percentuais de resultados do teste de tendência MK para o total de estações existentes em cada região hidrográfica para os índices Qmin7day e QX1day, respectivamente.

Figura 6: mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices Qmin7day (5a), Qmed (5b), QX1day (5c) e QX30day (5d)



Analisando os resultados para cada região hidrográfica, com base nos mapas da Figura 6 e as Tabelas 3 e 4, verifica-se que:

- Na Região AMZ, para o espectro de vazões mais baixas como o índice Qmin7day, observa-se que os resultados significativos se concentraram ao norte e oeste da região, sem um padrão claro no sentido da tendência. Para o índice Qmed apenas duas estações apresentaram resultados significativos, ambos crescentes e de magnitude média. Para os índices associados as vazões altas, como QX1day e QX30day, os poucos resultados significativos foram crescentes e com baixa ou média magnitude;
- Na Região TOA praticamente não houve resultados significativos, independentemente do espectro da vazão considerado;
- Nas Regiões ANC, PNB, ANO, SFR e ALE, independentemente do espectro da vazão, os resultados significativos foram decrescentes, com uma proporção maior para as vazões mais baixas. A magnitude da tendência foi alta ou média, e o tamanho da série em sua maior parte foi classificada como pequena. Em algumas regiões como: ANO, SFR e ALE, para as vazões baixas houve alguns poucos resultados com tendência crescente, no entanto tal resultado deve-se provavelmente a grande presença de reservatórios na área de drenagem das bacias dessas estações e que foram implantados depois da operação delas;
- Nas Regiões PRG, PRN, ATS e URU, independentemente do espectro de vazão, os resultados significativos foram crescentes, com uma proporção similar entre as vazões mais baixas (Qmin7day) e altas (QX1day). Para esses extremos, a magnitude da tendência foi majoritariamente alta. Para os índices Qmed e QX30day a proporção maior foi de magnitude média. O tamanho da série em sua maioria foi classificado como pequena, no entanto houve resultados significativos com tamanhos médios

e grandes, notadamente para as vazões mais baixas. Destaca-se que a maioria das séries longas existentes nessas regiões quando rejeitadas tinham magnitude classificada como média;

- Em termos gerais, a região ASD não apresenta um padrão regional muito claro no sentido da tendência, no entanto percebe-se com maior clareza um percentual maior de resultados significativos decrescentes na parte norte da região para as vazões mais baixas ($Q_{min7day}$), esses resultados foram classificados em sua maioria com magnitude alta ou média. Para as vazões mais altas (Q_{X1day}) os resultados foram em sua maioria crescentes, sem um padrão espacial muito claro. Não houve uma preponderância com relação ao tamanho da série, houve resultados significativos para todos os tamanhos. Destaca-se que a maioria das séries longas existentes nessa região quando rejeitadas tinham magnitude classificada como média e decrescentes.

Tabela 3: Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice **Qmin7day** para cada região hidrográfica considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% < bsen < 10%			0% > bsen > 5%			0% < bsen < 5%			Total
			30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	
RH ANO	37	NS	8%	0%	0%	5%	0%	0%	11%	0%	0%	3%	0%	0%	5%	0%	3%	19%	5%	0%	59%
		S	8%	5%	11%	11%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	8%	24%	0%	0%	0%	0%	41%
RH URU	66	NS	27%	0%	0%	11%	0%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	45%
		S	27%	11%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	45%
RH PRG	24	NS	0%	0%	0%	3%	2%	0%	0%	0%	0%	11%	12%	0%	8%	2%	3%	3%	2%	2%	58%
		S	0%	0%	0%	9%	18%	14%	0%	0%	2%	0%	0%	9%	0%	0%	2%	0%	2%	0%	42%
RH SFR	115	NS	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	21%	0%	0%	8%	0%	0%	25%	0%	4%	42%
		S	0%	0%	0%	21%	4%	0%	0%	0%	0%	13%	0%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
RH ANC	32	NS	0%	0%	0%	0%	0%	0%	9%	0%	0%	2%	0%	0%	10%	4%	2%	10%	3%	3%	25%
		S	0%	0%	0%	3%	0%	0%	9%	0%	0%	2%	0%	0%	16%	0%	0%	16%	0%	0%	75%
RH ASD	172	NS	2%	1%	0%	3%	0%	0%	8%	0%	1%	0%	1%	0%	8%	8%	17%	4%	8%	8%	66%
		S	2%	3%	0%	1%	0%	0%	2%	1%	5%	0%	1%	3%	0%	0%	7%	0%	1%	5%	14%
RH ATS	28	NS	0%	0%	0%	11%	4%	0%	4%	4%	0%	4%	11%	4%	0%	0%	0%	4%	4%	0%	46%
		S	0%	0%	0%	7%	7%	14%	0%	0%	0%	0%	11%	11%	0%	0%	4%	0%	0%	0%	14%
RH PNB	15	NS	7%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	7%	7%	0%	7%	0%	0%	27%
		S	7%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	13%	0%	0%	7%	0%	0%	73%
RH PRN	206	NS	3%	0%	0%	2%	0%	0%	4%	2%	0%	5%	0%	0%	11%	5%	10%	10%	6%	13%	72%
		S	3%	2%	4%	3%	1%	0%	1%	2%	1%	1%	4%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	0%	28%
RH ALE	79	NS	13%	0%	0%	1%	0%	0%	4%	1%	0%	4%	1%	0%	4%	6%	3%	5%	1%	1%	44%
		S	13%	1%	3%	1%	1%	0%	0%	4%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	56%
RH AMZ	42	NS	5%	0%	0%	17%	0%	0%	19%	0%	0%	7%	0%	0%	19%	0%	0%	14%	0%	0%	81%
		S	5%	17%	0%	1%	0%	0%	19%	0%	0%	7%	0%	0%	19%	14%	0%	0%	0%	0%	19%
RH TOA	34	NS	6%	0%	0%	0%	0%	0%	9%	3%	0%	9%	0%	0%	35%	0%	0%	18%	0%	0%	79%
		S	6%	0%	0%	0%	0%	0%	12%	0%	0%	9%	0%	0%	35%	18%	0%	0%	0%	0%	21%

Tabela 4: Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice **QX1day** para cada região hidrográfica considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <10%			bsen >10%			>5%>bsen >10%			5% < bsen < 10%			0%>bsen >-5%			0% < bsen < 5%			Total	
			30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	30-44	45-59	>60	anos	anos	anos	30-44	45-59
RH PNB	16	NS	50%	6%	0%	0%	0%	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	6%	13%	0%	13%	0%	0%	94%	
		S	56%	0%	0%	0%	0%	0%	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	19%	13%	0%	0%	0%	0%	6%
RH ANC	31	NS	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	87%
		S	10%	0%	0%	3%	0%	0%	19%	10%	0%	3%	0%	0%	23%	10%	0%	10%	0%	0%	13%	
RH ALE	76	NS	6%	0%	0%	0%	0%	0%	29%	0%	0%	3%	0%	0%	32%	10%	0%	0%	0%	0%	0%	82%
		S	9%	4%	1%	0%	0%	0%	6%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	18%
RH SFR	114	NS	4%	0%	0%	1%	1%	0%	18%	9%	0%	5%	1%	0%	9%	8%	7%	8%	4%	1%	0%	75%
		S	4%	2%	0%	0%	0%	0%	12%	0%	0%	4%	0%	0%	32%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	25%
RH ANO	42	NS	40%	0%	0%	2%	0%	0%	14%	2%	0%	2%	0%	0%	17%	0%	2%	2%	0%	0%	0%	86%
		S	40%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	17%	2%	0%	19%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	14%
RH ASD	174	NS	1%	0%	0%	5%	1%	0%	3%	2%	0%	6%	3%	3%	6%	5%	20%	13%	6%	20%	0%	91%
		S	1%	1%	0%	0%	2%	1%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	9%
RH TOA	34	NS	3%	0%	0%	3%	0%	0%	29%	0%	0%	6%	3%	0%	32%	3%	0%	21%	0%	0%	0%	100%
		S	3%	0%	0%	0%	0%	0%	29%	0%	0%	9%	0%	0%	35%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
RH AMZ	42	NS	0%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	26%	0%	0%	62%	0%	0%	0%	90%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	5%	0%	2%	0%	10%
RH PRN	208	NS	3%	0%	0%	3%	0%	0%	5%	1%	0%	10%	3%	2%	9%	2%	7%	15%	7%	16%	0%	84%
		S	4%	0%	0%	0%	0%	0%	6%	0%	1%	0%	2%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	16%
RH PRG	23	NS	0%	0%	0%	2%	2%	2%	0%	0%	1%	17%	0%	0%	13%	0%	4%	43%	0%	4%	0%	91%
		S	0%	0%	0%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	17%	0%	0%	4%	0%	0%	0%	9%
RH ATS	29	NS	0%	0%	0%	0%	0%	0%	9%	0%	0%	17%	0%	0%	13%	0%	4%	43%	0%	4%	0%	79%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	7%	0%	0%	17%	0%	0%	7%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	21%
RH URU	66	NS	0%	0%	0%	2%	0%	0%	3%	0%	0%	8%	12%	6%	3%	6%	5%	15%	11%	8%	0%	77%
		S	0%	0%	0%	5%	2%	2%	0%	0%	0%	0%	3%	9%	26%	14%	33%	0%	0%	0%	3%	23%

Esses resultados quando confrontados com os principais achados em estudos anteriores de tendência de vazões observadas no Brasil guardam certa coerência, conforme pode ser observado nas referências citadas na parte introdutória do capítulo, principalmente nos resultados de tendência decrescente na região nordeste e crescente na região Sul do Brasil.

Cabe destacar que independentemente dessa generalização itemizada acima existem estações com comportamentos singulares, antagônicos e, mesmo as que apresentam tendência na mesma direção, apresentam magnitudes diferentes. No entanto, cabe investigar elementos climáticos e/ou de uso do solo para tentar entender tal padrão, como também compreender quais as causas daqueles resultados que fogem do padrão dessas regiões.

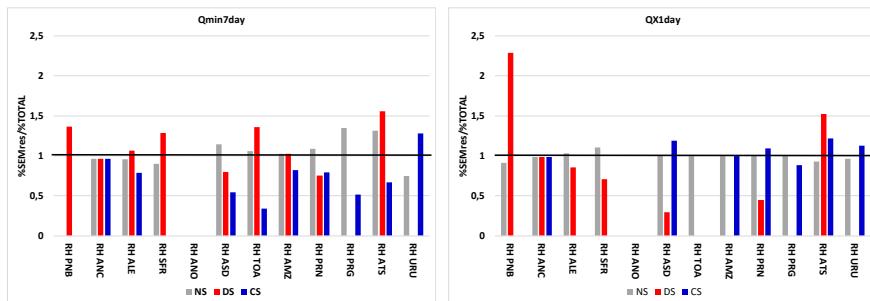
3.3. Análise de Tendência Considerando Reservatórios

Esta seção corresponde a análise de tendência considerando estações fluviométricas no qual não foi identificado a presença de reservatórios significativos nas suas áreas de drenagem. O critério utilizado foi quando o DoR (Vol/Qmlt) nos trechos de rio das estações fosse menor ou igual a 0,02, essas estações eram consideradas sem reservatórios significativos. Considerando estações com no mínimo 30 anos de dados sem falha identificou-se um total de 536 estações (63% do total de estações) que atendiam a tal critério. Essas estações foram denominadas do grupo SEM reservatórios. O restante das 319 estações corresponde ao grupo dos COM reservatórios. Observou-se que apenas a região ANO não foi identificada estações sem a presença de reservatórios, mostrando o alta grau de reservação nessa região.

O principal objetivo dessa análise é ter uma primeira percepção se a presença de reservatório à montante das estações altera substancialmente a avaliação da tendência em determinada região.

A Figura 7 ilustra um gráfico de barras no qual compara a proporção de resultados não significativos (NS), significativos crescentes (SC) e significativos decrescentes (SD) das estações SEM reservatórios com o total (com e sem reservatórios) de estações para os índices Qmin7day e QX1day. Essa comparação é realizada a partir da relação entre o percentual de cada tipo de resultado do teste de tendência do grupo de estações SEM reservatórios com o percentual do conjunto TOTAL de resultados. Nessa Figura 7 quando inexiste a barra implica que o numerador ou denominador da proporção é nulo. Por exemplo, como na região ANO inexistem estações no grupo SEM reservatório, não existe barra no gráfico.

Figura 7: proporção de resultados não significativos (NS), significativos crescentes (SC) e significativos decrescentes (SD) das estações sem reservatórios e o total (com e sem reservatórios) para os índices Qmin7day e QX1day.



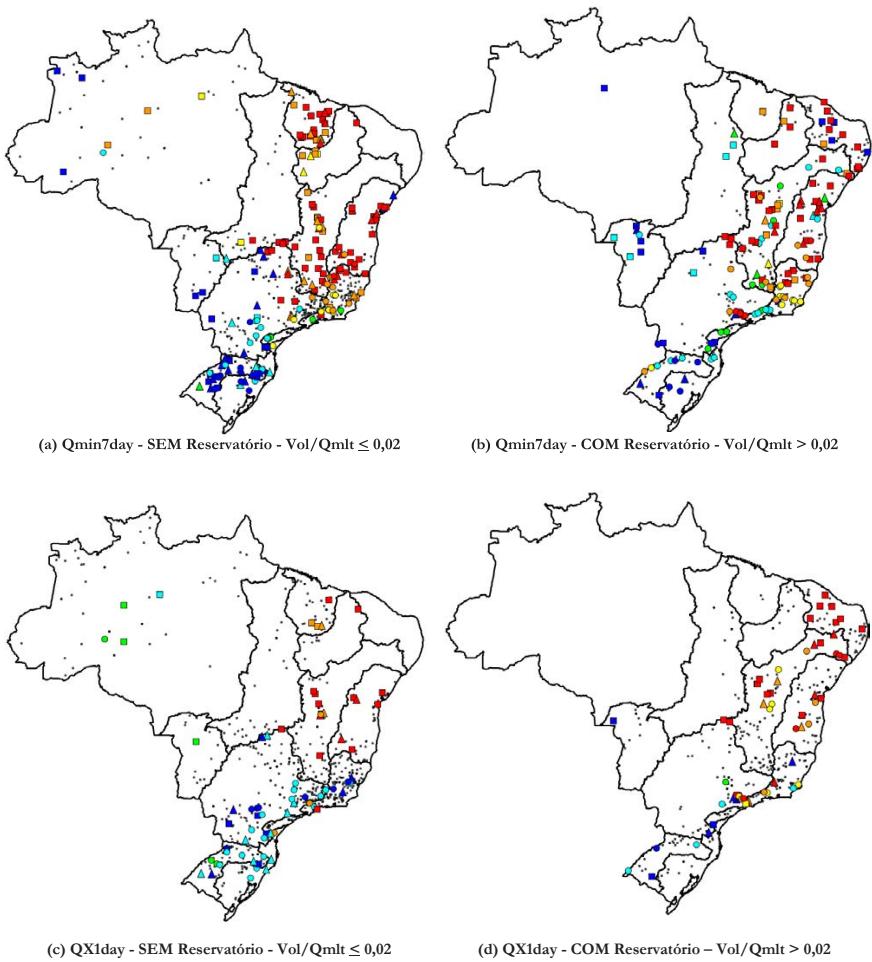
Observa-se na Figura 9 que a relação entre os percentuais de resultados NS ficou próxima de 1 para a maioria das regiões hidrográficas tanto para o Qmin7day como para o QX1day. Observa-se para o índice Qmin7day, que a exceção da região URU, o percentual de rejeição no grupo dos SEM reservatórios foi menor do que o apresentado pelo TOTAL de estações quando considerado apenas os resultados com tendência significativa crescente. O inverso

ocorreu para o caso dos resultados com tendências decrescentes, no qual a maioria das regiões, o percentual de rejeição foi maior para o grupo dos SEM reservatórios. Tal resultado sinaliza em parte a influência dos reservatórios nessa faixa de vazões, sinalizando no geral que a característica de regularização de boa parte dos reservatórios brasileiros altera em algum grau o comportamento hidrológico nas vazões menores.

Para o índice QX1day as diferenças nos resultados foram menores, sinalizando que no geral a presença dos reservatórios com as características que existem no Brasil, voltados a grande maioria para regularização e não para controle de cheias, pouco influencia no regime hidrológico das vazões mais altas. Percebe-se uma maior influência desses reservatórios no controle de cheias nas regiões onde sabidamente existem tal controle, que são as regiões PRN e ASD. Esses reservatórios são voltados prioritariamente para a geração hidroelétrica e são programados em determinado período do ano para fins de controle de cheias. Os resultados na Figura 9b mostram que o fato de a relação ter sido menor que 1 nas tendências decrescentes nessas regiões indicam que o percentual de resultados com esse comportamento nas vazões máximas foi maior no grupo que consideraram todas as estações, inclusive as estações COM reservatórios.

A Figura 8 ilustra 4 mapas no qual apresenta os resultados espacializados dos testes de tendência considerando as estações SEM (figuras 8a e 8c) e COM (figuras 8b e 8d) reservatórios para os índices Qmin7day e QX1day. No caso dos resultados COM reservatórios foram considerados apenas aqueles que a relação Vol/Qmilt foi maior que 0,02.

Figura 8: resultados espacializados dos testes de tendência considerando as estações SEM (figuras 8a e 8c) e COM (figuras 8b e 8d) reservatórios para os índices Qmin7day (superior) e QX1day (inferior).



As análises dessas figuras demonstram primeiro que os resultados apresentados considerando apenas estações SEM reservatórios no geral não foram muito diferentes do total (ver figura 6a e 6c) nem do grupo dos COM reservatórios em termos de padrão espacial.

O que se percebe é que alguns resultados aparentemente incoerentes aparecem de forma mais clara nos resultados considerando

o grupo dos COM reservatórios. Por exemplo na figura 8b, para o índice Qmin7day, percebe-se tanto na região Nordeste como na região Sul resultados contraditórios (resultados significativos com sentidos opostos) em diversas localidades.

Observa-se que as tendências crescentes verificadas na região TOA na fronteira com a região ANC (majoritariamente decrescente) aparece apenas no grupo das estações COM reservatórios, sinalizando que tal tendência é possivelmente influenciado pelos reservatórios existentes a montante dessas estações. Já para o índice QX1day estas diferenças já não ocorrem.

Esses resultados sinalizam em uma primeira análise que eventuais impactos da presença de reservatórios no Brasil na alteração do comportamento das séries de estações fluviométricas e por consequência nos resultados da análise de tendência, podem estar mais associados as vazões baixas do que para as vazões mais altas relacionadas ao controle de cheias.

O padrão espacial ilustrado nos mapas da Figura 8 foi bastante similar, apresentando inclusive uma coerência regional mais clara, com menores resultados contraditórios quando considerados estações SEM reservatórios. O tamanho das séries para as estações que apresentaram tendência decrescente foram classificadas em sua maioria entre pequena e média com magnitude alta, já para as que apresentaram tendência crescente foram classificadas em sua maioria entre média e grande com magnitude média e alta.

Caber ressaltar que nessa análise foi desconsiderado aspectos importantes na avaliação da influência de reservatórios, como o tipo de operação (por exemplo fio d'água ou regularização) e o ano de entrada em operação do reservatório, tais informações conforme informado anteriormente, existem na base de massas d'água e poderão ser utilizadas em estudos futuros. No entanto, tal análise pode servir como uma primeira avaliação no sentido de

melhor entender o quanto esses reservatórios podem influenciar em estudos de tendência.

4. CONCLUSÕES

Esse capítulo apresentou uma ampla análise de tendências de longo prazo das vazões observadas no Brasil. Foram utilizados um total de 8 índices de vazões obtidos dos registros históricos de 855 estações fluviométricas espalhadas por todo território brasileiro. Inicialmente, foram avaliados o impacto nos resultados do efeito da autocorrelação temporal e da multiplicidade de testes. Posteriormente foram analisados os resultados dos testes de tendência considerando esses efeitos. Foi realizada também uma breve análise considerando a existência ou não de reservatórios nas áreas de drenagem das estações fluviométricas.

Verificou-se inicialmente que desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Observou-se no geral que ao aplicar o FDR considerando o procedimento MK ou MK-TFPW as reduções nos resultados significativos não foram tão grandes em relação à forma clássica, no entanto, observou-se uma maior convergência regional nos resultados ao utilizar o FDR. A aplicação do FDR diminuiu algumas incoerências regionais nos resultados, como estações vizinhas com resultados significativos mais de sentido oposto. A combinação entre o FDR e o PW resultou em grande diminuição no número de rejeições. Esta diminuição ocorreu de forma mais pronunciada para índices com alta dependência temporal (autocorrelação) como é o caso dos índices que representam as vazões mínimas. Esses resultados demonstraram alguns desafios na aplicação e interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados as séries hidrológicas.

Na segunda etapa os resultados obtidos sinalizaram que um percentual maior de mudança foi identificado nas vazões mais baixas. Tal resultado pode estar associado a maior magnitude da tendência associada a inerente dependência temporal nessa faixa de vazões e que pode não ter sido tratada na sua completude pelo procedimento TFPW. A maior parte dos resultados significativos corresponderam a magnitudes altas e séries com tamanho pequeno. Verificou-se um número expressivo de estações com magnitude alta e que não foram rejeitadas no teste de tendência, de modo que mostrou claramente a questão da significância estatística e significância prática, associadas ao tamanho da série e a magnitude da tendência.

Avaliando os resultados em cada uma das 12 regiões hidrográficas foi identificada a existência de um padrão regional, independentemente do espectro da magnitude da vazão, no qual predominam tendências decrescentes significativas nas regiões hidrográficas do ANO, PNB, ANC, SFR e ALE. Já tendências crescentes predominam nas regiões hidrográficas do AMZ, PRG, PRN, ATS e URU. A região hidrográfica do ASD não apresenta um padrão muito claro no sentido da tendência e a região hidrográfica TOA praticamente não houve resultados de mudança significativa.

Por fim foi realizado uma análise de tendência considerando a existência ou não de reservatórios na área de drenagem das estações fluviométricas. Os resultados apresentados mostram que a influência no geral não foi muito grande, o padrão espacial foi bastante similar. No entanto, foi sinalizado em uma primeira análise que eventuais impactos da presença de reservatórios no Brasil na alteração do comportamento das séries de estações fluviométricas e por consequência nos resultados da análise de tendência, podem estar mais associados as vazões mais baixas do que para as vazões mais altas relacionadas ao controle de cheias.

É importante destacar que as regiões no qual foram identificadas maiores evidências de mudanças, seja a região sul do Brasil, com tendências crescentes, seja a região nordeste, com tendências decrescentes já vêm sendo registrado inúmeros problemas que podem tá associado a esse padrão de mudança.

Segundo os dados do relatório de conjuntura da ANA (ANA, 2017), um total de 47,5% (2.641) das cidades brasileiras decretaram situação de emergência (SE) ou estado de calamidade pública (ECP) devido a cheias pelo menos uma vez de 2003 a 2016. Cerca de 55% (1.435) dessas cidades localizam-se nas regiões Sul e Sudeste. De 2013 a 2016, cerca de 7,7 milhões de pessoas foram afetadas por cheias (alagamentos, enxurradas e inundações) no Brasil. Os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul apresentaram o maior número de eventos de cheias associados a danos humanos entre 2013 e 2016, com 44% dos registros do Brasil. Inundações ocorridas em outubro de 2015 afetaram mais de 100 cidades em Santa Catarina e no Rio Grande do Sul, principalmente nas bacias dos rios Jacuí e Itajaí-Açu. Em dezembro do mesmo ano, inundações na região entre Argentina, Brasil, Paraguai e Uruguai, afetaram mais de 100 mil pessoas, principalmente no Paraguai, devido à cheia do rio Paraguai.

Quanto a seca ou estiagem, segundo os dados do mesmo relatório, cerca de 50% (2.783) dos municípios brasileiros decretaram SE ou ECP entre 2003 e 2016. Cerca de 79% (1.409) dessas cidades localizam-se na Região Nordeste. Desses 1.409 municípios, cerca de 50% decretaram SE ou ECP em pelo menos 7 anos no período (50% do tempo). As estiagens e secas observadas desde 2012 em diversas regiões do Brasil têm prejudicado de forma significativa a oferta de água para abastecimento público e para setores usuários que dependem do armazenamento e/ou dos volumes de água em reservatórios, como a irrigação, a geração de energia hidrelétrica e a navegação. De 2013 a 2016, 48 milhões de pessoas foram afetadas

por secas e estiagens no Brasil, 6 vezes mais que por cheias. Foram quantificados 4.824 eventos de seca associados a danos humanos, quase 3 vezes mais que os de cheias (1.738). 83% dessas pessoas afetadas por secas de 2013 a 2016 vivem na Região Nordeste. Em 2016 as secas afetaram 18 milhões de pessoas em 2016, principalmente no Nordeste (84% dos afetados).

Esses números apresentados nos dois parágrafos anteriores, só demonstram a importância em avaliar mudanças no comportamento das séries hidrometeorológicas como também tentar compreender os principais fatores que contribuem para uma eventual mudança identificada. Muitos fatores podem contribuir para mudanças nas séries de vazões, notadamente associados ao clima (mudanças climáticas) e ao uso do solo (reservatórios, captação de água, mudanças na vegetação, urbanização etc).

Além do mais, se as suposições feitas em um teste estatístico não forem atendidas pelos dados (por exemplo, hipótese de normalidade dos dados ou independência da série), os resultados do teste não serão confiáveis, fazendo com que o nível de significância adotado não reflita o nível de significância verdadeiro. A capacidade dos testes em distinguir a persistência estocástica das mudanças determinísticas ainda é embrionária. A existência de assimetria, correlação serial, ciclos e saltos na série aumentam ainda mais a incerteza dos testes em detectar e estimar mudanças determinísticas. Na análise regional de mudanças, a correlação espacial também aumenta a incerteza dos testes na capacidade de avaliar a significância de campo, adicionalmente tem-se uma avaliação equivocada do nível de significância regional quando da desconsideração da questão da multiplicidade dos testes. Os desafios para a análise de tendência incluem ainda tanto a qualidade quanto a disponibilidade dos dados, fatores como por exemplo a incertezas na curva-chave podem afetar significativamente os resultados.

Por fim, espera-se que os resultados desse estudo possam contribuir para melhorar o entendimento das incertezas na aplicação de testes de tendência, como também a identificação de regiões com evidências de mudanças notadamente aquelas que apresentaram maior convergência no sentido e magnitude da mudança podem servir como uma importante ferramenta para subsidiar o tomador de decisão na definição de estratégias de adaptação.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AMORIM, R. S. Detecção de Tendências em Séries de Extremos Hidrológicos Considerando Efeitos de Autocorrelação Temporal e Multiplicidade de Testes. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DMXXX/18, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 167 p. 2018.
- ANA. Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil: 2013 / Agência Nacional de Águas. Brasília, Brasil. 432 p. ISBN 978-85-882100-15-8. 2013.
- ANA. Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno / Agência Nacional de Águas. - Brasília: ANA, 169p., 2017.
- ANA. Atualização e Complementação da Base de Dados Nacional de Referência de Massas d'Água. Nota Técnica nº 74/2016/SPR. Documento nº: 00000.055912/2016-94. 2016.
- AGHAKOUCHAK, A.; EASTERLING, D.; HSU, K.; SHUBERT, S.; SOROOSHIAN, S. Extremes in a Changing Climate - Detection, Analysis and Uncertainty. Water Science and Technology Library. Springer. 417p. 2013.
- ALMEIDA, C.T.; OLIVEIRA JUNIOR, J.F.; DELGADO, R.C; CUBO, P.; RAMOS, M.C. Spatio temporal rainfall and temperature trends throughout them Brazilian Legal Amazon, 1973–2013. Int. J. Climatol. 37, 2013–2026. 2017
- ALVES, B.C.C; SOUZAFILHO, F.A.; SILVEIRA, C.S. Análise de Tendências e Padrões de Variação das Séries Históricas de Vazões do Operador Nacional do Sistema (ONS). RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 18 n.4 -Out/Dez ,19-34.2013.
- ARAÚJO, W.S; BRITO, J.I.B. Indices Of Trends Of Climatic Changes For The States Of The Bahia And Sergipe By Means Of Daily Precipitation Indices

And Its Relation With Sst's Of The Pacific And Atlantic. Revista Brasileira de Meteorologia, v.26, n.4, 541 - 554, 2011.

ASSIS, J.M.O; LACERDA, F.F; SOBRAL, M.C.M. Análise de Detecção de Tendências no Padrão Pluviométrico na Bacia Hidrográfica do Rio Capibaribe. Revista Brasileira de Geografia Física 02 320-331, 2012.

ÁVILA, A.; JUSTINO, F.; WILSON, A.; BROMWICH, D.; AMORIM, M. Recent precipitation trends, flash floods and landslides in southern Brazil. Environ. Res. Lett. 11 114029. 2016. doi:10.1088/1748-9326/11/11/114029

BARTIKO, D.; CHAFFE, P.L.B; BONUMÁ, N.B. Nonstationarity in maximum annual daily streamflow series from Southern Brazil. Brazilian Journal of Water Resources. Versão On-line ISSN 2318-0331. RBRH, Porto Alegre, v. 22, e48, 2017. <http://dx.doi.org/10.1590/2318-0331.0217170054>.

BENJAMINI, Y. E Y. HOCHBERG. "Controlling the false Discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing". In: J. Roy. Stat. Soc., 57B, 289-300. 1995.

BLAIN, G.C. The influence of nonlinear trends on the power of the trend-free pre-whitening approach. Acta Scientiarum. Agronomy Maringá, v. 37, n. 1, p. 21-28, Jan.-Mar., 2015. doi:10.4025/actasciagron.v37i1.18199.

BORMANN, H., PINTER, N., AND ELFERT, S.: Hydrological signatures of flood trends on German rivers: flood frequencies, flood heights and specific stages, J. Hydrol., 404, 50–66, 2011

BUARQUE, D.C.; CLARKE, R.T.; MENDES, C.A.B. Spatial correlation in precipitation trends in the Brazilian Amazon, J. Geophys. Res., 115, D12108, 2010. doi:10.1029/2009JD013329

CARVALHO, J.R.P; ASSAD, E.D.; OLIVEIRA, A.F.; PINTO, H.S. Annual maximum daily rainfall trends in the Midwest, southeast and southern Brazil in the last 71 years. Weather and Climate Extremes 5-6), 7–15. 2014.

CHAGAS, V. B. P; CHAFFE, P. L. B. The role of land cover in the propagation of rainfall into streamflow trends. Water Resources Research, 54, 5986–6004. 2018. <https://doi.org/10.1029/2018WR022947>

CLARKE, R.T. O Ajuste e Teste da Significância de Tendências Lineares em Dados com Distribuição Gumbel. RBRH - Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 8 n.1 , 71-79, Jan/Mar 2003.

CLARKE, R.T.; MENDES, C.A.B.; BUARQUE, D.C. A comparison of extreme rainfall characteristics in the Brazilian Amazon derived from two gridded data

sets and a national rain gauge network, *J. Geophys. Res.*, 115, D13104, 2010. doi:10.1029/2009JD013217.

CLARKE, R. T. On the (mis)use of statistical methods in hydroclimatological research, *Hydrological Sciences Journal – Journal des Sciences Hydrologiques*, 55:2, 139-144, 2010. DOI: 10.1080/02626661003616819

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M; CLARKE, R.T. Further evidence of changes in the hydrological regime of the river Paraguay: part pf a wider phenomenon of climate change? *Journal of Hydrology* 245 218-238. 2001.

DESTRO, C.A.M; LIMA, G.A.R; ZEILHOFER, P. Análise de Séries Temporais de Vazão Média Mensal do Rio Cuiabá Através do Método de Análise de Espectro Singular. *RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos* Volume 17 n.2, 111-120, Abr/Jun 2012.

DETZEL, D.H.M; BESSA, M.R.; VALLEJOS, C.A.V; SANTOS, A.B.; THOMSEN, L.S.; MINE, M.R.M; BLOOT, M.; ESTRÓCIO, J.P. Estacionariedade das Afluências às Usinas Hidrelétricas Brasileiras. *RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos* Volume 16 n.3, 95-111, Jul/Set 2011.

DO, H. X.; WESTRA, S.; LEONARD, M. global-scale investigation of trends in annual maximum streamflow. *Journal of Hydrology* 552 28–43. 2017.

DOUGLAS, E. M., VOGEL, R. M. E KROLL, C. N. Trends in flood and low flows in the United States: impact of spatial correlation. In: *J. Hydrol.*, 240, 90 – 105. 2000.

ESPINOZA, J.C.; RONCHAIL, J.; MARENGO, J.A.; SEGURA, H. Contrasting North-South changes in Amazon wet-day and dry-day frequency and related atmospheric features (1981–2017). *Clim. Dyn.* 116, 1–18. 2018. doi: 10.1007/s00382-018-4462-2

FERREIRA, D.H.L.; PENEREIRO; M.R.; FONTOLAN. Análises Estatísticas De Tendências Das Séries Hidro-Climáticas E De Ações Antrópicas Ao Longo Das Sub-Bacias Do Rio Tietê. *HOLOS*, Ano 31, Vol. 2. 2015.

GELMAN, A.; STERN, H. The Difference Between “Significant” and “Not Significant” is not Itself Statistically Significant, *The American Statistician*, vol. 60, nº 4, pp. 328-331. 2006.

GELMAN, A.; LOKEN, E. The statistical crisis in science. *American Scientist* 102:460-465. 2014.

GENTA, J.L; PEREZ-IRIBARREN, G.; MECHOSO, C.R. A Recent Increasing Trend in the Streamflow of Rivers in Southeastern South America. *Journal of Climate*. Vol. 11, No. 11, pp. 2858-2862. 1998.

GROOPPO, J.D.; MORAES, J.M.; MARTINELLI, L.A.; GENOVEZ, A.M. Estudo de Tendência de Parâmetros de Qualidade de Água na Bacia do Rio Piracicaba. RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 11 n.3, 79-87, Jul/Set 2006.

HANNAFORD, J., BUYS, G., STAHL, K., TALLAKSEN, L.M.. The influence of decadal-scale variability on trends in long European streamflow records. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 17 (7), 2717–2733. 2013.

HAYLOCK, T. C. PETERSON, L. M. ALVES, T. AMBRIZZI, Y. M. T. ANUNCIAÇÃO, J. BAEZ, V. R. BARROS, M; A. BERLATO, M.; BIDEGAIN, G.; CORONEL, V.; CORRADI, V. J.; GARCIA, A. M.; GRIMM, D.; KAROLY, J. A.; MARENGO, M. B.; MARINO, D. F.; MONCUNILL, D.; NECHET, J.; QUINTANA, E.; REBELLO, M.; RUSTICUCCI, J. L.; SANTOS, I.; TREBEJO, L. A.; VINCENT. Trends in Total and Extreme South American Rainfall in 1960–2000 and Links with Sea Surface Temperature. *JOURNAL OF CLIMATE*. Vol. 19. 2006.

ISHAK, E., RAHMAN, A., WESTRA, S., SHARMA, A., KUCZERA, G., Evaluating the nonstationarity of Australian annual maximum flood. *J. Hydrol.* 494, 134–145. 2013.

KENDALL, M. G. "Rank Correlation Methods". Griffin, London, UK. 1975.

KHALIQ, M.N., OUARDA, T.B.M.J., GACHON, P., SUSHAMA, L. Temporal evolution of low flow regimes in Canadian rivers. *Water Resour. Res.* 44, W08436. 2008.

KHALIQ, M.N., OUARDA, T.B.M.J., GACHON, P. Identification of temporal trends in annual and seasonal low flows occurring in Canadian rivers: The effect of short- and long-term persistence. *Journal of Hydrology* 369, p183–197. 2009.

KOUTSOYANNIS, D. Nonstationarity versus scaling in hydrology. *Journal of Hydrology* 324, p239–254. 2006.

KOUTSOYANNIS, D.; MONTANARI, A. Statistical analysis of hydroclimatic time series: uncertainty and insights. *Water Resour. Res.* 43. doi:10.1029/2006WR005592. 2007.

KUNDZEWICZ, Z.W.; ROBSON, A.J. Change detection in hydrological records – a review of the methodology. *Hydrol. Sci. J.* 49 (1), 7–19. 2004.

MADSEN, H.; LAWRENCE, D.; LANG, M.; MARTINKOVA, M.; KJELDSEN, T.R. Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe. *Journal of Hydrology* 519 3634–3650. 2014.

- LEHMANN, J., COUMOU, D., FRIELER, K.. Increased record-breaking precipitation events under global warming. *Climatic Change* 1–15. 2015. <http://dx.doi.org/10.1007/s10584-015-1434-y>.
- MANN, H. B. "Nonparametric tests against trend." *Econometrica*, 13, 245–259, doi:10.2307/1907187. 1945.
- MARENGO, J.A. Variations and change in south American streamflow. *Climatic Change* 31: 99. 1995. <https://doi.org/10.1007/BF01092983>
- MARENGO, J.A.; ALVES, L.M. Tendências hidrológicas da bacia do rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Meteorologia*. 20 (2), p. 215-226, 2005.
- MARENGO, J.A.; TOMASELLA, J.; UVO, C.R. Trends in streamflow and rainfall in tropical South America: Amazonia, eastern Brazil, and northwestern Peru. *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH*, VOL. 103, NO. D2, PAGES 1775-1783, JANUARY 27, 1998.
- MARENGO, J.A. Interdecadal variability and trends of rainfall across the Amazon basin. *Theor. Appl. Climatol.* 78, 79–96. 2004.
- MARENGO, J.A.; TOMASELLA, J.; SOARES, W.; ALVES, L.; NOBRE, C. Extreme climatic events in the Amazon basin. *Theor. Appl. Climatol.* 2011. <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-00011-00465-00701>
- MARENGO, J.A.; RUSTICUCCI, M.; OLGA PENALBA; MADELEINE RENOM; RENAN LABORBEAN. Intercomparison Of Model-Simulated In Extreme Rainfall And Temperature Events During The Last Half Of The Xx Century: Part 2: Historical Trends. 2008. [http://sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/07.23.18.43 v1](http://sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/07.23.18.43) 2008-07-24.
- MELO, T.M.; LOUZADA, J.A.S.; PEDROLLO, O.C. Trends in Extreme Indices and Seasonal Analysis of Precipitation and Temperature in the Northwest Region of Rio Grande do Sul, Brazil. *American Journal of Climate Change*, 4, 187-202. 2015. <http://dx.doi.org/10.4236/ajcc.2015.43015>.
- MILLY, P.C.D., WETHERALD, R.T., DUNNE, K., DELWORTH, T.L. Increasing risk of great floods in a changing climate. *Nature* 415 (6871), 514–517. 2002.
- MILLY P.C.D.; BETANCOURT J.; FALKENMARK, M.; HIRSCH F.M.; KUNDZE-WICZ, Z.W.; LETTENMAIER D.R.; STOUFFER, R.J. Stationarity is dead: whither water management? *Science* 319:573–574. 2008.
- MIN, S.-K., ZHANG, X., ZWIERS, F.W., HEGERL, G.C. Human contribution to more intense precipitation extremes. *Nature* 470 (7334), 378–381. 2011. <http://dx.doi.org/10.1038/nature09763>.

MOREIRA, J.G.V.; NAGHETTINI, M.; ELEUTÉRIO, J.C. Frequency and risk in nonstationary pluviometric records in the drainage basin of Tarauacá river, Acre. RBRH vol. 21 no.1 Porto Alegre p. 232 - 241, jan./mar. 2016.

MORIN, E. To know what we cannot know: Global mapping of minimal detectable absolute trends in annual precipitation, Water Resour. Res., 47, W07505, doi:10.1029/2010WR009798. 2011.

MOURA, L. Z. Transporte atmosférico de umidade para a bacia do Paraná: análise da climatologia, sazonalidade e variabilidade interanual via trajetórias de massas de ar. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação MTARH.DM-17A/99, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 140p. 2015.

MÜLLER, I.I.; KRÜGER, C.M.; KAVISKI, E. Análise de estacionariedade de séries hidrológicas na bacia incremental de Itaipu. Revista Brasileira de Recursos Hídricos. 3 (4), p. 51-71, 1998.

OLIVEIRA, P.T.; SILVA, C.M.S; LIMA, K.C. Linear trend of occurrence and intensity of heavy rainfall events on Northeast Brazil. Atmos. Sci. Let. 15: 172–177, 2014. DOI: 10.1002/asl2.484

OLIVEIRA, P.T.; SILVA, C.M.S; LIMA, K.C. Climatology and trend analysis of extreme precipitation in subregions of Northeast Brazil. Theoretical and Applied Climatology. Volume 130, Issue 1–2, pp 77–90, 2017. DOI 10.1007/s00704-016-1865-z

ONYUTHA, C. Statistical Uncertainty in Hydrometeorological Trend Analyses. Advances in Meteorology Volume 2016, Article ID 8701617, 26 pages <http://dx.doi.org/10.1155/2016/8701617>. 2016a.

RENARD B. ET AL. Regional methods for trend detection: assessing field significance and regional consistency Water Resour. Res. 44 1–17. 2008.

ROSNER, A., R. M. VOGEL, AND P. H. KIRSHEN, A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world, Water Resour. Res., 50, 1928–1942, doi:10.1002/2013WR014561. 2014.

PEDRON, I.T.; DIAS, M.A.F.; DIAS, S.P.; CARVALHO, L.M.V.; FREITAS, E.D. Trends and variability in extremes of precipitation in Curitiba – Southern Brazil. Int. J. Climatol. 37: 1250–1264, 2017. DOI: 10.1002/joc.4773.

PEETERS, M.J. Practical significance: Moving beyond statistical significance. Currents in Pharmacy Teaching and Learning 8 83–89. 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cptl.2015.09.001>

- PINHEIRO, A.; GRACIANO, R.L.G; SEVERO, D.L. Tendência Das Séries Temporais De Precipitação Da Região Sul Do Brasil. Revista Brasileira de Meteorologia, v.28, n.3, 281 - 290, 2013.
- REBOITA, M. S., GAN, M. A., DA ROCHA, R. P. E AMBRIZZI, T. Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. Revista Brasileira de Meteorologia. 25(2). 2010.
- ROSIN, C.; AMORIM, R.S.S.; MORAIS, T.S.T. Analysis of hydrological trends in the Rio das Mortes watershed. RBRH vol. 20 no.4 Porto Alegre p. 991 - 998. out./dez. 2015.
- RUBEL, F.; KOTTEK, M.. Observed and projected climate shifts 1901-2100 depicted by world maps of the Köppen-Geiger climate classification. Meteorol. Z. 19 (2), 135–141. 2010.
- RUSTICUCCI, M., MARENGO, J., PENALBA, O. ET AL. An intercomparison of model-simulated extreme rainfall and temperature events during the last half of the twentieth century. Part 1: mean values and variability. Climatic Change 98: 493. 2010. <https://doi.org/10.1007/s10584-009-9742-8>
- SALGUEIRO, J.H.P.B.; PINTO, E.J.A.; MONTENEGRO, S.M.G.L. Tendência De Índices Pluviométricos Na Bacia Do Rio Capibaribe-Pe E Sua Influência Na Gestão Dos Recursos Hídricos. Revista Brasileira de Geografia Física, vol.07, n.05 Número Especial-VIWMCRHPE)1002-1014. 2014.
- SALGUEIRO, J.H.P.B.; PINTO, E.J.A.; MONTENEGRO, S.M.G.L.; SILVA, B.B.; SOUZA, W.M.; OLIVEIRA, L.M. Influence of oceanic-atmospheric interactions on extreme events of daily rainfall in the Sub-basin 39 located in Northeastern Brazil.RBRH, Porto Alegre, v. 21, n. 4, p. 685-693, out./dez. 2016.<http://dx.doi.org/10.1590/2318-0331.011616023>
- SALVIANO, M.F.; GROPPO, J.D.; PELLEGRINO, G.Q. Análise de Tendências em Dados de Precipitação e Temperatura no Brasil. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 31, n. 1, 64-73, 2016.DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620150003>
- SANTOS, C.A.C; OLIVEIRA, V.G. Trends in Extreme Climate Indices for Pará State, Brazil. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 32, n. 1, 13-24, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778632120150053>
- SANTOS, C.A.C; BRITO, J.I.B.; Junior, C.H.F.; DANTAS, L.G. Trends in Precipitation Extremes over the Northern Part of Brazil from ERA40 Dataset. Revista Brasileira de Geografia Física 04 836-851, 2012a.

SANTOS, C.A.C; SATYAMURTY, P.; SANTOS, E.M. Tendências de índices de extremos climáticos para a região de Manaus-AM. *Acta Amazonica*. vol. 42(3): 329 - 336, 2012b.

SATYAMURTY, P.; CASTRO, A.A.; TOTA, J.; GULARTE, L.E.S.; MANZI, A.O. Rainfall trends in the Brazilian Amazon Basin in the past eight decades. *Theor Appl Climatol*. 99:139–148, 2010. DOI 10.1007/s00704-009-0133-x

SCOFIELD, G.B.; ANGELIS, C.F.; SOUZA JUNIOR, W.C. Estudo das Tendências do Total de Precipitação e do Número de Dias Chuvosos no Litoral Norte de São Paulo. *RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos* Volume 19 n.3 , 19-31, Jul/Set 2014.

SILVA DIAS, M.A.F., DIAS, J., CARVALHO, L.M.V. ET AL. Changes in extreme daily rainfall for São Paulo, Brazil. *Climatic Change*. 116: 705. 2013. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0504-7>

SILVA, B.C.; CLARKE, R.T. ANÁLISE ESTATÍSTICA DE CHUVAS INTENSAS NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.19, n.3, 265-272, 2004.

SKANSI, M.M.; BRUNET, M.; SIGRÓ, J.; AGUILAR, E.; GROENING, J.A.A.; BENTANCUR, O.J.; GEIER, Y.R.C.; AMAYA, R.L.C.; JÁCOME, H.; RAMOS, A.M.; ROJAS, C.O.; PASTEN, A.M.; MITRO, S.S.; JIMÉNEZ, C.V.; MARTÍNEZ, R.; ALEXANDER, L.V.; JONES, P.D. Warming and wetting signals emerging from analysis of changes in climate extreme indices over South America. *Global and Planetary Change*, v. 100, p. 295-307, 2013.

SEN, P.K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379–1389. 1968.

STAHL, K. ET AL. Streamflow trends in Europe: evidence from a dataset of nearnatural catchments. *Hydrol. Earth System Sci.*, 14, pp. 2367–2382. 2010.

STAHL, K., TALLAKSEN, L. M., HANNAFORD, J., AND VAN LANEN, H. A. J.: Filling the white space on maps of European runoff trends: estimates from a multi-model ensemble, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 2035–2047, doi:10.5194/hess-16-2035-2012, 2012.

SULLIVAN, G.M.; FEINN, R. Using effect size—or why the p-value is not enough *J Grad Med Educ*, 4 (3), pp. 279-282. 2012.

SUN, W., REICH, B. J., CAI, T. T., GUINDANI, M. E SCHWARTZMAN, A. “False Discovery Control in Large-Scale Spatial Multiple Testing”. In: *Journal of Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*. 2014.

- TEIXEIRA, M.; SATYAMURTY, P. Trends in the frequency of intense precipitation events in southern and southeastern Brazil during 1960–2004. *Journal of Climate*, 24(7), 1913–1921. 2011. <https://doi.org/10.1175/2011JCLI3511.1>
- VALVERDE, M.C.; MARENGO, J.A. Extreme Rainfall Indices in the Hydrographic Basins of Brazil. *Open Journal of Modern Hydrology*, 2014, 4, 10-26. 2014. <http://dx.doi.org/10.4236/ojmh.2014.41002>.
- VENTURA, V., PACIOREK, C.J., AND RISBEY, J.S. (2004). “Controlling the Proportion of Falsely Rejected Hypotheses when Conducting Multiple Tests with Climatological Data.” *Journal of Climate*, 17(22), 4343-4356. 2004.
- VOGEL, R.M., YAINDL, C., AND WALTER, M., 2011. Nonstationarity: flood magnification and recurrence reduction factors in the United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47 (3), 464– 474. doi:10.1111/j.1752-1688.2011.00541.x
- VOGEL, R. M., A. ROSNER, AND P. H. KIRSHEN, Likelihood of societal preparedness for global change—Trend detection, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13, 1–6. 2013.
- VON STORCH, H. Misuses of statistical analysis in climate research. In: von Storch, H., Navarra, A. (Eds.), *Analysis of Climate Variability: Applications of Statistical Techniques*. Springer, Berlin, pp. 11–26. 1995.
- WESTRA, S., ALEXANDER, L.V., ZWIERS, F.W. Global increasing trends in annual maximum daily precipitation. *J. Clim.* 26 (11), 15. 2013.
- YUE, S.; PILON, P.; CAVADIAS, G. Power of the Mann–Kendall and Spearman’s rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *J. Hydrol.* 259, 254–271. 2002.
- YUE, S.; PILON, P.; PHINNEY, B.; CAVADIAS, G. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrol. Process.* 16, 1807–1829, 2002b.
- ZANDONADI, L.; ACQUAOTTA, F.; FRATIANNI, S. ET AL. Changes in precipitation extremes in Brazil (Paraná River Basin). *Theor Appl Climatol.* 123: 741. 2016. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1391-4>
- ZHANG, X., HARVEY, K.D., HOGG, W.D., YUZYK, T.R., 2001. Trends in Canadian streamflow. *Water Resour. Res.* 37 (4), 987–998. <http://dx.doi.org/10.1029/2000WR900357>.

DETECÇÃO DA MUDANÇA DE ESTADO EM REGIMES HIDROLÓGICOS E PREVISÃO PLURIANUAL DE VAZÕES DE BAIXA FREQUÊNCIA USANDO O MODELO OCULTO DE MARKOV

*Larissa Zaira Rafael Rolim
Francisco de Assis de Souza Filho*

1. INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas e as atividades antropogênicas intensivas influenciam amplamente os regimes hidrológicos e os sistemas de recursos hídricos. Consequentemente, muitos rios mundiais sofreram problemas relacionados a qualidade e a quantidade de água. Os rios são considerados um dos recursos mais vulneráveis às perturbações causadas por atividades humanas, como mudanças na cobertura do solo, utilização para atividades agrícola e construção de reservatórios (Wang et al., 2014; Zhao et al., 2015; Barreto et al., 2019). Assim, a avaliação das mudanças nos regimes de vazões é um desafio crítico para a compreensão dos mecanismos hidrológicos.

Muitos estudos na área de recursos hídricos têm aplicado métodos estocásticos para identificar incertezas temporais. Os primeiros modelos de séries temporais assumiam que a série vinha de um processo estacionário ou ciclo estacionário (Kwon et al., 2007). Esses modelos tiveram um bom desempenho para dados hidrológicos sem sinais de memória de longo prazo ou sem dependência não-linear (Cheng & AghaKouchak, 2015; Erkyihun et al., 2017; Milly et al., 2008; Salas and Obeysekera, 2014). No entanto, à medida que se tem

series temporais mais longas, pode-se perceber a relação entre as estruturas de baixa frequência do clima associadas a séries temporais hidrológicas. Essas estruturas se tornaram uma característica essencial na análise hidrológica, especialmente na análise de vazões, devido à extrema não uniformidade da distribuição temporal do escoamento global. Além disso, vários estudos têm associado as mudanças nos registros de variáveis hidrológicas com os efeitos da variabilidade natural do clima, principalmente índices climáticos de baixa frequência, como a Oscilação Decadal do Pacífico (ODP) e a Oscilação Multidecadal do Atlântico (OMA) (Kwon et al., 2007; Garreaud et al., 2009; Hodson et al., 2010). Desta forma, reconhecer os padrões de variabilidade e as mudanças associadas à variabilidade climática e às atividades antropogênicas, como construção de barragens e retirada de água, continuam sendo um desafio significativo.

A variabilidade de baixa frequência modifica a ocorrência de eventos extremos, como secas e inundações, em escalas de tempo decadais e multidecadais. Consequentemente, o risco de eventos extremos é dinâmico, e pode-se ter mudanças de uma década para outra. Ao longo dos anos, vários estudos têm se concentrado nas mudanças de vazões em diferentes escalas temporais, incluindo estudos em bacias brasileiras (Barreto et al., 2019; Burn & Hag Elnur, 2002; da Silva et al., 2017; Tang & Oki, 2016; Marengo et al., 1998; Milly et al., 2005). Flutuações climáticas na escala decadal e interdecadais controlam a disponibilidade de água, afetam os ecossistemas e modulam a variabilidade de alta frequência, tendo assim um impacto social e econômico significativo (Grimm & Saboia, 2015; Jain & Lall, 2000). A avaliação adequada deste tipo de variabilidade é importante na gestão dos recursos hídricos de médio e longo prazo, particularmente para o planejamento do setor de energia hidrelétrica.

A recente seca (2010-2017) na região nordeste do Brasil (NEB) afetou de forma significativa a produção hidrelétrica. Portanto, variações nos sistemas hidrológicos requerem identificação do

regime de vazões e metodologias de projeção para melhorar o planejamento e gestão dos recursos hídricos. Isto é particularmente importante para o estudo de caso, em que o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) busca estimar a disponibilidade de água e hidroeletricidade produzida a partir da previsão de vazões, assim como para otimizar seu sistema interligado. Os modelos comumente utilizados pelo ONS pertencem à classe dos modelos autorregressivos, os quais consideram a série estacionária (Oliveira et al., 2016). Consequentemente, esses modelos não representam o melhor método de previsão, dada a variabilidade climática que exerce pressão sobre os sistemas hídricos. O estudo de caso é um dos maiores produtores de hidreletricidade do NEB, a barragem de Sobradinho.

Vários estudos investigaram componentes como tendências e diferentes características das séries temporais de vazão do reservatório de Sobradinho (Barreto et al., 2019; Stosic et al., 2016; Silva et al., 2019). No entanto, os estudos não analisaram as mudanças no regime de vazão de baixa frequência do reservatório, incluindo suas possíveis causas. Além disso, a série de baixa frequência de vazão apresenta influência significativa sobre a variabilidade da série total.

As variáveis climáticas podem exibir padrões de baixa frequência e mudanças no seu regime, que podem causar riscos associados a extremos climáticos. Para analisar as mudanças nas variáveis hidrológicas, que são diretamente influenciadas pelas mudanças climáticas e atividades antropogênicas, três métodos foram aplicados para identificar as mudanças no regime de vazão de baixa frequência: (i) o Índice de Escoamento Padronizado (SRI), que é amplamente utilizado para monitorar a seca hidrológica devido à sua simplicidade de aplicação; (ii) o método “*breaks for additive seasonal and trend*” (BFAST), que tem a vantagem de decompor a série temporal, não apenas para realizar análises de tendências, mas também para detectar a mudança de regime de dados sazonais; e (iii)

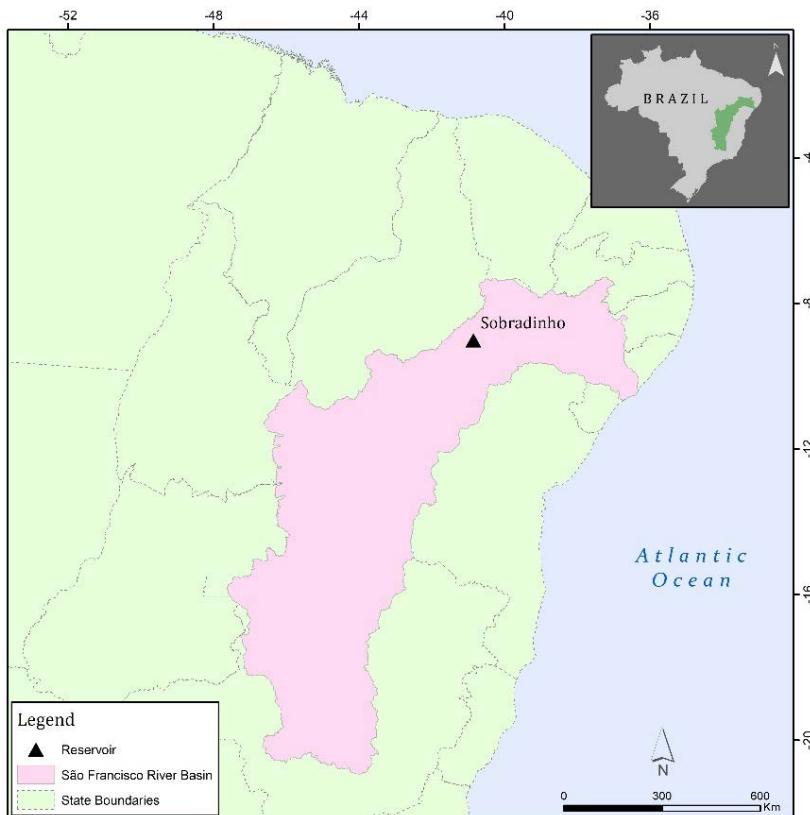
o modelo oculto de Markov (HMM), que tem sido usado com sucesso na modelagem de séries que apresentam um regime bem definido.

À medida que eventos climáticos extremos se tornam mais frequentes e ameaçadores, torna-se necessário avaliar a sensibilidade das bacias hidrográficas às mudanças climáticas e seu impacto em aspectos importantes para a vida humana, tais como abastecimento de água e geração de energia. Modelos de previsão de vazão são ferramentas de grande importância na gestão e otimização da alocação de água. Portanto, o HMM é proposto para prever a baixa frequência da vazão. Desta forma, os objetivos deste estudo foram (i) desenvolver uma metodologia para investigação da mudança de regime da série temporal de vazão, e (ii) prever os estados do sistema na série de baixa frequência. A identificação do estado atual de baixa frequência permite a avaliação do risco de eventos extremos e uma precisa previsão de vazão.

2.2. ÁREA DE ESTUDO E DADOS

O reservatório de Sobradinho está localizado na Bacia do Rio São Francisco, Brasil (Figura 1). A bacia tem uma área de aproximadamente 639.219 km², equivalente a 8% do país. É o rio mais longo que corre inteiramente em território brasileiro. O rio São Francisco passa por seis estados brasileiros (Minas Gerais, Goiás, Bahia, Pernambuco, Alagoas e Sergipe) e no Distrito Federal. O rio São Francisco nasce em Minas Gerais e corre 2863 km até o Oceano Atlântico (ANA, 2016).

Figura 1: Localização do reservatório de Sobradinho, Brasil.



As características hídricas e climatológicas da bacia são altamente variáveis. A área da barragem de Sobradinho sofre períodos críticos de secas prolongadas devido à baixa pluviosidade e alta evapotranspiração. A estação chuvosa começa aproximadamente em novembro e termina em abril (ANA, 2020; Mendes et al., 2015). A vazão média anual do rio São Francisco é de $2.846 \text{ m}^3/\text{s}$, e, até 2013, a retirada de água foi de $278 \text{ m}^3/\text{s}$ (ANA, 2013). Um dos principais usos dos recursos hídricos do rio São Francisco é a irrigação, cuja captação é de 77% da demanda total da região.

A região do São Francisco desempenha um papel fundamental na geração de energia elétrica, com potencial instalado em 2013 de 10.708 MW, proveniente de 28 pequenas centrais e 12 grandes centrais (12% do país total). O aproveitamento hidrelétrico do rio São Francisco representa a base do suprimento de energia do NEB (Mendes et al., 2015). Existem outras grandes barragens ao longo do Rio São Francisco, como Três Marias, Itaparica, Moxotó, Paulo Afonso I, II, III e IV e Xingó, que foram construídos entre 1962 (Três Marias) e 1994 (Xingó). A barragem de Sobradinho (coordenadas: 9°25'49" S, 40°49'37" O; construção: 1973–1979; o início das operações: 1979-1982) está localizado a 742 km da foz do rio São Francisco, no estado da Bahia. A barragem tem 41 m de altura e 12,5 km de comprimento. O reservatório tem um comprimento máximo de 320 km, área de 4214 km² e capacidade de armazenamento de $34,1 \times 10^9 \text{m}^3$. O reservatório de Sobradinho foi construído para usos múltiplos, como regularização de vazão plurianual para energia hidrelétrica, navegação, irrigação e controle de enchentes para as comunidades ribeirinhas da bacia do rio São Francisco.

A vazão mensal naturalizada medida em uma estação ao longo do rio São Francisco foi obtida junto ao ONS. A vazão naturalizada de uma hidrelétrica é a vazão que seria observada naquela estação considerando o rio em sua condição natural, ou seja, assumindo que não há reservatório regulando o fluxo e nenhum impacto de atividades humanas. A série temporal de vazão varia de janeiro de 1931 a dezembro de 2016 sem falhas. A estação fluviométrica é localizada a aproximadamente 95 km a montante da barragem de Sobradinho. Esta estação é susceptível de sofrer pequenos efeitos do reservatório de Três Marias, o maior reservatório a montante de Sobradinho, e localizado a cerca de 1087 km de Sobradinho (Barreto et al., 2019).

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Esta seção fornece uma breve descrição dos métodos e etapas usadas para a identificação das mudanças de regime e projeção da série temporal de vazão de baixa frequência. Todas as análises foram realizadas no software R. Neste estudo, (i) a transformada de ondeleta foi usada para decompor e reconstruir a série de vazão de baixa frequência e três métodos (SRI, BFAST e HMM) foram usados para identificar as mudanças na série de vazão de baixa frequência. Após a identificação dos estados presentes na série e sabendo como eles se repetiam, (iii) o HMM foi utilizado para projetar a vazão de baixa frequência. Então, o grau de melhoria na precisão da previsão com o uso do HMM foi avaliado.

3.1. Decomposição de séries temporais usando a transformada de ondeleta

Um método bastante utilizado na separação do sinal de baixa frequência de uma série temporal é a transformada de ondeleta (Torrence & Compo, 1998; Labat, 2005), que decompõe a série no domínio tempo-frequência e identifica os modos dominantes de variação. A transformada de ondeleta decompõe uma série temporal em um conjunto de funções, também conhecido como “ondeletas filha”. A escolha da ondeleta mãe é significativa. Existem diferentes funções de ondeleta mãe para escolher, dessa forma, esse estudo aplicou a ondeleta de Morlet, que é comumente usada em séries hidrológicas devido ao seu poder de descrever a série temporal de forma adequada (Nalley et al., 2016).

O componente do sinal da série temporal é identificado pelo teste de significância de 90-95% usando o ruído branco como uma hipótese nula, e pela interpretação do espectro de potência da ondeleta. O componente significativo identificado é então extraído da série original usando a função de reconstrução. A reconstrução

da série temporal original ao longo de um conjunto de períodos pode ser obtida por:

$$x_t = \frac{d_j \cdot dt^{\frac{1}{2}}}{C \cdot \psi(0)} \sum_s \frac{Re(Wave(s))}{s^{\frac{1}{2}}}$$

Onde C = fator de reconstrução; d_j e dt = escala e fator de tempo, respectivamente; $\psi(0)$ = fator que remove a escala de energia para a função da ondeleta de Morlet; $Re(Wave(s))$ = parte real da transformada de ondeleta; e s = parâmetro de escala.

3.2. Detecção de mudança de regime

Neste estudo, aplicou-se o modelo oculto de Markov (HMM) para detectar as mudanças abruptas nas séries temporais de baixa frequência de vazão anual, e os métodos BFAST e o SRI ajustado são usados para detectar as mudanças na série de baixa frequência na escala mensal.

3.2.1. Índice de Escoamento Padronizado (SRI)

Os índices de seca, como o Índice de Escoamento Padronizado (SRI), são usados para a identificação da seca e a descrição de sua intensidade. O SRI (Shukla & Wood, 2008) é baseado no conceito de Índice de Precipitação Padronizado (SPI). Embora os índices apresentem semelhanças, o SRI incorpora processos hidrológicos que controlam a perda sazonal na vazão devido à influência do clima, podendo, assim, descrever os aspectos hidrológicos das secas.

Para o cálculo do índice, a série temporal é ajustada a uma distribuição de probabilidade. Uma variedade de distribuições de probabilidade (e.g. gama, log-normal, valor extremo generalizado (GEV), log-logística e Pareto generalizado) foram citadas na literatura como recorrentes para ajustar as observações mensais de diferentes variáveis hidroclimáticas para calcular os índices de seca

(Stagge et al., 2015). Em seguida, a função de distribuição acumulada (FDA) da distribuição marginal ajustada é transformada em uma variável normal padrão Z.

Após a série de baixa frequência ser decomposta e reconstruída, usando a transformada ondeleta, para uma faixa de frequência de variabilidade significativa, testou-se três distribuições diferentes, sendo o melhor ajuste escolhido. O SRI ajustado (Ad-SRI), como denominou-se o SRI de baixa frequência, teve seus valores classificados, em que anos com valores negativos foram denominados Estado 1 e os anos com valores positivos foram denominados Estado 2.

3.2.2. BFAST

O método BFAST, proposto por Verbesselt et al. (2020), é um método de decomposição que integra uma decomposição iterativa de uma série temporal em tendência, sazonalidade e componentes remanescentes para examinar mudanças (ou seja, tendências e pontos de mudança) dentro da série temporal. O modelo geral é descrito como:

$$Y_t = T_t + S_t + \xi_t, \quad t = 1, 2, \dots n$$

onde y_t são os dados observados no tempo t , T_t é o componente de tendência, S_t é o componente sazonal e o componente restante. ξ_t denota a variação restante nos dados além daquela nos componentes sazonal e de tendência.

Assumindo que toda a série temporal tem m pontos de mudança τ_1, \dots, τ_m no componente de tendência T_t , então as inclinações e interceptos específicos do segmento podem ser calculados em cada segmento. O componente de tendência pode ser expresso como:

$$T_t = \alpha_i + \beta_i t \quad (\tau_{i-1} < t < \tau_i)$$

onde $i = 1, \dots, m$ e definimos $\tau_0 = 0$ e $\tau_{m+1} = n$. O intercepto α_i e a inclinação β_i podem ser usadas para avaliar a magnitude e a direção da mudança abrupta.

Da mesma forma, um modelo harmônico é aplicado para parametrizar o componente sazonal. O componente sazonal é fixo entre os pontos de mudança. Dada a série temporal com p pontos de mudança sazonais t_1, \dots, t_p , então o componente sazonal S_t pode ser calculado como:

$$S_t = \sum_{k=1}^k \gamma_k \sin\left(\frac{2\pi k t}{f} + \delta_k\right)$$

onde os parâmetros desconhecidos são a amplitude específica do segmento γ_k e a fase δ_k , que deve ser estimada. A frequência conhecida f é igual a 12 para as observações mensais usadas neste estudo.

O teste de soma móvel baseado em mínimos quadrados ordinários residuais (OLS-MOSUM) é aplicado para detectar se um ou mais pontos de mudança ocorrem (Verbesselt et al., 2020). Os pontos de mudança são estimados usando o método de Bai e Perron a fim de identificar se o teste indicar uma mudança significativa ($p < 0,05$). Os parâmetros do modelo BFEST são estimados pela iteração das seguintes etapas:

- Etapa 1: Se o teste OLS-MOSUM mostra que os pontos de mudança ocorrem no componente de tendência, então o número e as posições dos pontos de mudança no componente de tendência τ_1, \dots, τ_m são estimados por meio de mínimos quadrados a partir dos dados ajustados sazonalmente $Y_t - S_t$. Para um segmento específico, o componente de tendência é estimado e em seguida, os coeficientes de tendência α_i e β_i são calculados para os diferentes segmentos usando regressão robusta com base na estimativa-M para contabilizar potenciais outliers.
- Etapa 2: Da mesma forma, se o teste OLS-MOSUM indica que os pontos de mudança ocorrem no componente sazonal, então o número e as posições dos pontos de mudança no componente sazonal t_1, \dots, t_p são estimados a partir dos dados sem

tendência $Y_t - S_t$. Os parâmetros γ_k e δ_k para cada segmento são calculados usando um método de regressão robusto com base na estimativa M.

Aplicamos o modelo BFAST aos dados mensais e identificamos as mudanças na série de vazão de baixa frequência.

3.2.3. Modelo oculto de Markov (HMM)

O HMM (Rabiner, 1989) é um modelo estatístico no qual as realizações de um processo de Markov não observado representam a série temporal observada. Um processo de Markov é um processo aleatório cujas probabilidades futuras são determinadas por seus valores mais recentes. O HMM foi desenvolvido para reconhecimento de fala e tem sido usado com sucesso em muitas áreas do conhecimento, incluindo hidrologia (Mallya et al., 2013).

Esse modelo é composto de variáveis de estado ($S_{1:T}$) e de observação ($O_{1:T}$). A distribuição de O_t pode ser escrita como $f_i(O_t) = f(O_t | S_t = i)$ e a distribuição marginal para um número discreto de estados pode ser descrita como distribuição da mistura com n componentes (Zucchini et al., 2017). A equação é escrita como:

$$f(O_t) = \sum_{i=1}^n p_i f_i(O_t)$$

Onde $\sum_{i=1}^n p_i = 1$, $p_i \geq 0$ e $f_i()$ é a distribuição condicional dos dados.

A transição entre estados é governada por probabilidades descritas como probabilidades de transição. Eles são denotados pela matriz $A(t)$, onde a primeira linha (a_{1j}) contém as probabilidades de passar do estado $S_t = 1$ para S_{t+1} . Ao lidar com os parâmetros de transição em A, deve-se definir o estado inicial ou as probabilidades anteriores π que definem onde o processo começa.

$$P(S_t = 1, S_t = 2, \dots, S_t) = \pi A^{t-1}$$

O algoritmo forward é usado para calcular a verossimilhança conjunta do processo. O algoritmo de maximização de expectativa (EM) é usado para estimar de forma otimizada os parâmetros do HMM. Neste algoritmo, os parâmetros são obtidos com a maximização da verossimilhança logarítmica esperada, dadas as observações e estados através de um processo iterativo (Zucchini et al., 2017). O algoritmo de Viterbi é aplicado para decodificar as sequências de observação em sequências de estados ocultos.

3.2.4. HMM para Projeção

Para a simulação do modelo, a vazão de baixa frequência foi ajustada a diferentes HMMs, variando o número de estados ocultos. O modelo com o BIC mais baixo foi escolhido. Em seguida, os parâmetros do modelo foram estimados, incluindo a média e o desvio padrão de cada estado e a matriz de transição do modelo.

O método de predição foi baseado no trabalho proposto por Hassan e Nath (2005), o qual está dividido em três etapas:

- Etapa 1: Os parâmetros HMM são calibrados usando os dados de treinamento e a probabilidade dos dados observados são calculados.
- Etapa 2: com base em conjuntos de dados semelhantes nos dados anteriores, encontram-se partes dos dados de treinamento com uma probabilidade semelhante.
- Etapa 3: a diferença entre a vazão do ano anterior e a vazão do ano consecutivo é calculado para prever a vazão do período futuro.

Ao prever a vazão em uma etapa de tempo T+1 da série temporal, a série de comprimento D é delimitada como os dados de treinamento, usados para calibrar os parâmetros do HMM, λ (π , A, B). Consequentemente, padrões de vazão semelhantes ao

ano atual são localizados nos dados anteriores. Considerando que o valor previsto deve assumir um padrão semelhante a partir dos dados de treinamento, a diferença da vazão de um ano e o valor do próximo ano é calculado. A diferença entre os anos é estimada pelo somatório da probabilidade de estar em um estado anterior multiplicado pela média de seus respectivos estados. Da mesma forma, para prever o fluxo no tempo $T + 2$, novos dados de treinamento são usados adicionando o valor previsto, e repetindo o processo de previsão de três etapas para a etapa de tempo $T + 2$ e assim por diante. O comprimento e a qualidade da série temporal são limitações no método porque registros mais curtos não podem mostrar a variabilidade de baixa frequência necessária em projeções multidecadais.

O desempenho de projeção do modelo para a série temporal de vazão de baixa frequência é estimado comparando a observação e a previsão. A raiz do erro quadrático médio (RMSE), erro médio absoluto (MAE), e o coeficiente de correlação (R) são usados para estimar o desempenho do HMM.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Decomposição da série temporal

A transformada de ondeleta é usada para decompor e extrair a baixa frequência da série temporal de vazão da estação de Sobradinho. A Figura 2a ilustra a série temporal de vazão anual, enquanto a Figura 2b mostra o espectro de potência e a potência média da ondeleta em seus respectivos períodos. Os pontos vermelhos representam os níveis de significância e quais regiões do espectro atendem ao nível de significância. A frequência escolhida neste estudo foi entre 16 e 32 anos por apresentar significância em seu

espectro de potência e na potência média da ondeleta. O período de frequência entre 16-32 anos representa 10,20% da variância explicada da série temporal de vazão. A Figura 3 ilustra a série temporal reconstruída usando a decomposição da transformada de ondeleta. A série foi reconstruída para frequência alta (2-8 anos), média (9-16 anos), baixa (17-32 anos) e o resíduo, que é representado com frequência maior que 32 anos.

Figura 2: (a) Séries temporais da vazão anual do reservatório de Sobradinho; (b) espectro de potência da ondeleta e a potência média da ondeleta durante esse período.

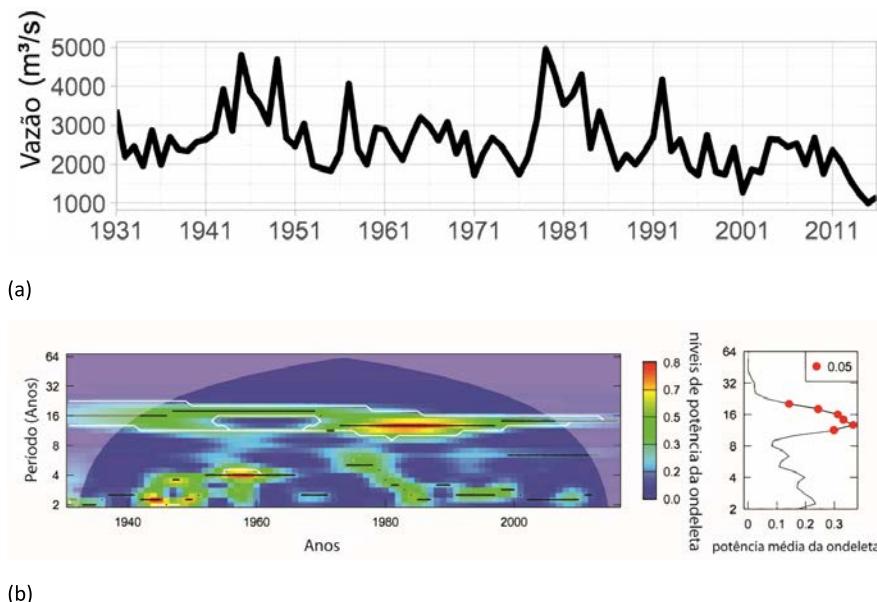
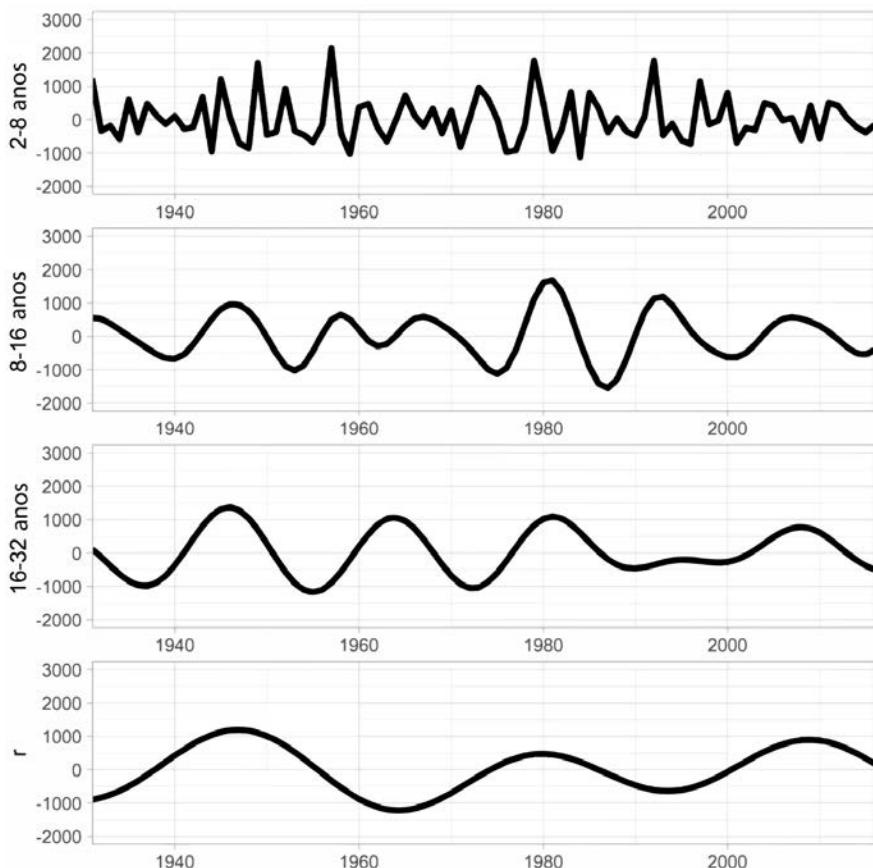


Figura 3: Série temporal reconstruída usando a transformada de ondeleta. O eixo y representa as diferentes frequências selecionadas para um filtro selecionado para a reconstrução da série temporal. A primeira série é a de alta frequência (2-8 anos), a seguir vem a de média frequência (9-16 anos), seguida pela baixa frequência (17-32 anos) e o resíduo, que é a frequência superior a 32 anos.



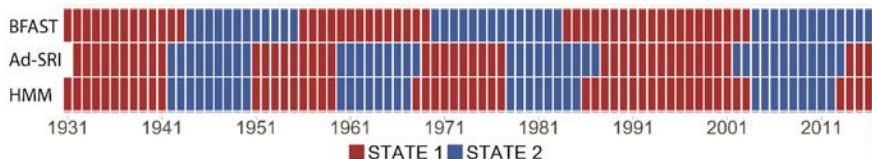
A transformada de ondeleta foi aplicada como uma ferramenta de pré-processamento para extrair características significativas, como a variabilidade de baixa frequência, e para um melhor entendimento sobre as características variáveis no tempo que a série temporal de vazão pode apresentar.

4.2. Detecção dos estados na série de baixa frequência

A identificação de padrões nas séries temporais de baixa frequência ainda é objeto de diferentes métodos, os quais buscam compreender as mudanças nos registros hidrológicos devido ao efeito da variabilidade climática natural e do uso do solo. Uma análise das séries temporais de baixa frequência foi realizada, aplicando os métodos: SRI, BFAST e HMM, com o objetivo de identificar os diferentes estados nas séries temporais.

Na análise Ad-SRI, testou-se três distribuições (Pareto generalizado, Pearson tipo III e gama), e o melhor ajuste para a série de baixa frequência foi Pearson tipo III. O Pearson tipo III também tem sido amplamente utilizado para análises de frequência de vazões (Vicente-Serrano et al., 2012). O BFAST também foi usado para avaliar as mudanças em uma escala de tempo mensal. O modelo não apresentou pontos de mudança sazonais, apenas pontos de mudança de tendência. O algoritmo HMM com dois estados foi ajustado para avaliar a vazão de baixa frequência anualmente. A Figura 4 ilustra as mudanças na dinâmica da banda de baixa frequência da vazão.

Figura 4: Comparação das metodologias de classificação de estados para variabilidade de baixa frequência. A primeira linha é a identificação usando BFAST, depois o Ad-SRI, seguido pela classificação HMM.

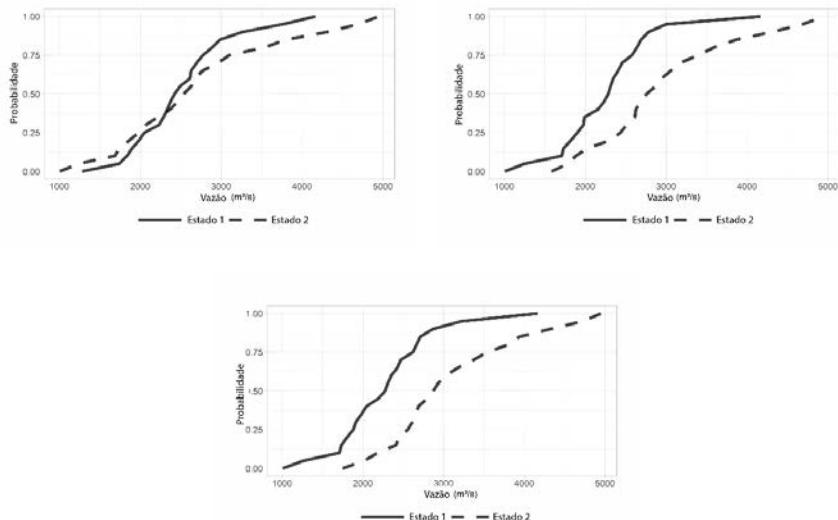


A Figura 4 mostra que as classificações pelos métodos do Ad-SRI e HMM foram muito semelhantes, apresentando um

comportamento cíclico de cerca de sete a nove anos de duração até meados dos anos 80. Nesse período, o Estado 1 do modelo Ad-SRI inicia mais tarde quando comparado com o HMM. A classificação BFAST produziu ciclos mais longos, de aproximadamente 11 a 16 anos, quando comparada com os outros modelos deste estudo. A primeira mudança do estado 1 para o estado 2 ocorreu no início da década de 50 para todos os modelos, enquanto para o BFAST começou cinco anos depois e durou cerca de três anos a mais do que os outros modelos. O BFAST apresenta classificação semelhante aos outros modelos a partir de 1985.

A detecção de mudança de estado na série de baixa frequência mostraram uma separação clara dos estados. Em seguida, a função de distribuição acumulada (FDA) para cada estado foi calculada e plotada usando os dados da série original para verificar se esses períodos seguem uma distribuição estatística semelhante.

Figura 5: A distribuição de probabilidade acumulada da série original para a classificação de estado usando (a) BFAST, (b) Ad-SRI e (c) HMM



A Figura 5 ilustra que os dois estados da série original da FDA não seguem a mesma distribuição. O BFAST não consegue distinguir bem os estados. Os resultados de Ad-SRI e HMM foram semelhantes. O estado dois apresenta uma probabilidade de valores de vazão mais altos do que no estado um em todos os modelos. Consequentemente, os períodos de maiores vazões têm uma probabilidade maior de ocorrer do que os períodos de seca. A baixa frequência mostra um efeito claro no padrão das séries temporais, o que justifica seu estudo como um dos componentes influenciadores do comportamento das séries temporais hidrológicas. Saber que os estados têm uma distribuição de probabilidade diferente e identificar os estados em que o sistema se apresenta dá ao modelador uma grande visão sobre como projetar a série temporal.

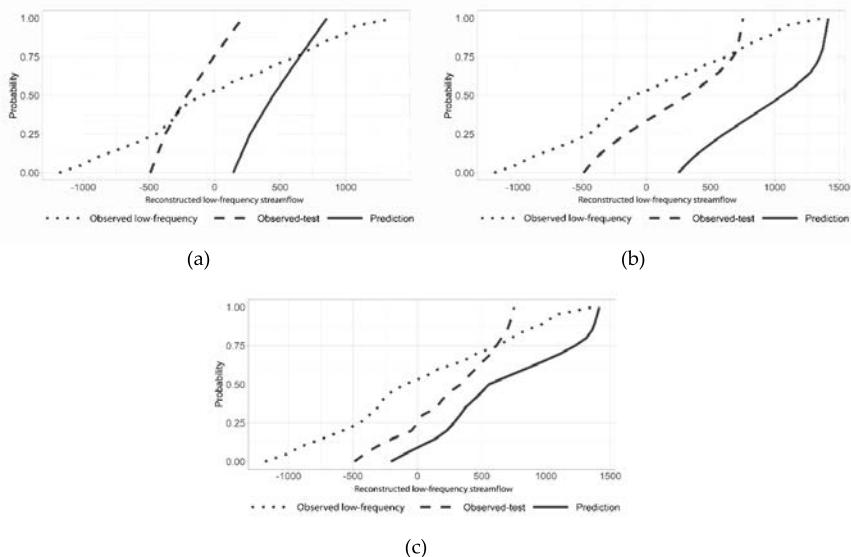
4.3. Projeção da baixa-frequência usando o HMM

O método aplicado para prever a série de temporal de vazão de baixa frequência do reservatório Sobradinho foi baseado no trabalho proposto por Hassan e Nath (2005). Neste caso, o BIC mais baixo foi o critério para escolha do número de estados no HMM. O modelo foi usado para prever períodos de 5, 10 e 15 anos. A Figura 6 mostra as FDAs das vazões de baixa frequência prevista, vazões observadas de baixa frequência para o período de teste, e vazões observadas de baixa frequência de 1931-2016 para a projeção de 5 anos, (b) de 10 anos, e (c) de 15 anos.

Embora os modelos superestimassem os valores de vazão de baixa frequência, eles foram capazes de acompanhar as mudanças no regime de vazões. Em comparação com a média dos períodos de treinamento (1931-2012, 1931-2007 e 1931-2001), os modelos foram capazes de seguir os períodos secos e úmidos melhores do que os valores médios. A Figura 6 apresenta uma melhoria na informação do período seco. A vazão de baixa frequência (1931-2016) tem uma maior probabilidade de vazões médias baixas do que o período de

teste, e a previsão do modelo pode modelar esse comportamento. A série temporal completa (vazão de baixa frequência observadas de 1931 a 2016) apresenta uma variância maior que a observação do teste. O modelo previsto tem a mesma escala que a variância da observação do período de teste.

Figura 6: A distribuição de probabilidade acumulada da vazão de baixa frequência prevista, vazão de baixa frequência observada para o período de teste, e vazão de baixa frequência observada para o período de 1931–2016 para as projeções de (a) 5 anos, (b) 10 anos, e (c) 15 anos.



A Tabela 1 mostra a precisão estatística das previsões por diferentes modelos, indicada pelo RMSE, MAE e R. Valores menores de RMSE e MAE indica previsões mais precisas. Altos valores de R indica um melhor ajuste entre a previsão e a observação. A Tabela 1 mostra que o período de 15 anos teve o menor RMSE e MAE. No entanto, apresentou o menor valor de R também. Os valores do RMSE e MAE ainda estão próximos de 5 anos e 10 anos, com um

aumento de 8% e 17%, respectivamente, para o RMSE. Além disso, houve uma diminuição de 63% para o coeficiente de correlação no período de 15 anos em comparação com as outras projeções.

Tabela 1: Resultados estatísticos da precisão preditiva.

Período de projeção	RMSE	MAE	R
5-anos 647.24		647.18	0.99
10-anos	722.57	721.35	0.99
15-anos	599.83	545.08	0.36

5. DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

A não-linearidade dos sistemas hidrológicos foi reconhecida por muitos anos. O recente desenvolvimento computacional e aquisição de dados nos forneceu ferramentas e novos métodos para o estudo da variabilidade temporal e espacial em variáveis hidrológicas (Stoic et al., 2016). Diferentes estudos (Barreto et al., 2014; Stoic et al., 2016) fornecem evidências de que a série temporal do reservatório do Sobradinho apresenta um comportamento não-linear, particularmente depois da sua construção. Portanto, a transformada de ondeleta foi aplicada neste trabalho como uma ferramenta de pré-processamento para extrair características significativas, como a variabilidade de baixa frequência e para caracterizar a variabilidade no tempo que a série de vazão pode apresentar.

Estudos anteriores indicaram que uma mudança de regime hidrológico pode ocorrer devido a atividades antropogênicas, como a construção da barragem. Neste contexto, a análise da vazão de baixa frequência usando o modelo BFAST mostrou uma mudança em 1986, e para os outros modelos, a mudança começou em 1985.

Observou-se também uma redução nos picos da baixa frequência a partir de 1985. Estas alterações no regime de vazão de baixa frequência podem indicar a influência da barragem de Sobradinho sobre o regime do rio São Francisco. A barragem foi construída entre 1973 e 1979 e começou a funcionar entre 1979 e 1982. De acordo com Santos et al. (2012), as áreas a jusante da barragem Sobradinho apresentaram mudanças significativa na sazonalidade anual de inundações. Embora mais eventos que contribuíram para o aumento da precipitação ocorreram durante o período de 1986-2006, isto não foi refletido nos dados de inundaçao, concluindo que os impactos da barragem combinados com outras captações de água, particularmente para a agricultura, são os principais responsáveis para mudanças nas inundações ao longo do rio São Francisco (Santos et al., 2012). Outras preocupações levantadas para a região são o aumento da quantidade de água removida a partir do rio São Francisco, devido ao aumento da agricultura e remoção de água ilegal do rio (De Jong et al., 2018). Essas ações antrópicas são difíceis de mensurar e causam um grande impacto sobre o rio.

Alguns autores (Marengo et al., 2007; Alves et al., 2013) observaram uma mudança sistemática na série temporal hidrológicos do NEB no final de 1970 e início de 1980 que estão associados com as flutuações naturais, como a variabilidade decadal. Vários estudos apontam que os registros de precipitação sobre a América do Sul apresentam variabilidade decadal e interdecadal. Esta variabilidade da precipitação tem sido associada com anomalias da temperatura da superfície do mar (TSM) tais como a ODP (Stoic et al., 2016; Kayano & Andreoli, 2007) e a OMA (Knight et al., 2006) no NEB. Assim, embora não haja nenhuma correlação aparente entre os índices climáticos e a vazão analisadas de baixa frequência, estas variáveis podem influenciar alguns períodos do comportamento de vazão de baixa frequência e as mudanças presente em variáveis hidrológicas.

Outra perturbação significativa que pode causar alterações no sistema hidrológico são eventos de seca extrema. A seca intensa recente na região do NEB entre o período de 2010-2017 foi uma das piores nas últimas décadas. Pode-se observar uma redução aparente na vazão de baixa frequência. No entanto, na vazão de baixa frequência, a diminuição não é tão intensa. Esse fenômeno pode ser devido à seca ter sido associada com o forte evento de El Niño entre 2015-2016 (Marengo et al., 2017). Essa influência pode estar presente na alta frequência da série temporal (frequência de 2 a 8 anos na Figura 3).

Projeções futuras apontam que as temperaturas no NEB devem aumentar, enquanto as chuvas podem diminuir em, aproximadamente, 25-50% em áreas semiáridas. Consequentemente, as taxas vazões serão reduzidos para vários rios no NEB (Marengo et al., 2017). O potencial hidrelétrico da Bacia do Rio São Francisco será reduzido devido a secas induzidas pelo clima mais frequentes e intensas. A alocação de água e o uso apropriado da terra são ações necessárias para a região. Consequentemente, projeções mais realistas podem ajudar a melhorar a gestão da água na região.

Neste estudo, foi proposto um modelo para prever a vazão de baixa frequência. Três cenários de projeção foram modelados e avaliados utilizando três métricas de desempenho (RMSE, MAE, e R). As previsões para períodos de 5 e 10 anos apresentaram elevados valores de R. Apesar do valor para o período de 15 anos ter sido baixo, o resultado é significativo quando comparado com os resultados fornecidos em Erkyihun et al (2017), cujos autores utilizaram um HMM baseado em informações climáticas, e apresentou um coeficiente de correlação de cerca de 0,26 para um período de 15 anos. Os presentes modelos apresentaram uma melhoria na informação do período seco. A vazão de baixa frequência (1931-2016) tem uma maior probabilidade de valores de vazões abaixo da média do que o

conjunto de dados de teste, e a previsão do modelo pode capturar este comportamento. Esta informação é relevante para o planejamento de recursos hídricos, em particular para o planejamento em situações de escassez hídrica. Além disso, como eventos climáticos extremos tornam-se mais frequentes e ameaçadores é essencial avaliar bacias hidrográficas e preparar estratégias para essas situações.

Identificando diferentes estados também revela o impacto da baixa frequência na série de vazão. Devido à clara separação de estados na análise, observou-se que os padrões têm diferentes distribuições de probabilidade através FDAs. Assim, A variabilidade de baixa frequência condiciona as vazões de um determinado ano. A comparação de modelos neste trabalho fornece uma visão sobre uma versão modificada de um método clássico tal como o SRI e métodos do estado-da-arte, tais como BFAST e HMM utilizados para a identificação de mudanças na série temporal. Avaliar o estado atual da vazão baixa frequência permite a avaliação do risco dinâmico de eventos extremos e uma previsão precisa de vazões. O modelo de previsão do HMM torna-se uma ferramenta para ajudar na gestão e operação deste reservatório.

6. REFERENCIAS

- Alves, B. C. C.; Souza Filho, F. A.; Silveira, C. S. Análise de tendências e padrões de variação das séries históricas de vazões do Operador Nacional do Sistema (ONS). RBRH 2013, 18, 19-34.
- ANA, Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil: regiões hidrográficas do Brasil, 2013, Retrieved in: <https://goo.gl/P87MsI>
- ANA, Plano de Recursos Hídricos da Bacia do Rio São Francisco; 2016, Retrieved in: <https://cbhsaofrancisco.org.br/plano-de-recursos-hidricos-da-bacia-hidrografica-do-rio-sao-francisco/>.
- Bai, J.S.; Perron, P. Computation and analysis of multiple structural change models. JAE 2003, 18, 1-22.

- Bai, J.S.; Perron, P. Estimating and testing linear models with multiple structural changes. *Econometrica* 1998, 66, 47–78.
- Barreto, I. D. C.; Xavier Junior, S. F. A.; Stosic, T. Long-Term Correlations in São Francisco River Flow: The Influence of Sobradinho Dam. *Rev. bras. meteorol.* 2019, 34, 293–300, doi:10.1590/0102-77863340242
- Baum, L.E.; Petrie, T. Statistical Inference for Probabilistic Functions of Finite State Markov Chains. *Ann. Math. Stat.* 1966, 37, 1554–1563.
- Bracken, C.; Rajagopalan, B.; Zagona, E. A hidden Markov model combined with climate indices for multidecadal streamflow simulation. *Water Resour. Res.* 2014, 50, 7836–7846, doi:10.1002/2014WR015567.
- Burn, D.H.; Hag Elnur, M.A. Detection of hydrologic trends and variability. *J. Hydrol.* 2002, 255, 107–122, doi:10.1016/S0022-1694(01)00514-5.
- Cheng, L.; AghaKouchak, A. Nonstationary Precipitation Intensity-Duration-Frequency Curves for Infrastructure Design in a Changing Climate. *Sci. Rep.* 2015, 4, 7093, doi:10.1038/srep07093.
- De Jong, P.; Tanajura, C. A. S.; Sánchez, A. S.; Dargaville, R.; Kiperstok, A.; Torres, E. A. Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. *Sci Total Environ* 2018, 634, 1540–1553.
- Erkyihun, S. T., Zagona, E., & Rajagopalan, B. Wavelet and hidden Markov-based stochastic simulation methods comparison on Colorado River streamflow. *J. Hydrol. Eng.* 2017, 22, 04017033, doi:10.1061/(ASCE) HE.1943-5584.0001538.
- Garreaud, R.D.; Vuille, M.; Compagnucci, R.; Marengo, J. Present-day South American climate. *Palaeogeogr. Palaeoclimatol. Palaeoecol.* 2009, 281, 180–195, doi:10.1016/j.palaeo.2007.10.032.
- Grimm, A.M.; Saboia, J.P.J. Interdecadal Variability of the South American Precipitation in the Monsoon Season. *J. Clim.* 2015, 28, 755–775, doi:10.1175/JCLI-D-14-00046.1.
- Hassan, M. R.; Nath, B. Stock market forecasting using hidden Markov model: a new approach, 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'05), Warsaw, 2005, pp. 192–196, doi:10.1109/ISDA.2005.85.
- Hodson, D.L.R.; Sutton, R.T.; Cassou, C.; Keenlyside, N.; Okumura, Y.; Zhou, T. Climate impacts of recent multidecadal changes in Atlantic Ocean Sea

Surface Temperature: a multimodel comparison. *Clim. Dyn.* 2010, 34, 1041–1058, doi:10.1007/s00382-009-0571-2.

Huo, X.; Lei, L.; Liu, Z.; Hao, Y.; Hu, B.X.; Zhan, H. Application of Wavelet Coherence Method to Investigate Karst Spring Discharge Response to Climate Teleconnection Patterns. *JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc.* 2016, 52, 1281–1296, doi:10.1111/1752-1688.12452.

IPCC, Intergovernmental Panel on Climate Change. *Climate Chang 2007: impacts, adaptation and vulnerability*. Cambridge University Press, Cambridge, 2007.

Jain, S.; Lall, U. Magnitude and timing of annual maximum floods: Trends and large-scale climatic associations for the Blacksmith Fork River, Utah. *Water Resour. Res.* 2000, 36, 3641–3651, doi:10.1029/2000WR900183.

Kayano, M. T.; Andreoli, R. V. Relations of South American summer rainfall interannual variations with the Pacific Decadal Oscillation. *Int J Climatol.* 2007, 27, 531–540, doi:10.1002/joc.1417.

Killick, R.; Eckley, I.A. *changepoint : An R Package for Changepoint Analysis*. *J. Stat. Softw.* 2014, 58, doi:10.18637/jss.v058.i03.

Killick, R.; Fearnhead, P.; Eckley, I.A. Optimal Detection of Changepoints With a Linear Computational Cost. *J. Am. Stat. Assoc.* 2012, 107, 1590–1598, doi:10.1080/01621459.2012.737745.

Knight, J. R.; Folland, C. K.; Scaife, A. A. Climate impacts of the Atlantic multidecadal oscillation. *Geophys. Res. Lett.* 2006, 33, doi:10.1029/2006GL026242.

Kwon, H.-H.; Lall, U.; Khalil, A.F. Stochastic simulation model for nonstationary time series using an autoregressive wavelet decomposition: Applications to rainfall and temperature. *Water Resour. Res.* 2007, 43, doi:10.1029/2006WR005258.

Labat, D. Recent advances in wavelet analyses: Part 1. A review of concepts. *J. Hydrol.* 2005, 314, 275–288, doi:10.1016/j.jhydrol.2005.04.003.

Liu, Y.; Ye, L.; Qin, H.; Hong, X.; Ye, J.; Yin, X. Monthly streamflow forecasting based on hidden Markov model and Gaussian Mixture Regression. *J. Hydrol.* 2018, 561, 146–159, doi:10.1016/j.jhydrol.2018.03.057.

Luiz Silva, W.; Xavier, L.N.R.; Maceira, M.E.P; Rotunno, O. C. Climatological and hydrological patterns and verified trends in precipitation and streamflow in the basins of Brazilian hydroelectric plants. *Theor Appl Climatol.* 2019, 137, 353–371, doi:10.1007/s00704-018-2600-8.

- Lystig, T.C.; Hughes, J.P. Exact Computation of the Observed Information Matrix for Hidden Markov Models. *J. Comput. Graph. Stat.* 2002, 11, 678–689, doi:10.1198/106186002402.
- Mallya, G.; Tripathi, S.; Kirshner, S.; Govindaraju, R.S. Probabilistic Assessment of Drought Characteristics Using Hidden Markov Model. *J. Hydrol. Eng.* 2013, 18, 834–845, doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000699.
- Marengo, J. A.; Torres, R. R.; Alves, L. M. Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. *Theor. Appl. Climatol.* 2017, 129, 1189–1200, doi:10.1007/s00704-016-1840-8.
- Marengo, J. A.; Valverde, M. C. Caracterização do clima no Século XX e Cenário de Mudanças de clima para o Brasil no Século XXI usando os modelos do IPCC-AR4. *Revista Multiciênciam* 2007, 8, 5–28.
- Marengo, J.A.; Tomasella, J.; Uvo, C.R. Trends in streamflow and rainfall in tropical South America: Amazonia, eastern Brazil, and northwestern Peru. *J. Geophys. Res. Atmos.* 1998, 103, 1775–1783, doi:10.1029/97JD02551.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., Kleist, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In Proceedings of the Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology; Boston, MA: American Meteorological Society, 1993; pp. 179–183.
- Mendes, L.A.; de Barros, M.T.L.; Zambon, R.C.; Yeh, W.W.-G. Trade-Off Analysis among Multiple Water Uses in a Hydropower System: Case of São Francisco River Basin, Brazil. *J. Water Resour. Plan. Manag.* 2015, 141, 04015014, doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000527.
- Milly, P.C.D.; Betancourt, J.; Falkenmark, M.; Hirsch, R.M.; Kundzewicz, Z.W.; Lettenmaier, D.P.; Stouffer, R.J. Stationarity Is Dead: Whither Water Management? *Science*. 2008, 319, 573–574, doi:10.1126/science.1151915.
- Milly, P.C.D.; Dunne, K.A.; Vecchia, A. V. Global pattern of trends in streamflow and water availability in a changing climate. *Nature* 2005, 438, 347–350, doi:10.1038/nature04312.
- Nalley, D.; Adamowski, J.; Khalil, B.; Biswas, A. Inter-annual to inter-decadal streamflow variability in Quebec and Ontario in relation to dominant large-scale climate indices. *J. Hydrol.* 2016, 536, 426–446, doi:10.1016/j.jhydrol.2016.02.049.
- Nourani, V.; Baghanam, A.H.; Adamowski, J.; Gebremichael, M. Using self-organizing maps and wavelet transforms for space-time pre-processing

of satellite precipitation and runoff data in neural network based rainfall-runoff modeling. *J. Hydrol.* 2013, 476, 228–243, doi:10.1016/j.jhydrol.2012.10.054.

Oliveira, V. G.; LIMA, C. H. R. Multiscale streamflow forecasts for the Brazilian hydropower system using bayesian model averaging (BMA). *RBRH* 2016, 21, 618–635, doi: 10.1590/2318-0331.011616032.

Rabiner, L.R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proc. IEEE* 1989, 77, 257–286, doi:10.1109/5.18626.

Rosch, A.; Schmidbauer, H. WaveletComp 1.1: A guided tour through the R package 2016.

Salas, J.D.; Obeysekera, J. Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events. *J. Hydrol. Eng.* 2014, 19, 554–568, doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000820.

Santos, H. D. A.; dos Santos P., P.; Kenji, D. O. L. Changes in the flood regime of São Francisco River (Brazil) from 1940 to 2006. *Reg. Environ. Change* 2012, 12, 123–132, doi: 10.1007/s10113-011-0240-y

Shukla, S.; Wood, A.W. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. *Geophys. Res. Lett.* 2008, 35, L02405, doi:10.1029/2007GL032487

Silveira, C. da S.; Alexandre, A.M.B.; Souza Filho, F. de A. de; Vasconcelos Junior, F. das C.; Cabral, S.L. Monthly streamflow forecast for National Interconnected System (NIS) using Periodic Auto-regressive Endogenous Models (PAR) and Exogenous (PARX) with climate information. *RBRH* 2017, 22, doi:10.1590/2318-0331.011715186.

Stagge, J.H.; Tallaksen, L.M.; Gudmundsson, L.; Van Loon, A.F.; Stahl, K. Candidate Distributions for Climatological Drought Indices (SPI and SPEI). *Int. J. Climatol.* 2015, 35, 4027–4040, doi:10.1002/joc.4267.

Stosic, T.; Telesca, L.; Ferreira, D. V. S.; Stosic, Borko. Investigating anthropically induced effects in streamflow dynamics by using permutation entropy and statistical complexity analysis: A case study. *J. Hydrol.* 2016, 540, 1136–1145, doi:10.1016/j.jhydrol.2016.07.034.

Tanajura, C. A. S.; Genz, F.; Araújo, H. A. Mudanças climáticas e recursos hídricos na Bahia: validação da simulação do clima presente do HadRM3P e comparação com os cenários A2 e B2 para 2070-2100. *Rev. bras. meteorol.* 2010, 25, 345–358, doi:10.1590/S0102-77862010000300006.

- Tang, Q., Oki, T., & Dai, A. Historical and future changes in streamflow and continental runoff. In Terrestrial Water Cycle and Climate Change: Natural and Human-Induced Impacts. American Geophysical Union. 2016, 17-37, doi:10.1002/9781118971772.ch2.
- Torrence, C.; Compo, G.P. A Practical Guide to Wavelet Analysis. Bull. Am. Meteorol. Soc. 1998, 79, 61–78, doi:10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2.
- Verbesselt, J.; Hyndman, R.; Newnham, G.; Culvenor, D. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. Remote Sens. Environ. 2010, 114, 106–115.
- Vicente-Serrano, S. M.; López-Moreno, J. I.; Beguería, S.; Lorenzo-Lacruz, J.; Azorin-Molina, C.; Morán-Tejeda, E. Accurate computation of a streamflow drought index. J. Hydrol. Eng. 2012, 17, 318–332.
- Vicente-Serrano, S.M.; Beguería, S.; López-Moreno, J.I. A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. J. Clim. 2010, 23, 1696–1718, doi:10.1175/2009JCLI2909.1.
- Visser, I. Seven things to remember about hidden Markov models: A tutorial on Markovian models for time series. J. Math. Psychol. 2011, 55, 403–415, doi:10.1016/j.jmp.2011.08.002.
- Wang, F.; Zhao, G.; Mu, X.; Gao, P.; Sun, W. Regime Shift Identification of Runoff and Sediment Loads in the Yellow River Basin, China. Water 2014, 6, 3012–3032, doi:10.3390/w6103012.
- Wang, Z.; Qiu, J.; Li, F. Hybrid models combining EMD/EEMD and ARIMA for Long-term streamflow forecasting. Water 2018, 10, 853; doi:10.3390/w10070853
- Zhao, G.; Li, E.; Mu, X.; Rayburg, S.; Tian, P. Changing trends and regime shift of streamflow in the Yellow River basin. Stoch Environ Res Risk Assess 2015, 29, 1331–1343, doi:10.1007/s00477-015-1058-9
- Zucchini, W.; MacDonald, I.L.; Langrock, R. Hidden Markov Models for Time Series, 2nd ed Chapman and Hall/CRC, 2016.

UMA ESTRUTURA MULTI-MODELO PARA PREVISÃO DE ESCOAMENTO BASEADA EM MODELOS ESTOCÁSTICOS: UMA APLICAÇÃO PARA O ESTADO DO CEARÁ, BRASIL

*Larissa Zaira Rafael Rolim
Francisco de Assis de Souza Filho
Casey Brown*

1. INTRODUÇÃO

Uma previsão precisa e confiável de vazões de longo prazo em escalas mensais, anuais, interanuais ou mesmo decadais pode ser uma ferramenta de grande importância na gestão de sistemas hídricos e na alocação de água (Liang et al., 2018; Singh, 2016; Wang et al., 2019). Especialmente, em sistemas sob estresse significativo devido à escassez hídrica superficial e subterrânea, e onde a variabilidade em escala decadal é proeminente (Szolgayova et al., 2014). No entanto, a previsão de variáveis hidrológicas também é um desafio devido aos seus processos não-lineares, não-estacionários, e características em diferentes escalas, que podem ser afetadas diretamente pelas mudanças climáticas e atividades antropogênicas (Nazir et al., 2019; Wang et al., 2019; Wen et al., 2019). A previsão de longo prazo de vazões tem ganhado destaque recente, particularmente, para melhorar a operação do sistema hidrelétrico (Rolim e Souza Filho, 2020), para a previsão de seca (Khan et al., 2020; Kisi et al., 2019), e muitas outras práticas relacionadas ao uso da água (Dariane et al., 2018). Portanto, a previsão de vazões de longo prazo (5-20 anos) é

importante para hidrólogos e gestores de recursos hídricos maximizarem o potencial de uso da água por longos períodos (Erkyihun et al., 2017; Meng et al., 2019; Mishra e Singh, 2010; Wen et al., 2019).

Diversas abordagens foram desenvolvidas para simular e prever séries temporais de vazões para períodos mais prolongados. Os modelos existentes podem ser colocados em duas categorias: modelos orientados por processos físicos e modelos orientados por dados (He et al. 2014; Zhang et al. 2018). Normalmente, os modelos físicos exigem estruturas complexas, requisitos de cálculo extensos, conhecimento preciso dos processos físicos, grande quantidade de dados hidrológicos e meteorológicos e até mesmo altos níveis de especialização hidrológica por parte dos modeladores (Liang et al., 2018; Yang et al., 2020). Modelos físicos têm sido amplamente aplicados para prever séries temporais hidrológicas e consideram o mecanismo físico dos processos hidrológicos. No entanto, ainda há um grande debate em torno desses modelos centrados quanto a questões como a adequação das parametrizações dos processos, limitações e incertezas dos dados e restrições computacionais na análise dos modelos (Clark et al., 2017). Como alternativa, os métodos orientados a dados têm atraído grande atenção devido a sua formulação simples, a necessidade de menos dados, simulação rápida e flexibilidade na modelagem de processos não-lineares em comparação com modelos físicos (Meng et al., 2019; Nazir et al., 2019; Wen et al., 2019). Além disso, os modelos físicos precisam de informações e dados para uma análise completa e isso pode ser um processo longo e caro, enquanto os modelos baseados em dados não requerem levantamentos de campo ou considerações físicas e podem representar com precisão processos não-lineares, por exemplo, as variações temporais em séries de vazões (Saraiva et al., 2021).

Um dos principais tipos de modelos orientados a dados é o modelo estocástico tradicional, cujas taxas de sucesso sempre incentivaram os hidrólogos a implementar estes modelos (Remesan

e Mathew, 2016). Os modelos estocásticos foram desenvolvidos extensivamente desde 1960, começando com geração de séries sintéticas de vazão (Thomas e Fiering, 1962). Durante a década de 1980 e início de 1990, os estudos focaram principalmente nas aplicações de métodos paramétricos em hidrologia, modelos como os autorregressivos (AR) e modelos autoregressivos de médias móveis (ARMA), que assumem a série como estacionária ou ciclo estacionária (Salas e Obeysekera, 1982). Essas suposições provavelmente não refletem as características dos registros de vazão de longo prazo. De acordo com Erkyihun et al. (2017), um modelo AR ajustado pode ser usado para fazer previsões de curto e longo prazo (1–20 anos); no entanto, a suposição de estacionariedade dos modelos AR limita sua capacidade de capturar a não-estacionariedade. Posteriormente, modelos de séries temporais como modelos autoregressivos com variáveis exógenas (ARX) e modelos autoregressivos de médias móveis com variáveis exógenas (ARMAX) também mostraram habilidades de previsão satisfatórias e implementação bastante fácil. Além disso, de posse de séries temporais mais longas, a variabilidade em escala decadal tornou-se um componente proeminente nas séries temporais. Portanto, métodos de modelagem e previsão aprimorados foram desenvolvidos, como modelos de simulação de série temporal não-paramétricos (Lall, 1995), análise de espectro singular (SSA) para analisar a variabilidade temporal de séries temporais de temperatura (Dettinger et al., 1995), abordagens semi-paramétrica para previsão de vazão em várias estações utilizando precursores climáticos (Souza Filho e Lall, 2003) e modelos de simulação de séries temporais baseados na transformada de ondeleta junto como o modelo autoregressivo (WARM) introduzido por Kwon et al. (2007).

Para incorporar a não-estacionariedade e a não-linearidade presentes em séries temporais hidrológicas, muitos algoritmos híbridos, que são técnicas de pré-processamento de dados

combinadas com modelos de previsão, foram aplicados (Chou e Wang, 2004; Humphrey et al., 2016; Meng et al., 2019; Wang et al., 2019). Muitas ferramentas de multi-resolução foram aplicadas para decompor sinais das séries, como a função da transformada de Fourier, a transformada de ondeleta (WT), análise de espectro singular e análise de componente principal. WT tornou-se recentemente mais amplamente aplicada em hidrologia porque supera as principais desvantagens da análise de Fourier, que são o domínio infinito das ondas seno e cosseno e a falta de localização de frequência de tempo (Chou e Wang, 2004; Erkyihun et al., 2017; Guo et al., 2011; Kasiviswanathan et al., 2016; Kwon et al., 2007; Meng et al., 2019; Nourani et al., 2011, 2009; Peng et al., 2017). Embora a WT trate da não-linearidade e da não-estacionariedade com sucesso, as desvantagens no desempenho do método permanecem. O método WT requer a escolha da ondeleta mãe, na qual não há regra para selecionar uma função da ondeleta ótima ou definir um limite de processamento adequado para as frequências a serem modeladas.

Métodos alternativos como o modo de decomposição empírico (EMD) (Huang et al., 1998), o ensemble EMD (EEMD) (Wu e Huang, 2009) e o ensemble completo EMD com ruído adaptativo (CEEMDAN) (Torres et al., 2011) foram propostos para resolver os problemas relacionados a análise de multi-resolução dos dados. Os métodos não requerem que o usuário pré-determine uma banda de frequência, tornando-o um processo auto-adaptativo. O conjunto de decomposições de modo empírico são ferramentas baseadas em dados que decompõem os dados não-lineares e não-estacionários de forma adaptativa em vários componentes oscilatórios chamados de decomposição de modo intrínseco (IMF) e um resíduo. Nas últimas décadas, esses métodos ganharam popularidade para analisar séries temporais hidro meteorológicas, especialmente acoplados com outros métodos orientados a dados, como máquina de vetor de

suporte e máquina de aprendizado extremo (Adarsh e Reddy, 2018; Meng et al., 2019; Nazir et al., 2019; Wen et al., 2019).

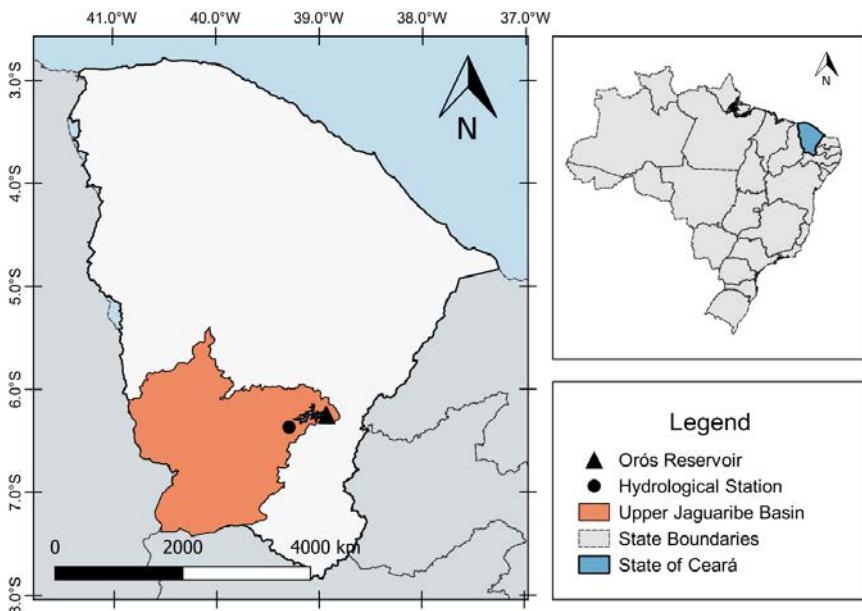
O sucesso dos sistemas de previsão hidrológica depende de previsões precisas em prazos de previsão mais longos. Assim, o objetivo principal do presente estudo é propor uma estrutura de modelos múltiplos incluindo modelos híbridos para prever a vazão média anual de longo prazo (5-20 anos). Muitos estudos recentes têm se concentrado na aplicação de técnicas de pré-processamento junto com o modelo baseado em dados para melhorar as previsões de longo prazo. No entanto, apesar de uma grande quantidade de literatura sobre o desempenho desses modelos, nenhuma conclusão definitiva foi feita sobre qual modelo tem melhor desempenho na previsão de vazão de longo prazo. Além disso, muitos dos métodos desenvolvidos requerem uma grande quantidade de dados. No caso da modelagem da vazão anual, abordada neste estudo, o uso dessa escala de tempo facilita a modelagem em regiões com escassez de dados. Buscamos a simplificação do multi-modelo proposto através da utilização do LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) de forma a reduzir a subamostra do multi-modelo e incorporar modelos que contabilizem a incerteza e considerem os ganhos que cada um pode trazer a análise da previsão. Além disso, avaliaremos essas abordagens híbridas separadamente. Os modelos híbridos selecionados foram o modelo WARM, o modelo da transformada de ondeleta junto ao modelo oculto de Markov (WHMM), a decomposição do modo empírico de conjunto completo com ruído adaptativo junto ao modelo autoregressivo (CEEMDAN-AR) e a decomposição do modo empírico de conjunto completo com ruído adaptativo junto ao modelo oculto de Markov (CEEMDAN-HMM). As habilidades de previsão dos modelos são analisadas para diferentes janelas de previsão (5, 10, 15 e 20 anos) para avaliar o desempenho do modelo e a melhoria dos métodos existentes para previsão de longo prazo para fins de planejamento e gerenciamento de recursos hídricos.

2. ÁREA DE DADOS E ESTUDO

2.1. Área de estudo

A bacia do Alto Jaguaribe (UJB) está localizada no sul do Estado do Ceará, Brasil. A UJB é formada por 24 municípios com aproximadamente meio milhão de habitantes. Sua área de captação se estende por mais de 24.000 km² e está localizada dentro do “polígono da seca” do semiárido brasileiro. A saída da bacia é controlada pelo reservatório Orós, que foi construído em 1961 e tem capacidade de armazenamento de 1,94 bilhão de m³. O regime de chuvas é regido principalmente pela Zona de Convergência Intertropical, com precipitação média anual na região de cerca de 780 mm. Em contraste, a taxa de evaporação anual é três vezes maior (2500 mm). A redução da cobertura vegetal e a alta variabilidade temporal das chuvas levam a rios efêmeros ou intermitentes (Gaiser et al., 2003). A elevação da bacia hidrográfica varia de 200 a 800 metros acima do nível do mar com gradientes de declive de menos de 1% em 86% da área de captação e gradientes de declive maiores que 10% em apenas 4% da área de captação (Malveira et al., 2011). A área é altamente afetada pela baixa confiabilidade do rendimento hídrico, principalmente devido às secas recorrentes (cuja probabilidade de ocorrência é próxima a 10%) (Lima Neto et al., 2011). Portanto, a vazão é um índice crucial cuja análise e projeção são de considerável importância para a alocação de recursos hídricos nesta região.

Figura 1: Área de estudo e localização da estação hidrológica.



2.2. Dados

Os dados de vazão anual da estação hidrológicas de Iguatu na UJB foram empregados neste estudo. A estação tem dados de vazão mensais variando de janeiro de 1937 a dezembro de 2016. A série tem 21 meses com dados ausentes. As características estatísticas da vazão anual na estação hidrológica são exibidas na Tabela 1:

Tabela 1: Informações estatísticas dos dados de vazão observados no reservatório

Estação	Max (m ³ /s)	Min (m ³ /s)	Mediana (m ³ /s)	Média (m ³ /s)	Variância (m ³ /s)	Desvio Padrão (m ³ /s)	Coeficiente de Variação
Iguatu	172.20	0.00	11.58	21.73	946.44	30.76	1.41

3. MÉTODOS

Os métodos do multi-modelo proposto para prever a vazão média anual de longo prazo (5-20 anos), e os modelos individuais são descritos a seguir. Na primeira etapa, diferentes técnicas de decomposição (WT e CEEMDAN) são aplicadas a série temporal de vazão para decompor as séries em frequências pré-determinadas e em IMFs, respectivamente. O AR e o HMM são empregados para prever cada um dos IMFs e dos componentes da decomposição WT. Na etapa de previsão, o procedimento é repetido várias vezes para gerar um conjunto de sequências de previsão de vazão, cada um com o comprimento da projeção desejada e a mediana é usada para comparar a métrica com os outros métodos. A seguir, as séries de previsões são somadas. Finalmente, o multi-modelo foi ajustado usando um modelo de regressão para escolher os modelos que seriam responsáveis por uma previsão mais precisa da vazão de longo prazo. O desempenho do multi-modelo foi comparado com todos os modelos analisados para verificar se o modelo considerava melhor as incertezas presentes na série temporal de vazão. Seu desempenho foi avaliado por meio do erro quadrático médio (RMSE), erro absoluto médio (MAE), coeficiente de correlação (R) e eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE).

3.1. Decomposição em modo empírico de conjunto completo com ruído adaptativo (CEEMDAN)

A decomposição CEEMDAN é uma adaptação do modo de decomposição empírico (EMD). No método EMD, o modelo decompõe uma determinada série temporal em várias funções de modo intrínsecas (IMFs), que representam os modos de frequência e um resíduo. Para decompor a série temporal, o modelo deve satisfazer as condições de admissibilidade que são: (i) o número de extremos e cruzamentos de zero no sinal diferem no máximo por uma unidade,

e (ii) o valor médio dos limites superior e inferior das IMFs é trivial em qualquer ponto. Uma descrição completa do método EMD pode ser encontrada em Huang et al. (Huang et al., 1998).

Para superar algumas limitações exibidas no processo EMD, Wu e Huang (2009) propuseram uma abordagem de conjunto chamada EEMD, que decompõe um sinal adicionando diferentes realizações de ruído branco ao sinal original, e os modos definitivos são definidos como médias dos IMFs obtidos através da EMD em um conjunto de tentativas. Limitações ainda podem prevalecer, como problemas de mistura de modos na série reconstruída. Assim, um novo método denominado CEEMDAN foi proposto por Torres et al. (2011). No método CEEMDAN, o processo de decomposição começa pelo método EMD, onde a série é separada em várias IMFs e resíduos até que um critério de parada seja atingido. Essa decomposição é realizada em uma parcela separada da série. Em seguida, a verdadeira IMF é adquirida calculando a média das IMFs correspondentes baseadas no método EMD com um conjunto de testes com ruído branco adicionado à entrada do modelo original. Um ruído controlado é adicionado a cada estágio da decomposição com um resíduo único para cada IMF, levando a um erro desprezível (Antico et al., 2014). Define-se o operador $Ej(\cdot)$ que, dado um sinal, produz o j -ésimo modo obtido pela EMD. Seja w^i um ruído branco com $\mathcal{N}(0, 1)$. O método CEEMDAN é representado da seguinte forma (Torres et al., 2011):

Etapa 1: Decomposição das I -realizações de $x + B_0 w^i$ pelo método EMD e cálculo do primeiro modo intrínseco:

$$\widehat{IMF}_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_1^i = IMF_1 \quad (1)$$

Etapa 2: O primeiro resíduo é calculado mantendo $k=1$

$$r_1 = x - \widehat{IMF}_1 \quad (2)$$

Etapa 3: A segunda IMF é calculada por:

$$\widetilde{IMF}_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1 + \beta_1 E_1(w^i)) \quad (3)$$

Etapa 4: Para $k=2$ até $k = K$, calcula-se o enésimo resíduo

$$r_k = r_{(k-1)} - IMF_k \quad (4)$$

Etapa 5: Decomponha as realizações até os seus primeiros modos da EMD e defina o modo $(k+1)$ como:

$$\widetilde{IMF}_{(k+1)} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k + \beta_k E_k(w^i)) \quad (5)$$

Etapa 6: Incremente o valor de k e decomponha a próxima realização até que o resíduo não constitua pelo menos dois extremos. O resíduo final satisfaz o seguinte:

$$R = x - \sum_{k=1}^K \widetilde{IMF}_k \quad (6)$$

Onde K é o número máximo de modos.

No CEEMDAN, o nível de ruído adicionado é determinado pelo parâmetro β_k . Embora diferentes valores de β_k possam ser definidos para diferentes modos, usou-se um valor fixo desse parâmetro para obter todos os modos. Estudos anteriores sugerem 100 como um número suficiente de conjuntos (Ren et al., 2015), assim esse valor foi aplicado neste estudo. O processo CEEMDAN é facilitado usando o pacote hht (Bowman e Lees, 2013) no software R.

3.2. Transformada de ondeleta (WT)

A transformada de ondeleta é um método amplamente aplicado para fenômenos periódicos em séries temporais não estacionárias. A transformada de ondeleta é uma decomposição local no tempo e na frequência por meio de uma análise em diferentes escalas (Meng et al., 2019; Torrence e Compo, 1998). O método divide a série temporal em um subconjunto de ondeletas contínuas ou discretas, onde cada sub-sinal desempenha uma função diferente

e tem um comportamento único. Uma revisão mais detalhada pode ser encontrada em Labat (2005) e Sang (2013).

WT tem sido usado como uma ferramenta de decomposição para analisar séries temporais de vazões em muitos estudos (Danan-deh et al., 2013; Kwon et al., 2007; Meng et al., 2019; Pathak et al., 2016; Sun et al., 2019). A ondeleta de Morlet foi aplicada às séries temporais, e o pacote WaveletComp em R (Rosch e Schmidbauer, 2016) foi utilizado neste estudo.

3.3. Modelo Oculto de Markov

Um modelo oculto de Markov é um modelo estocástico usado para representar dependências entre estados ocultos sucessivos, cada um dos quais está associado a estados observados por uma distribuição de probabilidade. O modelo compreende duas partes: um processo de parâmetros não observados $\{S_t: t = 1, 2, \dots\}$, que satisfaz a propriedade de Markov, e um processo dependente do estado $\{X_t: t = 1, 2, \dots\}$, de forma que, quando S_t é conhecido, a distribuição de X_t depende apenas do estado atual S_t e não de estados ou observações anteriores. A forma geral do HMM pode ser representada como:

$$\Pr(S_t | S^{(t-1)}) = \Pr(S_t | S_{t-1}), \quad t = 2, 3, \dots, T \quad (7)$$

$$\Pr(X_t | X^{(t-1)}, S^t) = \Pr(X_t | S_t), \quad t \in \mathbb{N} \quad (8)$$

As transições entre os estados ocultos são governadas por probabilidades denotadas como probabilidades de transição. Eles são denotados pela matriz $A(t)$. Ao lidar com os parâmetros de transição em A , deve-se definir o estado inicial ou as probabilidades anteriores π que definem onde o processo começa.

$$P(S_t = 1, S_t = 2, \dots, S_t) = \pi A^{t-1} \quad (9)$$

O HMM consiste em um trio de parâmetros (A, B, π) , que são a matriz de probabilidade de transição de estado, o vetor de

parâmetros dos modelos de resposta e as probabilidades de estado inicial. Os parâmetros ótimos do modelo são determinados por meio de um processo iterativo usando o algoritmo de maximização de expectativa (EM), que é usado para aprender os parâmetros. Empregamos o algoritmo EM para encontrar uma estrutura eficiente para maximizar a função de verossimilhança no HMM. O algoritmo de Viterbi é implementado para decodificar as sequências de observação em sequências de estados ocultos.

3.4. Estrutura Multi-Modelo

O CEEMDAN foi adotado para decompor as séries de vazões médias anuais que consistiam em uma série de resíduo e várias IMFs. Em seguida, as séries residuais e as IMFs foram modelados pelo HMM, respectivamente. A previsão foi baseada no trabalho de Hassan e Nath (2005), onde a diferença da vazão entre os anos é calculada para projetar a vazão futura. Esta diferença é estimada multiplicando-se a probabilidade de estar em um estado anterior pela média do seu respectivo estado e, a seguir, os valores são somados. Depois que a previsão para cada IMF é feita, a soma da saída da previsão das subséries compõe a série de vazão anual. Além disso, o CEEMDAN também foi acoplado a um modelo AR.

O WT é usado para decompor as séries temporais acompladas com os modelos HMM e AR. Na etapa de previsão, o procedimento é repetido várias vezes para gerar um conjunto de sequências de previsão de vazão e a mediana das previsões é calculada. Os boxplots com os resultados da etapa de previsão para cada modelo estão resumidos nas Figuras A.1 a A.6. Além disso, os modelos de previsão híbridos foram acoplados por meio do uso da regressão LASSO desenvolvida por Tibshirani (1996). A abordagem LASSO restringe o número de variáveis adicionando um termo de penalidade no valor absoluto dos coeficientes de regressão, o que resulta em alguns

coeficientes sendo definidos exatamente como zero. A regressão foi realizada usando o pacote *glmnet* em R (Friedman et al., 2010). O modelo de regressão associado ao valor de penalidade que resultou no menor erro médio de validação cruzada foi selecionado.

O RMSE, MAE, R e NSE foram empregados como métricas de avaliação para medir o desempenho do HMM, AR, WARM, WHMM, CEEMDAN-HMM, CEEMDAN-AR e o multi-modelo. Na avaliação, os valores alvo para o R e o NSE são próximos de 1, e para o MAE e o RMSE próximos de 0. O RMSE é um índice de erro ideal usado para avaliar a adequação global de valores de vazão altos, enquanto o MAE fornece uma medida geral mais equilibrada dos erros, e o NSE avalia o poder do modelo hidrológico (Wang et al. 2019; Wen et al. 2019). Enquanto isso, o diagrama de dispersão e o diagrama de Taylor também foram empregados para avaliar o desempenho desses modelos no presente estudo.

A previsão para diferentes janelas de tempo (5, 10, 15 e 20 anos) da série de vazão média anual dos modelos foi comparada com o intuito de analisar qual será o efeito nos resultados da modelagem se o comprimento do conjunto de dados for alterado. A Tabela 2 resume o período de treinamento do modelo e a janela de previsão.

Tabela 2: Período do treinamento e da previsão

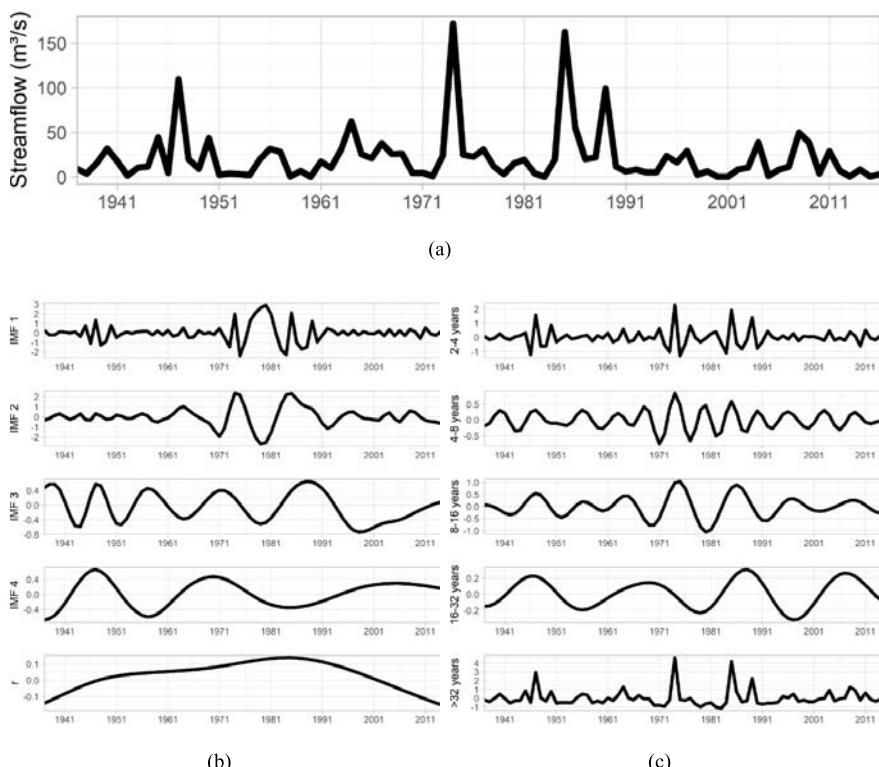
Janela de previsão	Período de treino	Período de validação
5 anos	1937 – 2011	2012-2016
10 anos	1937 – 2006	2007-2016
15 anos	1937 – 2001	2002-2016
20 anos	1937 – 1996	1997-2016

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Decomposição da série original

A vazão anual foi decomposta pelo CEEMDAN e pelo WT. Os resultados da decomposição da série temporal anual são exibidos na Figura 3. A série de vazão foi decomposta em quatro IMFs e um resíduo com base no CEEMDAN. O IMF1 (Figura 3b) é um componente extremamente irregular da série. Enquanto isso, o padrão altamente irregular também pode ser encontrado na frequência de WT de 2 a 4 anos na Figura 3c.

Figura 2: (a) Série temporal original de vazão anual, (b) resultados da decomposição para o reservatório de Orós usando CEEMDAN e (c) resultados da decomposição para o reservatório de Orós usando WT.



A Figura 2b mostra que a tendência dos termos residuais se torna mais aparente usando o método CEEMDAN. Enquanto isso, a última subsérie da decomposição por WT ainda contém componentes periódicos. Essa característica pode ser devida à falta de um mecanismo físico durante o processo de decomposição da ondeleta. Meng et al (2019) encontraram resultados semelhantes ao comparar a decomposição de séries temporais de vazão aplicando um EMD modificado, o EMD e a WT. O valor residual no método CEEMDAN apresenta uma tendência de queda, que está intimamente relacionada ao aumento da demanda de água. Além disso, os dados originais apresentam uma tendência de queda significativa após a construção do reservatório em 1961. Portanto, prever a vazão com precisão é vital para fornecer as informações necessárias às partes interessadas buscando um planejamento de curto e longo prazo para os recursos hídricos na região.

Além disso, para analisar as possíveis persistências presentes nas frequências mais baixas da série, aplicou-se uma ondeleta cruzada e uma análise de coerência com índices climáticos conhecidos que impactam diretamente na variabilidade da precipitação da região estudada. A Transformada de Ondeleta Cruzada (XWT) é usada para calcular as potências coincidentes entre duas séries temporais. A coerência da transformada de ondeleta (WTC) é usada para identificar as bandas de frequência e os intervalos de tempo em que as duas séries estão relacionadas (Rocha et al., 2019). Informações adicionais sobre a descrição do XWT e WTC podem ser encontradas em Torrence e Webster (1999) e Tang et al. (2014).

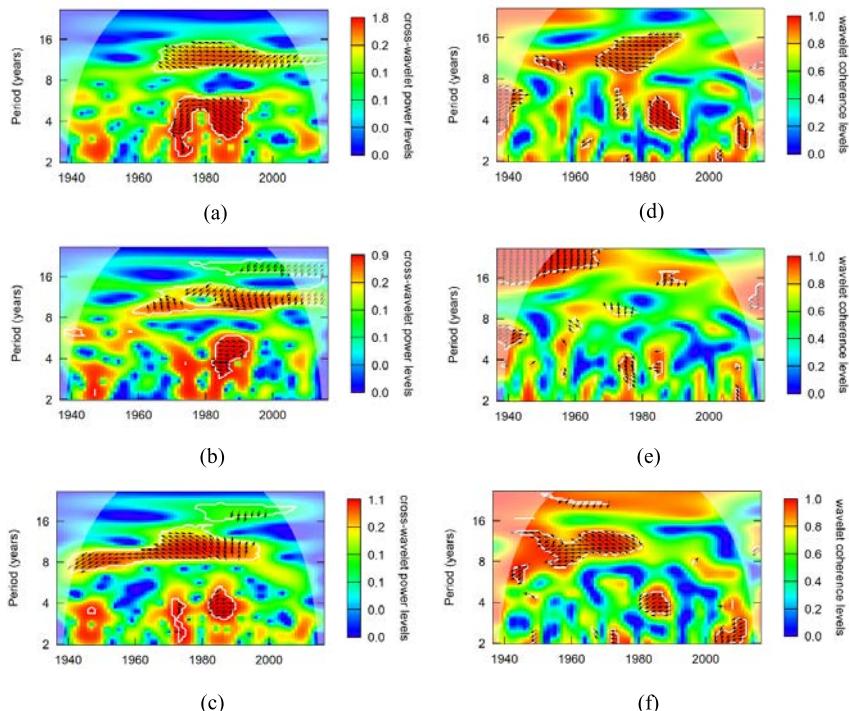
Na análise do XWT para a série temporal de vazão e índice de anomalia Niño 3.4 (Figura 3a), os resultados mostram que eles compartilham áreas em comum no espectro de potência no período de 4-8 anos entre os anos 1970-1990, começando como fora de fase. Outra área comum é observada na banda de 8-16 anos, de 1965 até o final da série, apresentando um comportamento fora de fase.

Na análise de XWT para vazão e a PDO (Figura 3b), ambas as variáveis compartilham áreas em comum no espectro de energia nos períodos de 4-8 anos entre 1980 e 1990, começando fora de fase com a vazão liderando. O período de 8-16 anos também mostra uma área comum na década de 1960 até o final da série, começando fora de fase. Nos anos 80 e 90, os índices estão em fase e depois voltam para fora de fase. A partir da década de 90, existe uma área comum na frequência acima de 16 anos que apresenta comportamento defasado.

Ao contrário dos outros índices analisados anteriormente, para vazão e a AMO (Figura 3c), existem áreas comuns no espectro de potência nos períodos de 8-16 anos desde o início da série até o final dos anos 90, começando fora de fase, em seguida, permanecendo em uma fase positiva. Semelhante a PDO, a análise da AMO iniciada nos anos 90 mostra uma área comum no espectro de potência para frequências acima de 16 anos que apresenta um comportamento fora de fase até o final dos anos 90.

Ao comparar as séries temporais decompostas, observamos que a anomalia Niño 3.4 e a PDO apresentaram áreas comuns semelhantes com as séries temporais de vazão entre 1970 e 1990 para o período de 2 a 8 anos. Isso pode ser observado através dos picos mais altos nas decomposições de ondeleta (frequência de 2-4 anos e 4-8 anos) e CEEMDAN (IMF1 e IMF2) na Figura 2b-c. Comportamento semelhante pode ser visto no período de 8-16 anos a partir de 1970, enquanto o composto de decomposição (ondeleta: na frequência de 8-16 anos, na IMF4) mostra oscilações com amplitudes semelhantes. Além disso, o aumento da amplitude de oscilação no período de 16-32 anos coincide com a influência da PDO e da AMO para uma frequência semelhante (acima de 16 anos). Esses resultados indicam que a vazão da área de estudo está relacionada aos índices analisados, principalmente na variabilidade da banda de 8-16 anos e com a baixa frequência (~ 16 a 32 anos).

Figura 3: Espectro de energia XTC (a) vazão e El Nino 3.4, (b) vazão e PDO e (c) vazão e AMO e espectro de energia WTC (d) vazão e El Nino 3.4, (e) vazão e PDO e (f) vazão e AMO.



O WTC entre a vazão e o índice de anomalia Niño 3.4 (Figura 3d) indica áreas significativas com valores altos ($> 0,8$) ao longo de quase toda a série, no início da década de 1940 para o período de 4-8 anos com influência em fase entre as séries analisadas. A partir de meados da década de 1940, as influências do índice ao longo do período analisado são notadas, mas defasadas.

O WTC entre a vazão e a PDO (Figura 3e) e entre a vazão e a AMO (Figura 3f) indica áreas com valores altos ($> 0,8$) em quase toda a série. Para o PDO, há um comportamento fora de fase no início da série até 1960 na banda acima de 16 anos. Quanto a AMO, também há uma influência defasada entre 1940-1980. Além disso, os efeitos

de ambos os índices ao longo das séries analisadas são observados nos resultados. Rocha et al. (2019) investigou a influência do PDO e AMO no Índice de Precipitação Padrão usando WTC e XWT para a mesma área e detectou uma correlação entre o período de 4-8 anos e entre 16-32 anos.

4.2. Método para seleção de parâmetro

As séries de vazão são altamente não-lineares e não-estacionárias. Assim, o CEEMDAN e o WT foram empregados para decompor a série temporal em várias subséries, que representam diferentes frequências e componentes de tendência contidos na série de vazão. As subséries da estação hidrológica, mostradas na Figura 2, foram escolhidas como variáveis de entrada para o modelo AR e HMM. No modelo AR, cada componente da série temporal decomposta foi ajustado, e a ordem do modelo foi escolhida pela análise do gráfico da função de autocorrelação parcial. As ordens dos modelos AR para o WARM e CEEMDAN-AR são apresentados na Tabela 3: No HMM, o modelo foi treinado para variar o número de estados de um a seis, e o modelo com o menor BIC foi escolhido. O número de estados para os modelos WHMM e CEEMDAN-HMM são apresentados na Tabela 3: Para os modelos sem decomposição, a ordem AR e o número de estados para o HMM são mostrados na Tabela 4:

Na estrutura multi-modelo, os modelos foram acoplados usando a regressão LASSO. Na regressão LASSO, uma penalidade para coeficientes diferentes de zero é adicionada penalizando a soma de seus valores absolutos. Como resultado, muitos coeficientes são zerados exatamente. Os coeficientes de regressão para cada janela de predição podem ser encontrados na Tabela 5: O CEEMDAN-HMM foi o modelo que recebeu o maior coeficiente de regressão, exceto para a janela de projeção de 20 anos. Para a maioria das janelas de previsão, os modelos híbridos foram escolhidos para formar o multi-modelo.

Tabela 3: Ordem do modelo AR e número de estados ocultos para o HMM nos modelos híbridos para previsões de 5, 10, 15 e 20 anos.

WT Decomposition	WARM				WHMM			
	5a	10a	15a	20a	5a	10a	15a	20a
W1	6	9	8	7	2	2	2	2
W2	9	9	5	9	3	2	2	2
W3	6	7	7	8	2	2	2	2
W4	3	4	3	3	2	2	2	2
W5	3	3	2	3	3	3	3	3
CEEMDAN Decomposition	CEEMDAN-AR				CEEMDAN-HMM			
	5a	10a	15a	20a	5a	10a	15a	20a
IMF1	1	1	1	1	2	2	2	2
IMF2	3	4	4	4	2	2	2	2
IMF3	4	4	2	2	2	2	2	2
IMF4	3	4	3	3	2	2	2	2
R	1	1	1	1	3	3	3	3

Tabela 4: Ordem ótima do modelo AR e número de estados ocultos para o HMM nos modelos sem pré-processamento para previsões de 5, 10, 15 e 20 anos.

	AR	HMM
5-anos	11	3
10-anos	11	3
15-anos	11	3
20-anos	11	2

Tabela 5: Coeficientes de regressão para a regressão LASSO para cada janela de previsão para previsões de 5, 10, 15 e 20 anos.

Coeficientes da regressão	5 anos	10-anos	15-anos	20-anos
Intercepto	1.539	3.786	0.084	-0.480
WARM	-	0.017	-	-
WHMM	0.129	-	0.163	-
CEEMDAN-AR	-	-	-	-
CEEMDAN-HMM	0.703	0.969	0.846	0.099
HMM	-	-	-	0.870
AR	-	0.003	-	-

4.3. Análise comparativa

A previsão da série temporal foi realizada usando o AR e HMM com as variáveis de entrada de cada subsérie dos métodos de decomposição. Em seguida, as variáveis de saída de cada subsérie foram somadas. Para os modelos sem decomposição da série temporal, a predição foi realizada utilizando apenas o AR e o HMM. Uma análise comparativa abrangente é necessária para revelar o efeito de diferentes métodos na precisão da previsão de vazão. Os resultados nas Tabelas 6 podem ser analisados como segue.

Tabela 6: Indicadores de desempenho de previsão por WARM, WHMM, CEEMDAN-AR, CEEMDAN-HMM, AR e HMM na estação hidrológica de Iguatu para previsões de 5, 10, 15 e 20 anos.

Modelo	Métrica	5-anos	10-anos	15-anos	20-anos
WARM	MAE (m^3/s)	10.95	12.22	10.89	17.76
	RMSE (m^3/s)	12.54	13.71	12.82	22.75
	NSE	-12.90	0.32	0.33	-1.32
	R2	0.17	0.80	0.39	0.02
WHMM	MAE (m^3/s)	11.67	14.34	10.98	14.46
	RMSE (m^3/s)	11.70	15.04	12.11	15.85
	NSE	-11.10	0.19	0.40	-0.13
	R2	0.95	0.93	0.86	0.81
CEEMDAN-AR	MAE (m^3/s)	20.95	17.95	19.28	29.18
	RMSE (m^3/s)	22.44	20.95	25.81	33.17
	NSE	-43.49	-0.58	-1.72	-3.94
	R2	0.09	0.19	0.11	0.25
CEEMDAN-HMM	MAE (m^3/s)	3.42	3.97	2.32	4.68
	RMSE (m^3/s)	3.45	4.00	2.80	6.39
	NSE	-0.05	0.94	0.97	0.82
	R2	0.98	1.00	0.99	0.92
AR	MAE (m^3/s)	15.04	15.13	14.53	18.38
	RMSE (m^3/s)	16.00	16.93	16.27	21.68
	NSE	-21.61	-0.03	-0.08	-1.11
	R2	0.05	0.01	0.00	0.00
HMM	MAE (m^3/s)	7.16	8.17	9.74	1.48
	RMSE (m^3/s)	7.20	8.21	10.08	1.71
	NSE	-3.57	0.76	0.58	0.99
	R2	0.12	0.79	0.72	0.99
MULTI-MODEL	MAE (m^3/s)	0.50	0.36	1.11	0.55
	RMSE (m^3/s)	0.57	0.47	1.23	0.66
	NSE	0.97	0.99	0.99	0.99
	R2	0.99	0.99	0.99	0.99

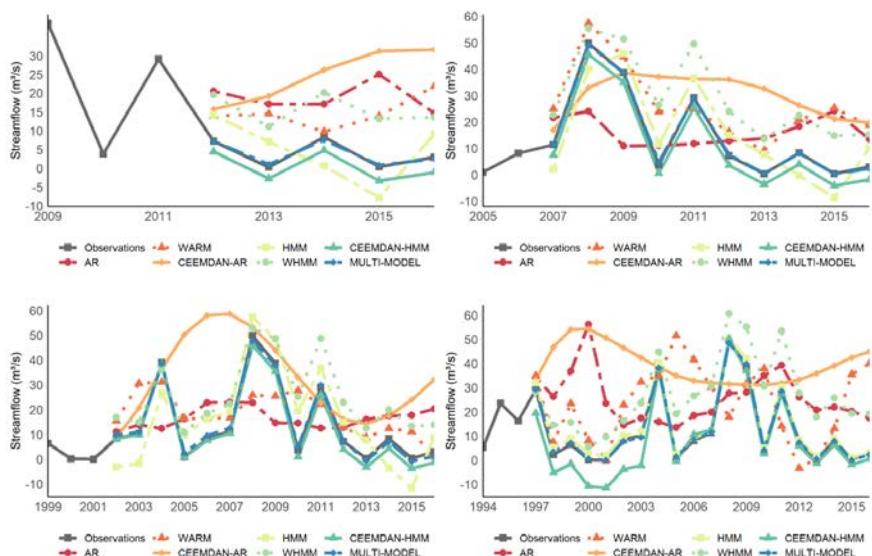
A comparação entre os modelos AR e HMM mostra que o desempenho da previsão do modelo HMM é muito superior ao do modelo AR. Isso indica que o HMM tem uma capacidade melhor de capturar características essenciais da série de vazão do que o modelo AR e é mais apropriado para previsão. Para a estação de medição analisada, o HMM mostra uma melhoria média em relação ao modelo AR de redução de 56% no MAE, uma redução de 59% no RMSE, um aumento de 65% no R e um aumento ainda maior no NSE. Portanto, o HMM apresenta bom desempenho na previsão de vazões, principalmente para os períodos de previsão de 10, 15 e 20 anos, que apresentaram valores NSE positivos. A diferença entre os dois modelos no desempenho pode ser atribuída a recursos não-lineares e não-estacionários presentes na série temporal de vazão, que o modelo AR tem capacidade limitada de representar com precisão devido às suposições de linearidade e normalidade.

Os modelos híbridos que aplicaram o modelo AR (WARM e CEEMDAN-AR) apresentaram melhora em relação ao modelo AR apresentando redução de 18% e aumento de 38% no MAE, redução de 14% e aumento de 44% no RMSE, respectivamente. O AR e o CEEMDAN-AR tiveram um desempenho ruim de acordo com o indicador NSE, apresentando todos os valores negativos. No entanto, o WARM para os 10 e 15 anos apresentou um valor significativo de 0,32 e 0,33 para o valor NSE. O CEEMDAN-AR apresentou melhora nos valores de R em relação ao modelo AR. Portanto, a combinação dessas abordagens de decomposição com o modelo AR pode melhorar a precisão da previsão de vazão anual.

Dentre os modelos híbridos que aplicaram HMM (WHMM e CEEMDAN-HMM), a acurácia da previsão para o CEEMDAN-HMM apresentou melhora em relação ao HMM, apresentando redução de 59% no MAE e redução de 58% no RMSE. Ambos os modelos introduziram altos valores de NSE e R para os períodos de 10, 15

e 20 anos. O modelo acoplado ao WT teve pior desempenho em comparação ao HMM e CEEMDAN-HMM. Embora muitos estudos apliquem modelos híbridos com WT na previsão de recursos hídricos, Quilty e Adamowski (2018) afirmam que durante a decomposição por ondeleta podem ser introduzidas fontes de erros, que estão relacionados às condições de contorno. Essas fontes de erros surgem durante a decomposição quando se busca calcular a ondeleta ou coeficientes de escala em um determinado momento, e essa escala não podem ser calculadas corretamente (ou seja, sem introduzir erro). Os problemas de condição de contorno estão associados a três questões principais: o uso de “dados futuros”, seleção inadequada de níveis de decomposição e filtros de ondeleta, e o não particionamento cuidadoso dos dados de calibração e validação (Quilty e Adamowski, 2018). O CEEMDAN pode decompor de forma adaptativa uma série de componentes de frequência sem uma função de base predeterminada, o que o torna um método aprimorado para analisar séries temporais não-lineares e não-estacionárias. No entanto, o desempenho do CEEMDAN-HMM se mostrou melhor do que o WHMM no presente estudo, o que verificou ainda mais a robustez do CEEMDAN-HMM. A Figura 4 mostra a previsão de vazão nas quatro janelas de previsão para os modelos AR, HMM, WARM, WHMM, CEEMDAN-AR e CEEMDAN-HMM no período de validação.

Figura 4: Vazão média anual prevista e observada durante o período de validação de 5, 10, 15 e 20 anos por WARM, WHMM, CEEMDAN-AR, CEEMDAN-HMM, AR, HMM e Multi-modelo na estação de Iguatu.



Uma comparação do CEEMDAN-HMM com os outros três modelos híbridos mostraram que o CEEMDAN-HMM é superior aos demais. Por exemplo, o R do CEEMDAN-HMM teve um aumento de 72%, 83% e 72% quando comparado ao WARM, CEEMDAN-AR e WHMM, respectivamente. O RMSE do CEEMDAN-HMM diminui em 73%, 70% e 84% quando comparado com os do WARM, WHMM e CEEMDAN-AR.

O desempenho do multi-modelo apresentou resultados semelhantes ao CEEMDAN-HMM comparando o NSE e o R para os períodos de 10 e 15 anos. Enquanto isso, para as outras janelas de previsão, o multi-modelo atinge NSE e R mais altos e MAE e RMSE mais baixos. Essa semelhança entre os modelos ocorreu porque o CEEMDAN-HMM contribuiu com os maiores coeficientes na regressão LASSO para a formação do multi-modelo para a maioria

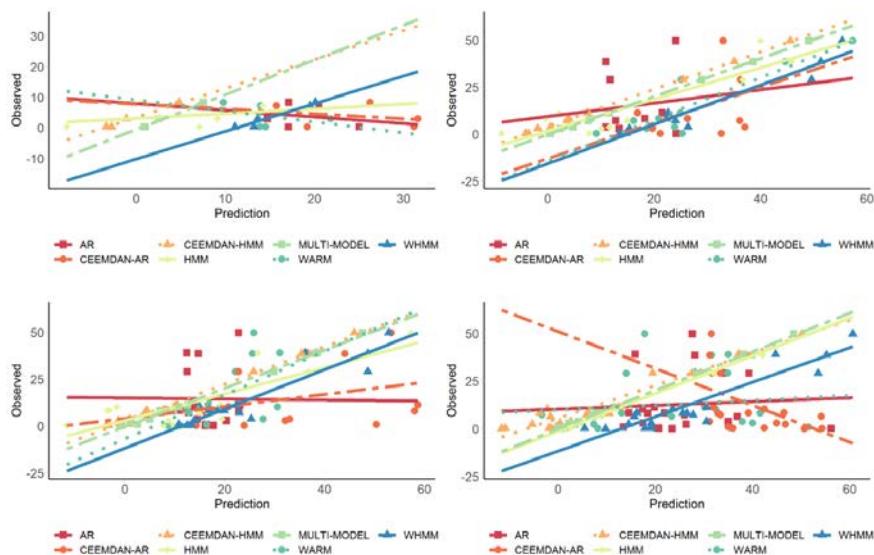
das janelas de previsão, exceto para a de 20 anos. Portanto, o multi-modelo pode alcançar melhor precisão de predição do que os outros modelos aplicados neste estudo, demonstrando que o método de decomposição acoplado a um algoritmo de predição e um método de regressão pode melhorar a precisão de predição de séries hidrológicas e capturar as características dinâmicas presentes em processos hidrológicos.

Alguns modelos analisados mostraram uma quantidade notável de persistência das condições iniciais, onde o modelo pode prever a longo prazo com alta precisão. Essa persistência pode estar associada a intervalos de tempo decadais e multidecadais. Vários estudos relacionam a baixa pluviosidade e a estiagem prolongada na região Nordeste do Brasil com o fenômeno El Niño (Marengo, 2008), e a variabilidade decadal da precipitação está associada a índices climáticos como a PDO e a AMO (Kayano e Andreoli, 2007; Knight et al., 2006). Além disso, as projeções de longo prazo indicam que haverá uma tendência de aumento da frequência de dias consecutivos de seca na região Nordeste (Marengo, 2008). Rolim e Souza Filho (2020) mostraram que o componente de baixa frequência de uma série temporal de vazões da região Nordeste condiciona a variabilidade de um determinado ano da série de vazões. Essas características da variabilidade hidrológica da região onde a estação está localizada provavelmente influenciarão a precisão da previsão. Além disso, conforme mostram os resultados do XWT e do WTC, existe uma forte influência dos índices climáticos de alta e baixa frequência em diferentes frequências e períodos ao longo das séries temporais analisadas, o que pode influenciar na previsão do conjunto de dados analisado.

A Figura 5 mostra um gráfico de dispersão das previsões de vazão pelos sete modelos da Estação Iguatu, indicando que AR tem o pior desempenho com o menor valor de R ao quadrado. O CEEM-DAN-HMM e o multi-modelo têm o melhor desempenho na previsão

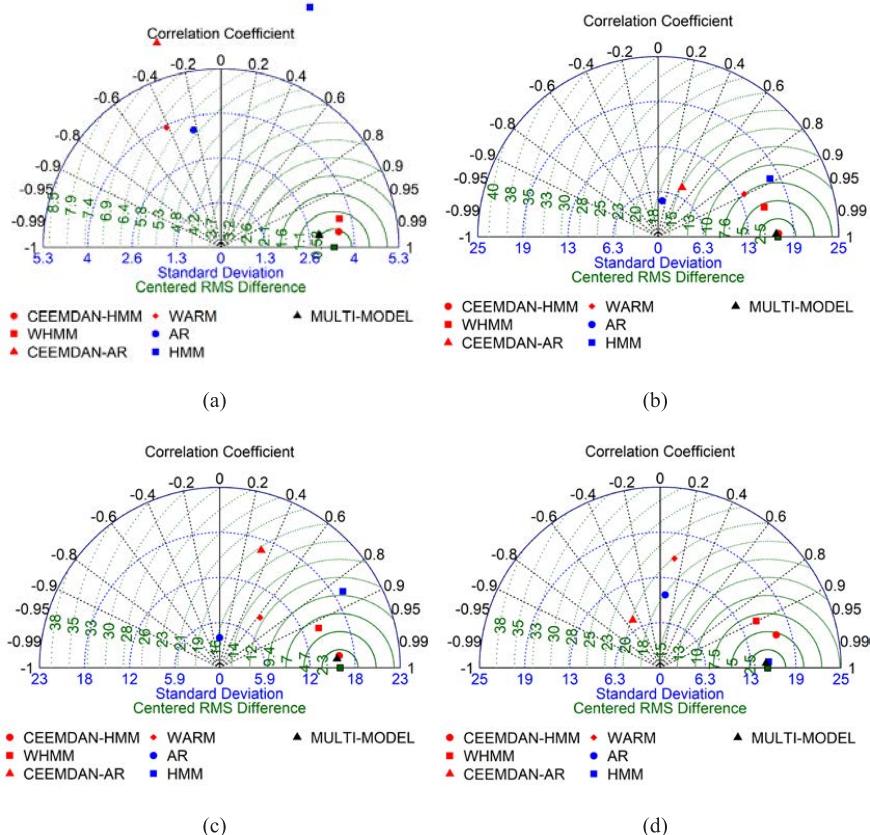
de fortes sequências anuais não-estacionárias porque aderem mais firmemente à linha de 45 graus do que os outros modelos. Por um período de validação de 10 anos, todos os modelos apresentam uma curva ascendente, embora a linha do multi-modelo ajuste-se melhor à linha de 45 graus.

Figura 5: Gráfico de dispersão da previsão da vazão média anual durante o período de validação de 5, 10, 15 e 20 anos para cada modelo na estação de Iguatu.



Além disso, a Figura 6 mostra o Diagrama de Taylor acerca do desempenho da previsão de vazão na Estação Iguatu para o WARM, WHMM, CEEMDAN-AR, CEEMDAN-HMM, HMM, AR e o multi-modo para o período de previsão. A Figura 6a mostra que para todos os períodos de validação, o WHMM, o CEEMDAN-HMM e o multi-modo apresentam melhor desempenho. Já para o período de 5 anos, tanto o WARM quanto o CEEMDAN-AR apresentam correlação negativa.

Figura 6: Diagrama de Taylor da previsão da vazão média anual para (a) 5 anos, (b) 10 anos, (c) 15 anos e (d) período de validação de 20 anos para cada modelo na estação de Igatu



5. CONCLUSÕES

Neste estudo, uma estrutura multi-modelo para prever a vazão médio anual de longo prazo e uma análise comparativa de seis modelos de previsão foram aplicados a uma série temporal de vazão anual. Os modelos selecionados para formar o multi-modelo foram WARM, WHMM, CEEMDAN-AR, CEEMDAN-HMM, AR e HMM. O par dos modelos híbridos com o HMM tem uma precisão de predição muito maior do que os modelos AR. No entanto, usar o HMM sem nenhum

método de pré-processamento também mostra boas habilidades. O CEEMDAN-HMM apresenta melhor desempenho de previsão do que os outros modelos híbridos (WARM, WHMM, CEEMDAN-AR e CEEMDAN-HMM), implicando que modelos de decomposição podem capturar a dinâmica subjacente das séries hidrológicas. Para a janela de previsão curta (5 anos), o WHMM, CEEMDAN-HMM e multi-modelo tiveram melhor desempenho do que os outros modelos, apresentando o R maior para aquela janela de tempo.

Para a janela de previsão mais longa (20 anos), o HMM e os modelos híbridos acoplados ao HMM tiveram um desempenho melhor do que os modelos AR. Além do multi-modelo, o CEEMDAN-HMM é uma alternativa superior quando comparado aos outros modelos para previsão de vazão anual com melhoria significativa de precisão. O CEEMDAN-HMM foi o modelo que recebeu o maior coeficiente de regressão, exceto pela janela de projeção de 20 anos para formar o multi-modelo. O multi-modelo apresentou valores de NSE semelhantes aos do CEEMDAN-HMM para a maioria das janelas de previsão. Assim, o multi-modelo e também o CEEMDAN-HMM podem ser úteis para o gerenciamento de reservatórios, fornecendo novos métodos de previsão hidrológica com base em modelagem baseada em dados. Embora os modelos propostos tenham obtido um desempenho de predição satisfatório, este estudo foca na previsão univariada de vazões sem considerar variáveis exógenas que afetam a vazão, como índices pluviométricos e climáticos. No entanto, apresentamos resultados que mostram que índices climáticos como El Niño, PDO e AMO apresentam grande influência sobre a vazão analisada. Em pesquisas futuras, outras variáveis serão consideradas na modelagem de vazão.

6. REFERENCIAS

- Adarsh, S., Reddy, M.J., 2018. Multiscale characterization and prediction of monsoon rainfall in India using Hilbert–Huang transform and time-dependent intrinsic correlation analysis. *Meteorol. Atmos. Phys.* 130, 667–688. <https://doi.org/10.1007/s00703-017-0545-6>
- Antico, A., Schlotthauer, G., Torres, M.E., 2014. Analysis of hydroclimatic variability and trends using a novel empirical mode decomposition: Application to the Paraná River Basin. *J. Geophys. Res. Atmos.* 119, 1218–1233. <https://doi.org/10.1002/2013JD020420>
- Chou, C.M., Wang, R.Y., 2004. Application of wavelet-based multi-model Kalman filters to real-time flood forecasting. *Hydrol. Process.* 18, 987–1008. <https://doi.org/10.1002/hyp.1451>
- Clark, M.P., Bierkens, M.F.P., Samaniego, L., Woods, R.A., Uijlenhoet, R., Bennett, K.E., Pauwels, V.R.N., Cai, X., Wood, A.W., Peters-Lidard, C.D., 2017. The evolution of process-based hydrologic models: historical challenges and the collective quest for physical realism. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 21, 3427–3440. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3427-2017>
- Danandeh Mehr, A., Kahya, E., Olyaei, E., 2013. Streamflow prediction using linear genetic programming in comparison with a neuro-wavelet technique. *J. Hydrol.* 505, 240–249. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.10.003>
- Dariane, A. B., Azimi, S., 2018. Streamflow forecasting by combining neural networks and fuzzy models using advanced methods of input variable selection. *J. Hydroinformatics*, 20(2), 520-532. <https://doi.org/10.2166/hydro.2017.076>
- Dettinger, M. D., Ghil, M., Keppenne, C. L., 1995. Interannual and interdecadal variability in United States surface-air temperatures, 1910-87. *Clim. Change*, 31(1), 35-66. <https://doi.org/10.1007/BF01092980>
- Erkyihun, S.T., Zaguna, E., Rajagopalan, B., 2017. Wavelet and Hidden Markov-Based Stochastic Simulation Methods Comparison on Colorado River Streamflow. *J. Hydrol. Eng.* 22, 04017033. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001538](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001538)
- Friedman, J.H., Hastie, T., Tibshirani, R., 2010. Regularization Paths for Generalized Linear Models via Coordinate Descent. *J. Stat. Software*; Vol 1, Issue 1 .

- Gaiser, T., Krol, M., Frischkorn, H., de Araújo, J.C. (Eds.), 2003. Global Change and Regional Impacts. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-55659-3>
- Guo, J., Zhou, J., Qin, H., Zou, Q., Li, Q., 2011. Monthly streamflow forecasting based on improved support vector machine model. *Expert Syst. Appl.* 38, 13073–13081. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.114>
- Hassan, M.R., Nath, B., 2005. Stock market forecasting using hidden Markov model: a new approach, in: 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'05). IEEE, pp. 192–196. <https://doi.org/10.1109/ISDA.2005.85>
- He, Z., Wen, X., Liu, H., Du, J., 2014. A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *J. Hydrol.* 509, 379–386. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.11.054>
- Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C.C., Liu, H.H., 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.* 454, 903–995. <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>
- Humphrey, G.B., Gibbs, M.S., Dandy, G.C., Maier, H.R., 2016. A hybrid approach to monthly streamflow forecasting: Integrating hydrological model outputs into a Bayesian artificial neural network. *J. Hydrol.* 540, 623–640. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.026>
- Kasiviswanathan, K.S., He, J., Sudheer, K.P., Tay, J.H., 2016. Potential application of wavelet neural network ensemble to forecast streamflow for flood management. *J. Hydrol.* 536, 161–173. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.044>
- Kayano, M.T., Andreoli, R. V., 2007. Relations of South American summer rainfall interannual variations with the Pacific Decadal Oscillation. *Int. J. Climatol.* 27, 531–540. <https://doi.org/10.1002/joc.1417>
- Khan, M. M. H., Muhammad, N. S., & El-Shafie, A., 2020. Wavelet based hybrid ANN-ARIMA models for meteorological drought forecasting. *J. Hydrol.* 590, 125380. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125380>
- Kisi, O., Gorgij, A. D., Zounemat-Kermani, M., Mahdavi-Meymand, A., Kim, S., 2019. Drought forecasting using novel heuristic methods in a semi-arid environment. *J. Hydrol.* 578, 124053. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124053>

- Knight, J.R., Folland, C.K., Scaife, A.A., 2006. Climate impacts of the Atlantic Multidecadal Oscillation. *Geophys. Res. Lett.* 33, L17706. <https://doi.org/10.1029/2006GL026242>
- Kwon, H.-H., Lall, U., Khalil, A.F., 2007. Stochastic simulation model for non-stationary time series using an autoregressive wavelet decomposition: Applications to rainfall and temperature. *Water Resour. Res.* 43. <https://doi.org/10.1029/2006WR005258>
- Labat, D., 2005. Recent advances in wavelet analyses: Part 1. A review of concepts. *J. Hydrol.* 314, 275–288. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.04.003>
- Lall, U. Nonparametric function estimation: Recent hydrologic applications. *Reviews of Geophysics*, US National Report, 1093–1102.
- Liang, Z., Li, Y., Hu, Y., Li, B., Wang, J., 2018. A data-driven SVR model for long-term runoff prediction and uncertainty analysis based on the Bayesian framework. *Theor. Appl. Climatol.* 133, 137–149. <https://doi.org/10.1007/s00704-017-2186-6>
- Lima Neto, I.E., Wiegand, M.C., Carlos de Araújo, J., 2011. Redistribution des sédiments due à un réseau dense de réservoirs dans un grand bassin versant semi-aride du Brésil. *Hydrol. Sci. J.* 56, 319–333. <https://doi.org/10.1080/02626667.2011.553616>
- Malveira, V.T.C., Araújo, J.C. de, Güntner, A., 2011. Hydrological Impact of a High-Density Reservoir Network in Semiarid Northeastern Brazil. *J. Hydrol. Eng.* 17, 109–117. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000404](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000404)
- Marengo, J.A., 2008. Água e mudanças climáticas. *Estud. Avançados* 22, 83–96. <https://doi.org/10.1590/S0103-40142008000200006>
- Meng, E., Huang, S., Huang, Q., Fang, W., Wu, L., Wang, L., 2019. A robust method for non-stationary streamflow prediction based on improved EMD-SVM model. *J. Hydrol.* 568, 462–478. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.11.015>
- Mishra, A.K., Singh, V.P., 2010. A review of drought concepts. *J. Hydrol.* 391, 202–216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- Nazir, H.M., Hussain, I., Faisal, M., Shoukry, A.M., Gani, S., Ahmad, I., 2019. Development of Multidecomposition Hybrid Model for Hydrological Time Series Analysis. *Complexity* 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/2782715>

- Nourani, V., Kisi, Ö., Komasi, M., 2011. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall-runoff process. *J. Hydrol.* 402, 41–59. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.03.002>
- Nourani, V., Komasi, M., Mano, A., 2009. A Multivariate ANN-Wavelet Approach for Rainfall–Runoff Modeling. *Water Resour. Manag.* 23, 2877–2894. <https://doi.org/10.1007/s11269-009-9414-5>
- Pathak, P., Kalra, A., Ahmad, S., Bernardez, M., 2016. Wavelet-Aided Analysis to Estimate Seasonal Variability and Dominant Periodicities in Temperature, Precipitation, and Streamflow in the Midwestern United States. *Water Resour. Manag.* 30, 4649–4665. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1445-0>
- Peng, T., Zhou, J., Zhang, C., Fu, W., 2017. Streamflow forecasting using empirical wavelet transform and artificial neural networks. *Water (Switzerland)* 9, 1–20. <https://doi.org/10.3390/w9060406>
- Quilty, J., Adamowski, J., 2018. Addressing the incorrect usage of wavelet-based hydrological and water resources forecasting models for real-world applications with best practices and a new forecasting framework. *J. Hydrol.* 563, 336–353. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.05.003>
- Remesan, R., Mathew, J., 2016. *Hydrological data driven modelling*. Springer International Pu.
- Ren, Y., Suganthan, P.N., Srikanth, N., 2015. A comparative study of empirical mode decomposition-based short-term wind speed forecasting methods. *IEEE Trans. Sustain. Energy* 6, 236–244. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2014.2365580>
- Rocha, R. V., Souza Filho, F. D. A. D., Silva, S. M. O. D., 2019. Análise da Relação entre a Precipitação Média do Reservatório Orós, Brasil-Ceará, e os Índices PDO e AMO Através da Análise de Changepoints e Transformada de Ondeletas. *Rev. bras. meteorol.* 34(1), 139–149. <https://doi.org/10.1590/0102-77863340034>
- Rolim, L.Z.R., de Souza Filho, F. de A., 2020. Shift Detection in Hydrological Regimes and Pluriannual Low-Frequency Streamflow Forecasting Using the Hidden Markov Model. *Water* 12, 2058. <https://doi.org/10.3390/w12072058>
- Rösch, A., Schmidbauer, H., 2016. WaveletComp 1.1: A guided tour through the R package. URL: http://www.hsstat.com/projects/WaveletComp/WaveletComp_guided_tour.pdf.

- Salas, J. D., Obeysekera, J. T. B., 1982. ARMA model identification of hydrologic time series. *Water Resour. Res.*, 18(4), 1011-1021. <https://doi.org/10.1029/WR018i004p01011>
- Sang, Y.-F., 2013. A review on the applications of wavelet transform in hydrology time series analysis. *Atmos. Res.* 122, 8–15. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.11.003>
- Saraiva, S. V., de Oliveira Carvalho, F., Santos, C. A. G., Barreto, L. C., Freire, P. K. D. M. M., 2021. Daily streamflow forecasting in Sobradinho Reservoir using machine learning models coupled with wavelet transform and bootstrapping. *Appl. Soft Comput.*, 102, 107081. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107081>
- Singh, S.K., 2016. Long-term streamflow forecasting based on ensemble streamflow prediction technique: A case study in New Zealand. *Water Resour. Manag.* 30, 2295–2309. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1289-7>
- Souza Filho F.A., Lall U., 2003 Seasonal to interannual ensemble streamflow forecasts for Ceará, Brazil: Applications of a multivariate semiparametric algorithm. *Water Resour. Res.* 39 (11):1307. doi:10.1029/2002WR001373
- Sun, Y., Niu, J., Sivakumar, B., 2019. A comparative study of models for short-term streamflow forecasting with emphasis on wavelet-based approach. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.* 33, 1875–1891. <https://doi.org/10.1007/s00477-019-01734-7>
- Szolgayova, E., Parajka, J., Blöschl, G., Bucher, C., 2014. Long term variability of the Danube River flow and its relation to precipitation and air temperature. *J. Hydrol.* 519, 871-880.
- Tang, C., Chen, D., Crosby, B. T., Piechota, T. C., Wheaton, J. M., 2014. Is the PDO or AMO the climate driver of soil moisture in the Salmon River Basin, Idaho?. *Glob. Planet. Change* 120, 16-23. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2014.05.008>
- Thomas, H.A., Fiering, M.B., 1962. Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis of river basins by simulation. In: Mass A et al (eds) *Design of water resource systems*. Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts, pp 459–493
- Tibshirani, R., 1996. Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *J. R. Stat. Soc. Ser. B* 58, 267–288.

- Torrence, C., Compo, G.P., 1998. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 79, 61–78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2)
- Torrence, C., & Webster, P. J., 1999. Interdecadal changes in the ENSO–monsoon system. *J. Clim.* 12(8), 2679–2690.
- Torres, M.E., Colominas, M.A., Schlotthauer, G., Flandrin, P., 2011. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, in: 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, pp. 4144–4147. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5947265>
- Wang, L., Li, X., Ma, C., Bai, Y., 2019. Improving the prediction accuracy of monthly streamflow using a data-driven model based on a double-processing strategy. *J. Hydrol.* 573, 733–745. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.03.101>
- Wen, X., Feng, Q., Deo, R.C., Wu, M., Yin, Z., Yang, L., Singh, V.P., 2019. Two-phase extreme learning machines integrated with the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise algorithm for multi-scale runoff prediction problems. *J. Hydrol.* 570, 167–184. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.12.060>
- Wu, Z., Huang, N.E., 2009. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Adv. Adapt. Data Anal.* 01, 1–41. <https://doi.org/10.1142/S1793536909000047>
- Yang, S., Yang, D., Chen, J., Santisirisomboon, J., Lu, W., Zhao, B., 2020. A physical process and machine learning combined hydrological model for daily streamflow simulations of large watersheds with limited observation data. *J. Hydrol.* 590, 125206. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125206>
- Zhang, Z., Zhang, Q., Singh, V. P., & Shi, P., 2018. River flow modelling: comparison of performance and evaluation of uncertainty using data-driven models and conceptual hydrological model. *Stoch Environ Res Risk Assess.* 32(9), 2667–2682. <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1536-y>

ANÁLISE NÃO-ESTACIONÁRIA DAS CHEIAS ANUAIS DA REGIÃO HIDROGRÁFICA DO SÃO FRANCISCO

Luana Oliveira Sales
Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

A ocorrência de eventos hidrológicos extremos como inundações e secas pode acarretar amplas perdas econômicas, sociais e ambientais. Sendo assim, é de vital importância o estudo desses fenômenos para um planejamento e gerenciamento hídrico adequado. Na Região Hidrográfica do São Francisco as vazões tanto máximas, como médias e mínimas estão sofrendo alterações ao longo dos anos, o que é um grande alerta para a sociedade, sendo essa RH vital para as regiões em que percorre (Souza *et al.*, 2013; Chagas e Chaffe, 2019).

Os processos hidrológicos como as vazões ao longo do tempo em uma seção transversal do rio não podem ter os seus comportamentos totalmente conhecidos, são considerados eventos aleatórios na dinâmica de suas ocorrências, e podem ser governados por leis de probabilidades. Portanto, a análise de frequência de cheias com base estatística pode ser feita por meio da modelagem estacionária e não-estacionária (Salas e Obeysekera, 2014). Um modelo bastante difundido é o estacionário, no qual o padrão estatístico das séries hidrológicas observadas, como parâmetros e momentos estatísticos, é fixo (Read e Vogel, 2015).

Porém, nem sempre a abordagem estacionária é a mais adequada, como observado em diversos estudos (Vogel *et al.*, 2011; Prosdocimi *et al.*, 2014; Slater *et al.*, 2021) que procuraram analisar as mudanças

nos comportamentos de cheias ao redor do mundo. Tais mudanças podem ser originadas da atividade antrópica na própria bacia de drenagem, como alteração no uso e ocupação do solo; e/ou de origem climática, como variações nas precipitações e nos mecanismos atmosféricos e oceânicos de larga escala. O acúmulo de evidências ao longo dos anos de variações nos comportamentos de série hidrometeorológicas estimulou o desenvolvimento de estratégias para modelar essas séries supondo a não-estacionariedade dos dados, como descrito em Salas e Obeysekera (2014) e Salas *et al.* (2018).

Essa percepção de que pode haver alterações nas vazões de rios por todo mundo levanta um debate sobre o uso da estacionariedade e na forma da modelagem não-estacionária. Logo, há um empenho crescente em investigar a existência, ou não, de tendências nos registros hidrometeorológicos, e uma ampla discussão sobre as mudanças antrópicas e climáticas, e como essas impactam os processos naturais e as práticas de gerenciamento hídrico, como em Miao *et al.* (2012) e Prosdocimi *et al.* (2014).

Este capítulo apresenta uma abordagem para analisar o comportamento das vazões máximas anuais num ambiente não-estacionário e aplica tal abordagem na análise de frequência de cheias na Região Hidrográfica do São Francisco. O estudo avalia a adequabilidade de 4 modelos estatísticos, sendo um estacionário, e outros não não-estacionários, todos baseados na distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV).

2. METODOLOGIA

2.1. Distribuição teórica de probabilidades

A modelagem das séries de vazões máximas anuais se deu por meio da chamada distribuição Generalizada de Valores Extremos (GEV), introduzida por Jenkinson (1955). Essa distribuição é

formada por uma família de modelos constituída da combinação das três formas assintóticas de valores extremos: Gumbel (Tipo I, forma dupla exponencial), Frechet (Tipo II) e Weibull (Tipo III). A função de distribuição acumulada (FAP) da distribuição GEV é dada pela Equação (1), Coles (2001):

$$F_X(x) = \begin{cases} \exp \left\{ - \left[1 - \kappa \left(\frac{x - \xi}{\alpha} \right) \right]^{\frac{1}{\kappa}} \right\}, & \kappa \neq 0 \\ \exp \left[- \exp \left(- \frac{x - \xi}{\alpha} \right) \right], & \kappa = 0 \end{cases} \quad (1)$$

em que ξ , α e κ são os parâmetros de locação, escala e forma, respectivamente. O valor e sinal do parâmetro de forma determina a forma assintótica de valores extremos máximos, definindo o comportamento da cauda da distribuição. Quando $\kappa < 0$, a FAP representa a distribuição de Frechet, enquanto para $\kappa > 0$, Weibull. No caso de $\kappa = 0$, a distribuição GEV se reduz à Gumbel, que possui dois parâmetros: escala e locação.

O emprego de distribuições de probabilidades na modelagem de cheias permite por meio dos quantis de cheias uma descrição do comportamento das vazões máximas de rios. O quantil de cheia X_p da distribuição Generalizada de Valores Extremos é obtido por meio da função inversa da sua função de distribuição acumulada,

$$x_p = \begin{cases} \xi + \frac{\alpha}{\kappa} \cdot [1 - (-\ln p)]^{\kappa}, & \kappa \neq 0 \\ \xi - \alpha \cdot \ln(-\ln p), & \kappa = 0 \end{cases} \quad (2)$$

em que p é a probabilidade de não excedência.

2.2. Modelos estatísticos

A presente análise aplicou quatro modelos estatísticos para todas as séries de vazões máximas anuais selecionadas. O Modelo 0 segue a premissa de que as séries históricas são estacionárias,

isto é, o padrão estatístico das séries temporais é fixo, assim, os três parâmetros da distribuição e os quantis de cheias não variam ao longo do tempo, $X \sim \text{GEV}(\xi, \alpha, \kappa)$. Para os outros três modelos restantes, Modelo 1, Modelo 2 e Modelo 3, pressupõem-se a não estacionariedade das séries hidrológicas. Cada um dos três modelos não-estacionários emprega diferentes premissas de como os parâmetros da distribuição modificam no tempo. Na modelagem de séries não-estacionárias, uma das estratégias mais usuais é utilizar modelos estatísticos para determinar os parâmetros da distribuição (Coles, 2001; Salas e Obeysekera, 2014; Salas et al., 2018), porém, há outras formas apresentadas na literatura (Vogel et al., 2001; Serago e Vogel, 2018; Salas et al., 2018).

No Modelo 1, assume-se que (a) o parâmetro de locação $\xi(t)$ varia linearmente no tempo, como proposto em Coles (2001), e (b) o coeficiente de variação (C_V) da distribuição é constante, premissa maior detalhada em Serago e Vogel (2018), e avaliada e confirmada em Vogel et al. (2011) para cerca de 90% das 14.893 estações situadas nos Estados Unidos. Logo, o parâmetro de locação $\xi(t)$ é modelado da seguinte forma,

$$\xi(t) = \xi_0 + \xi_1 \cdot \Delta t = \xi_0[1 + r_1 \cdot \Delta t] \quad (3)$$

em que ξ_0 e $r_1 = \xi_1/\xi_0$ são os parâmetros a serem estimados; Δt é a variação do tempo em anos da série hidrológica. O uso de r_1 em uma análise regional é mais adequado para a comparação entre estações, isso ocorre devido ao relacionamento direto entre os dois parâmetros ξ_0 e ξ_1 , o que possibilita o conhecimento da variação relativa entre estes parâmetros.

Já o coeficiente de variação da distribuição GEV pode ser escrito como função dos parâmetros da distribuição por:

$$C_V = \frac{\sqrt{Var}}{\mu} = \frac{\frac{1}{|\kappa|} [\Gamma(1+2\kappa) - \Gamma^2(1+\kappa)]^{\frac{1}{2}}}{\frac{\xi}{\alpha} + \frac{1}{\kappa}[1 - \Gamma(1+\kappa)]} = \frac{C_0(\kappa)}{\phi + C_1(\kappa)} \quad (4)$$

em que $C_0(\kappa)$ e $C_1(\kappa)$ são constantes no Modelo 1, pois o parâmetro de forma (κ) é fixo no tempo. Logo, para que o C_V ($\phi = \xi/\alpha$) se mantenha constante, os parâmetros de locação e escala devem variar de forma que ocorra a compensação necessária. Para isso, o parâmetro de escala ($\alpha(t)$) deve variar ao longo do tempo conforme a Equação (5),

$$\alpha(t) = \frac{\xi_0[1 + r_1 \cdot \Delta t]}{\phi} \quad (5)$$

portanto, para o Modelo 1, $X \sim GEV(\phi, \xi_0, r_1, \kappa)$

No Modelo 2, assume-se que o parâmetro de locação também varia linearmente ao longo dos anos, como no Modelo 1 [ver Equação (3)]. Contudo, nesse modelo é permitido que o C_V varie no tempo, mantendo-se os parâmetros de escala e forma constantes no tempo. Assim, no Modelo 2, $X \sim GEV(\xi_0, r_1, \alpha, \kappa)$.

Por sua vez, o Modelo 3 assume que tanto o parâmetro de locação, quanto o de escala, possam variar no tempo, fixando apenas o parâmetro de forma. O parâmetro de locação varia da mesma forma que nos Modelos 1 e 2 [ver Equação (3)]. Já o parâmetro de escala é modelado por uma função exponencial e precisa ser estritamente positivo, como sugerido em Coles (2001):

$$\alpha(t) = \exp(\beta_0 + \beta_1 \cdot \Delta t) \quad (6)$$

em que β_0 e β_1 são parâmetros a serem estimados; $\alpha(t) > 0$. Então, no Modelo 3, $X \sim GEV(\xi_0, r_1, \beta_0, \beta_1, \kappa)$.

Os parâmetros de todos os quatro modelos estatísticos apresentados foram estimados por meio do método da Máxima Verossimilhança Generalizada (GML) (ver Martins e Stedinger,

2001), o qual utiliza além da função verossimilhança, uma função a priori geofísica para o parâmetro de forma, $\pi(\kappa)$, responsável por limitar os valores desse parâmetro às faixas física e estatisticamente razoáveis.

O método GML restringe os valores de κ a uma faixa compatível com valores encontrados em vários locais do mundo (entre κ_L e κ_U), considerando uma distribuição *a priori* Beta, $\pi(\kappa; \alpha_\kappa, \beta_\kappa, \kappa_L, \kappa_U)$, conforme a eq. (5). Os parâmetros α_κ e β_κ são escolhidos de forma que a média e a variância de κ a priori sejam iguais a $E[\kappa] = -0,10$ e $Var[\kappa] = (0,122)^2$ e , respectivamente, o que resulta em $\alpha_\kappa = 6$ e $\beta_\kappa = 9$. Admite-se, a priori, que $\kappa_L = -0,5$ e $\kappa_U = 0,5$, valores compatíveis com valores de κ relatados em vários estudos ao redor do mundo. A equação (6) apresenta a distribuição a priori para κ , $\pi(\kappa; \alpha_\kappa, \beta_\kappa, -0,5, +0,5)$ numa forma mais compacta,

$$\pi(\kappa) = \frac{1}{(\kappa_U - \kappa_L)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha_\kappa + \beta_\kappa)}{\Gamma(\alpha_\kappa) \cdot \Gamma(\beta_\kappa)} \cdot \left(\frac{\kappa - \kappa_L}{\kappa_U - \kappa_L} \right)^{\alpha_\kappa - 1} \cdot \left(\frac{\kappa_U - \kappa}{\kappa_U - \kappa_L} \right)^{\beta_\kappa - 1} \quad (5)$$

$$\pi(\kappa) = \frac{(0,5 + \kappa)^{\alpha_\kappa - 1} \cdot (0,5 - \kappa)^{\beta_\kappa - 1}}{B(\alpha_\kappa, \beta_\kappa)}, B(\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha_\kappa) \cdot \Gamma(\beta_\kappa)}{\Gamma(\alpha_\kappa + \beta_\kappa)} \quad (6)$$

2.3. Seleção dos modelos para uma análise local

Existem diversas abordagens possíveis para realizar a seleção de modelos dentre um certo número de modelos competidores. Dentro os métodos de seleção desenvolvidos na estatística clássica, podemos identificar três grandes grupos de abordagens, que são brevemente descritas na sequência. Vale notar a existência de diversos métodos baseados em análise Bayesiana, que não são mencionados aqui.

A seleção de modelos baseada na realização de testes de hipóteses (primeira abordagem) é bastante popular, sendo o teste da razão de verossimilhança (ver para uma descrição mais teórica Casella e

Berger, 2002, ou para uma referência mais aplicada Wilks, 2006) um dos mais utilizados, tendo em vista suas propriedades estatísticas ótimas quando os modelos em jogo podem ser organizados como subconjuntos uns dos outros (*nested models*). Métodos de seleção baseados em teste de hipóteses são muito comuns na seleção de covariáveis em modelos lineares, por exemplo.

Uma outra classe de métodos de seleção é aquela baseada em análise de erros preditivos, como por exemplo naquele método baseado na métrica FPE (*Final Prediction Error*), introduzida por Akaike (1969), o que não deve ser confundido com o Critério de Informação de Akaike, desenvolvido posteriormente, e que é na verdade baseado no que seria a terceira classe de métodos, aquela que se baseia em critérios de informação (*information criteria*). Vários métodos baseados no FPE foram posteriormente desenvolvidos com o intuito de reduzir a chance de escolher modelos com excesso de parâmetros. Um exemplo bastante popular de método baseado na análise de erros preditivos é aquele desenvolvido por Mallows (1973), muito usado em modelos de regressão linear. Ainda nessa linha baseada em erros preditivos, pode-se incluir também aqueles métodos baseados em estudos de validação cruzada e na técnica de *Bootstrap*.

A terceira classe de métodos é aquela baseada em critérios de informação (*information criteria*), vinculada ao conceito de distância de Kullback-Lieber, um dos pilares da Teoria da Informação. Um exemplo proeminente dessa classe de métodos é o AIC (*Akaike Information Criteria*), desenvolvido por Akaike (1973) e baseado na minimização do valor esperado da distância de Kullback-Lieber,

$$AIC(M) = -2\log(L(\hat{\theta})) + 2p \quad (7)$$

em que M é o modelo, $L(\hat{\theta})$ a função de verossimilhança avaliada na estimativa do vetor de parâmetros θ obtida pelo método da máxima verossimilhança e p o número de parâmetros do modelo.

O critério AIC possui dois aspectos, um que procura medir o ajuste do modelo às observações contidas na amostra, representada pelo primeiro termo do lado direito da equação, e um segundo termo, interpretado como uma penalidade aplicada ao nível de complexidade do modelo, cuja finalidade é reduzir a probabilidade da chamada *overparametrization*, um mal que precisa ser evitado pois costuma resultar em incertezas muito grandes quando o modelo é empregado para fazer previsões da variável de interesse.

Um outro critério de seleção, bastante similar ao AIC, é aquele chamado de BIC (Bayesian Information Criteria), desenvolvido por Schwarz (1978), que apesar de ter o termo *Bayesian* em seu nome, depende apenas da função verossimilhança, já que se trata de uma aproximação da análise Bayesiana. A única diferença entre o AIC e o BIC é o termo de penalidade, como pode ser verificado pela equação (8),

$$\text{BIC}(M) = -2\log(L(\hat{\theta})) + p \times \log(n) \quad (8)$$

em que $\log(n)$ é o logaritmo natural do tamanho da amostra. Pode-se mostrar que a penalidade proporcionada por BIC é maior do que aquela do AIC para amostras com pelo menos 8 ($=\exp(2)$) observações, o que significa dizer que BIC irá selecionar modelos mais simples, ou no máximo com o mesmo grau de complexidade, do que os modelos selecionados por AIC.

Aqui neste capítulo, apresentaremos apenas os modelos selecionados por BIC, embora no estudo como um todo, o AIC também tenha sido utilizado.

O uso do BIC em análises hidrológicas envolvendo a não-estacionariedade de séries hidrometeorológicas pode ser visto em várias

trabalhos (e.g. Slater *et al.*, 2021; Ouarda e Charon, 2019; Oliveira *et al.*, 2018; Lima *et al.*, 2015).

2.4. Seleção dos modelos com análise regional

Além da seleção dos modelos a nível local, baseada no BIC, decidiu-se realizar também uma análise a nível regional, mas dessa vez empregando uma abordagem complementar baseada em testes de hipótese. O objetivo foi de tentar controlar a probabilidade do erro tipo I, a nível regional, na identificação das estações não-estacionárias.

Para isso, foi necessário, a partir da seleção do modelo mais adequado a nível local (via BIC), executar um teste de hipótese, também local, empregando o teste da razão de verossimilhança entre o modelo não-estacionário, tido como o modelo da hipótese alternativa, quando for caso do BIC ter selecionado um modelo não-estacionário para a estação, com o modelo estacionário, tido como o modelo da hipótese nula. Com isso, estabeleceu-se um novo conjunto de modelos selecionados para cada uma das estações do estudo, mas agora associando-se a um valor de nível de significância do teste (escolhido como 0,05) e ao pvalor, ambos a nível local. Esses valores serviram de base para uma análise a nível regional, como será discutido na sequência.

Os testes realizados acima, para cada das estações em que o modelo adequado (via BIC) foi diferente do modelo estacionário, foram construídos de forma a controlar a probabilidade de cometer o erro tipo I na escala local. Contudo, ao exercer o controle do erro tipo I quando se realiza um conjunto de verificações em várias estações de uma região, a tarefa se torna mais complexa, e se providências não forem tomadas, a análise a nível regional provavelmente terá um número excessivo de falsos positivos. Com o intuito de reduzir o número excessivo de resultados falso positivos, empregou-se na

análise regional o mecanismo sugerido por Benjamini e Hockberg (1995), denominado de *False Discovery Rate* (FDR). O FDR consiste no valor esperado da proporção entre a quantidade de hipóteses rejeitadas erroneamente, os falsos positivos, e de todas as rejeitadas localmente. A taxa de controle FDR é dada pela Equação (7):

$$FDR = \begin{cases} E\left[\frac{N_{FP}}{R}\right] & \text{se } R > 0 \\ 0 & \text{se } R = 0 \end{cases} \quad (7)$$

em que N_{FP} é o número de estações onde a hipótese nula foi rejeitada erroneamente; R é o total das hipóteses rejeitadas. Tal estratégia sugerida se traduz em um procedimento sequencial baseado na ordenação dos p-valores $P_1 \leq P_2 \leq \dots \leq P_m$ obtidos a partir dos testes de razão de verossimilhança (LRT) entre os modelos não-estacionários escolhidos para cada estação pelo BIC (seja Modelo 1, 2 ou 3) versus estacionário (Modelo 0). Cada p-valor está associado a uma hipótese (nulas), $H_1 \leq H_2 \leq \dots \leq H_m$ e a um dado valor crítico, $d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_m$. Iniciando-se pela estação com o maior p-valor (evidência mais fraca), verifica-se, estação por estação, se o p-valor é maior do que o valor crítico d_i , definido pela Equação (8):

$$d_i = \frac{i \cdot \alpha_R}{m} \quad (8)$$

em que i é a posição da série ordenada das estações de acordo com o p-valor; α_R é o nível de significância regional, a ser adotado aqui como 5%; são as hipóteses (nulas) testadas das estações fluviométrica. Se o p-valor $P_m < \alpha_R$, então a hipótese nula será rejeitada e a estação será considerada não-estacionária. Caso contrário, quando a condição $P_j < d_j$ é verificada, todas as hipóteses nulas $H_{i < j}$ são rejeitadas, ou seja, a não-estacionariedade das estações.

O uso do FDR em estudos hidrológicos é relativamente recente, mas vem cada vez mais sendo utilizado em estudos regionais que

procuram identificar não-estacionariedade em séries de variáveis hidrometeorológicas (Alpert *et al.*, 2002; Ventura *et al.*, 2004; Renard *et al.*, 2008; Fatichi, 2009; Khalil *et al.*, 2009; Miao *et al.*, 2012; Sun *et al.*, 2014; Ganguly e Ganguli, 2015; Gudmundsson e Seneviratne, 2015; Cammalleri, 2016; Merz *et al.*, 2016; Humphrey *et al.*, 2016; Mallya *et al.*, 2016).

2.5. Intervalo de confiança dos parâmetros

Além da análise local (BIC) e regional (FDR), para fins de confirmação da escolha do melhor modelo, decidiu-se também estimar o intervalo de confiança dos parâmetros r_1 e β_1 . Assumindo-se a normalidade assintótica dos estimadores de Máxima Verossimilhança, pode-se determinar o intervalo de confiança assintótico com nível de confiança de $100 \cdot (1 - \alpha_L)\%$ para r_1 e β_1 da seguinte forma:

$$\hat{\theta}_i \pm z_{(1-\alpha_L/2)} \cdot \sqrt{[I(\hat{\theta})]^{-1}} \quad (9)$$

em que $\hat{\theta}_i$ é o estimador de Máxima Verossimilhança do parâmetro q_i , nesse caso específico r_1 e β_1 ; $z_{(1-\alpha_L/2)}$ é o quantil $(1 - \alpha_L/2)$ da variável normal padrão, com $\alpha_L = 5\%$; $I(\hat{\theta})$ é a matriz de Informação de Fisher. Se o intervalo de confiança do parâmetro r_1 contiver zero, os Modelos 1, 2 e 3 não deveriam ser empregados; e se o intervalo de confiança de β_1 cruzar o eixo zero, o Modelo 3 não deverá ser utilizado.

3. ESTUDO DE CASO

3.1. Área de estudo

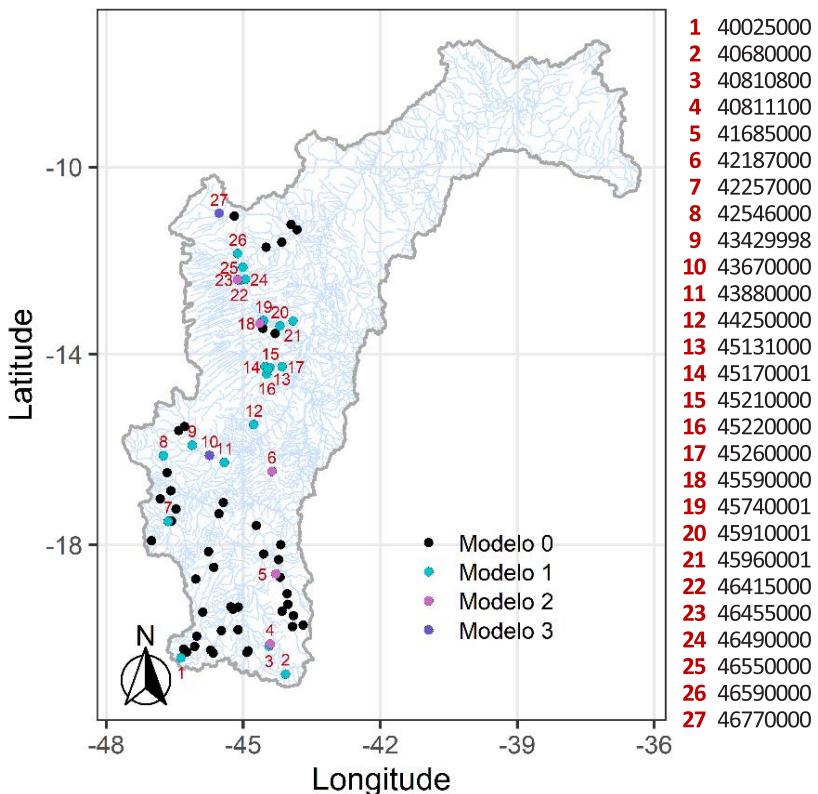
A análise de frequência de cheias anuais foi realizada na Região Hidrográfica do São Francisco. A área total RH do São Francisco é

de aproximadamente 638.466 km² (7,5% do território brasileiro), abrangendo as Unidades da Federação da Bahia, Minas Gerais, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Goiás, e Distrito Federal. Um dos principais rios da RH é o Rio São Francisco, o maior rio totalmente brasileiro, com extensão de 2.637 km, nasce na Serra da Canastra em Minas Gerais e tem sua foz no Oceano Atlântico, entre Alagoas e Sergipe. O clima de parte da região é o semiárido, com prolongados períodos de estiagens, o que resulta em baixa pluviosidade e alta evapotranspiração em parte da região. A RH possui quatro unidades hidrográficas: Alto São Francisco, Médio São Francisco, Sub-médio São Francisco e Baixo São Francisco, ANA (2015).

3.2. Dados empregados

A análise empregou séries de vazões diárias das 142 estações da RH São Francisco contidas no Sistema de Informações Hidrológicas (HidroWeb) da Agência Nacional de Águas (ANA). Estações fluviométricas sob influência de reservatórios a montante não foram utilizadas no estudo. O grau de influência de reservatórios foi determinado com o uso da métrica denominada grau de regulação (*degree of regulation*), sugerida por Lehner *et al.* (2011). Estações com grau de regulação superior a 5% foram excluídas da análise. Além disso, estações com menos de 40 anos de dados também foram retiradas do estudo. No total 72 estações foram utilizadas na realização do estudo (ver Figura 1Figura 1), cujos comprimentos das séries históricas variam entre 40 e 84 anos.

Figura 1: Localização das 72 estações analisadas na Região Hidrográfica do São Francisco. As 45 estações estacionárias apresentam tonalidade preta. As 27 estações não-estacionárias aparecem conforme modelo escolhido, Modelo 1 com 20 estações em azul, Modelo 2 com 5 em rosa, e Modelo 3 com 2 estações em roxo.



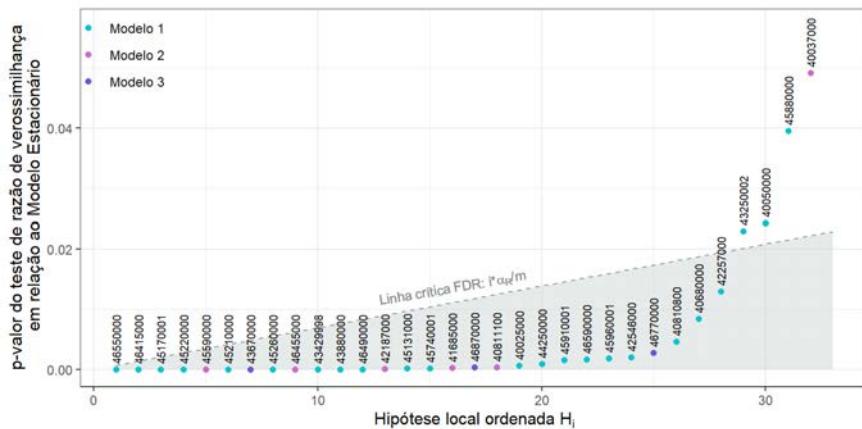
4. RESULTADOS

4.1. Proporção de estações não-estacionárias

A escolha do modelo estatístico mais adequado às séries de vazões máximas anuais das 72 estações estudadas possibilitou identificar a proporção de não-estacionariedade na região. Quando se observa os resultados locais, sem a preocupação de controlar os

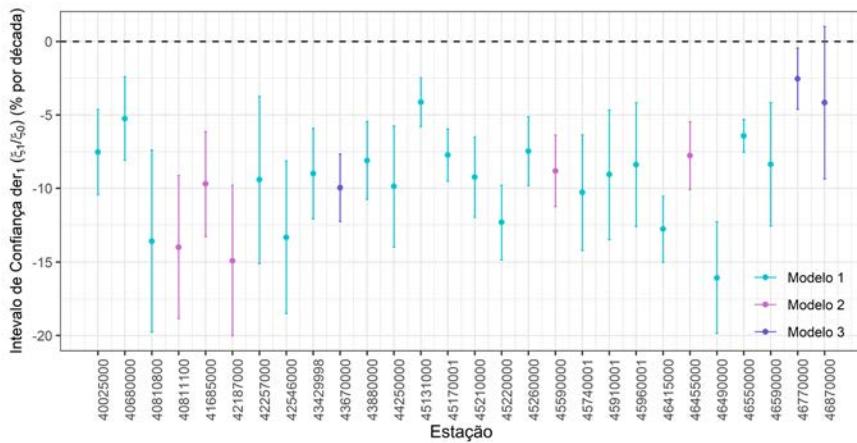
erros tipo I na escala regional, 32 estações foram classificadas como não-estacionárias, cerca de 44% do total de estações. Contudo, ao aplicar a taxa de controle regional, o FDR, esse número foi reduzido para 28 estações, aproximadamente 39%, como pode ser visto na Figura 2, em que todas as 4 estações acima da linha crítica foram consideradas estacionárias.

Figura 2: Seleção de estações não-estacionários com base no procedimento False Discovery Rate com $\alpha_R=0,05$ e $m = 72$. As 32 estações não-estacionárias em escala local se encontram ordenadas pelos seus respectivos p-valores.



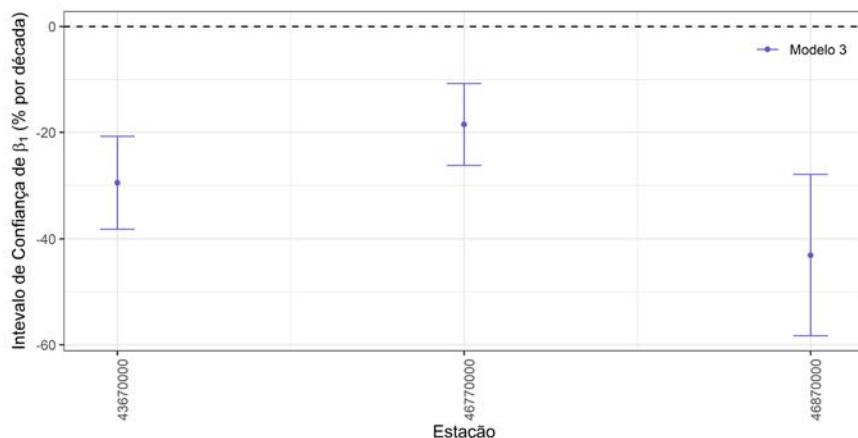
o valor zero, o que é mais um indício de que essas estações são de fato não-estacionárias.

Figura 3: Intervalos de confiança de 95% de r_1 das 28 estações não estacionários após o FDR.



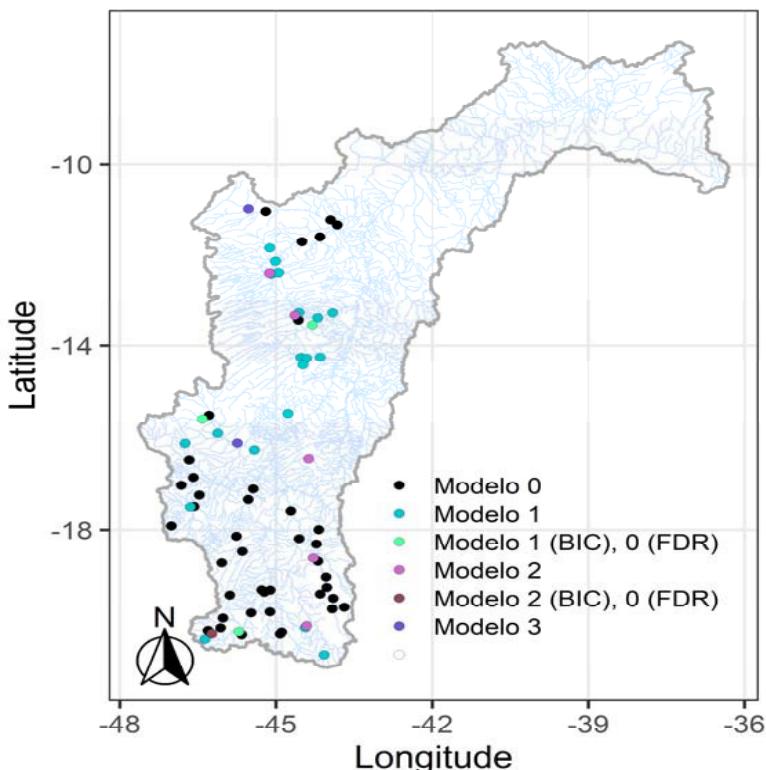
Além disso, a Figura 4 apresenta os intervalos de confiança de 95% do parâmetro β_1 para as três estações consideradas não-estacionárias (Modelo 3) após a aplicação do FDR. É possível observar que nenhum desses intervalos de confiança cruzam o valor zero, corroborando assim que essas estações são mesmo não-estacionárias. Contudo, como a estação 46870000 cruza o eixo zero no intervalo de confiança do parâmetro r_1 , a estação é realocada para o Modelo 0, estacionário.

Figura 4: Intervalos de confiança de 95% das estações selecionadas pelo Modelo 3 após o FDR



A Figura 1 apresenta a localização das estações não-estacionárias (círculos azuis, rosas e roxos), assim como seus respectivos códigos, e as estações estacionárias (círculos pretos). Já na Figura 3 pode-se observar além das estações não-estacionárias na escala regional, também as outras 4 estações declaradas não-estacionárias na análise local, mas que foram declaradas estacionárias na análise regional (círculos verdes e vinhos), após a aplicação do FDR.

Figura 5: Localização das 72 estações analisadas na RH do São Francisco. As 27 estações não-estacionárias aparecem conforme modelo escolhido, Modelo 1 com 20 estações em azul, Modelo 2 com 5 em rosa, e Modelo 3 com 2 estações em roxo. As 4 estações declaradas não-estacionárias na análise local, mas que foram classificadas como estacionárias na análise regional (FDR) aparecem em verde (antes Modelo 1) e vinho (antes Modelo 2).



É interessante observar que todos os Modelos propostos foram selecionados em pelo menos uma estação. O Modelo 0, estacionário, foi identificado como o modelo mais adequado para 45 estações, enquanto os modelos não-estacionários foram selecionados para 27 estações. Desses 27, 20 estações tiveram como melhor opção o Modelo 1, aquele em que o parâmetro de locação varia linearmente no tempo, mas o coeficiente de variação se mantém constante. O

Modelo 2, por sua vez, foi selecionado em 5 localidades, enquanto que o Modelo 3, o mais complexo de todos, foi selecionado apenas para duas localidades. Tais informações se encontram na Tabela 1:

Tabela 1: Número de estações selecionadas para cada um dos quatro modelos estatísticos propostos. Resultados baseados na combinação do BIC em análise local, do FDR em escala regional e do intervalo de confiança de r_1 e β_1 .

	Modelo (0)	Modelo (1)	Modelo (2)	Modelo (3)	Total	Não-Estacionário	Estacionário
No. estações	45	20	5	2	72	27	45
Proporção	62.50%	27.8%	6.9%	2.8%	100 %	37.5%	62.5%

Chagas e Chaffe (2019) investigaram mudanças nas vazões mínimas, médias e máximas de 779 estações fluviométricas brasileiras. Ao avaliarem tendências nas vazões máximas anuais, também observaram a presença de não-estacionariedade na Região Hidrográfica do São Francisco com predominância em tendências negativas.

A Figura 1 permite reconhecer a distribuição espacial das estações estudadas. Pode-se observar que as estações analisadas se encontram a Oeste da RH. Em relação a estas, as declaradas não-estacionárias estão localizadas com predomínio maior ao Norte, nessa região também é possível visualizar uma proporção maior de estações não-estacionárias do que estacionárias.

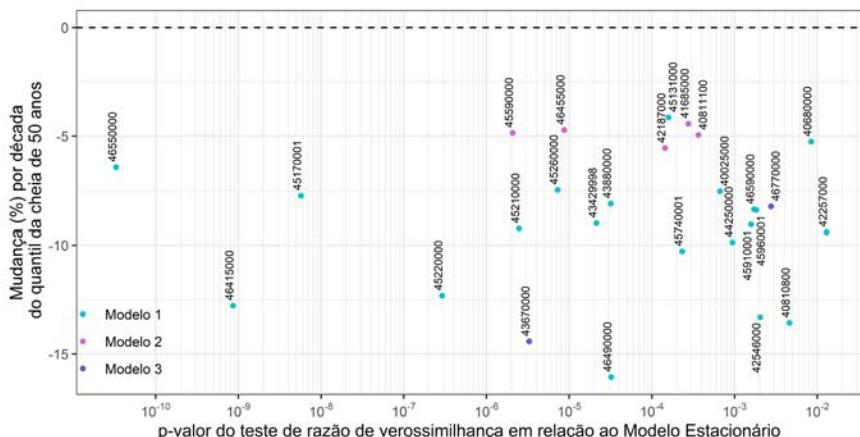
4.2. Grau de alteração dos quantis de cheia

Após a identificação das estações tidas como não-estacionárias, e suas proporções na RH do São Francisco, é de grande valia também quantificar a taxa de mudanças nos quantis de cheia no tempo e o grau de evidência estatística contida na amostra estudada. O primeiro ponto permite avaliar a significância prática da não-estacionariedade nessas estações, e o segundo ponto indica o quanto confiável são essas indicações de não-estacionariedade.

Na Figura 6 é apresentada a taxa percentual de mudança por década da cheia com 50 anos de tempo de recorrência e os p-valores obtidos pelo teste da razão de verossimilhança (LRT) quando se compara o modelo não estacionário (Modelo 1, 2 e 3) com o modelo estacionário (Modelo 0). Quanto menor for o p-valor, mais fortes serão as evidências de que há uma tendência no comportamento da série histórica em estudo, ou seja, indícios de não-estacionariedade.

Pode-se notar que todas as 27 estações possuem tendências negativas para a cheia de 50 anos, com variação entre 4 e 16 % por década. De todas as 27 estações, 5 tem taxas mais suaves de diminuição (< 5%), 15 com taxas entre 5 e 10%, 6 entre 10% e 15%, e 1 estação com uma diminuição mais acentuada (> 15%). Tais resultados estão alinhados com a análise de Slater *et al.* (2021), que ao analisar as mudanças globais nas cheias de 20, 50 e 100 anos, observou um decréscimo nas cheias de 50 anos na região em que se localiza a RH do São Francisco.

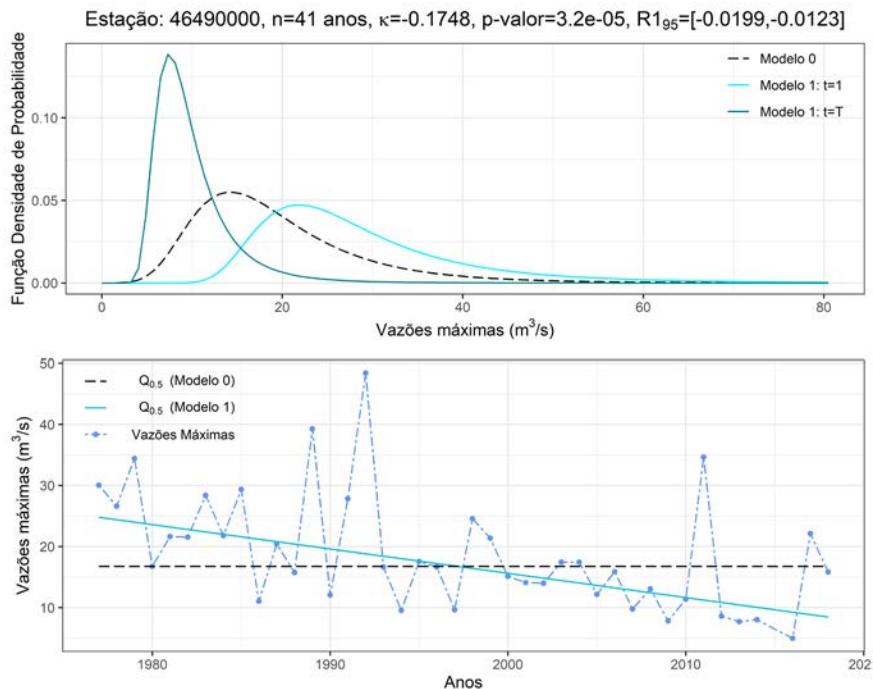
Figura 6: Taxa percentual de mudança por década da cheia de 50 anos e respectivos p-valores obtidos do teste de razão de verossimilhança do Modelo 1, 2 e 3 (Não-estacionário) contra o Modelo 0 (Estacionário).



É de grande interesse notar também que todas as rejeições do Modelo 0 apresentaram p-valor inferior a 1%, indicando um grau relativamente forte de evidências contra a hipótese de estacionariedade. Mais da metade das estações apresentaram p-valor ainda menor, inferior a 0,1%.

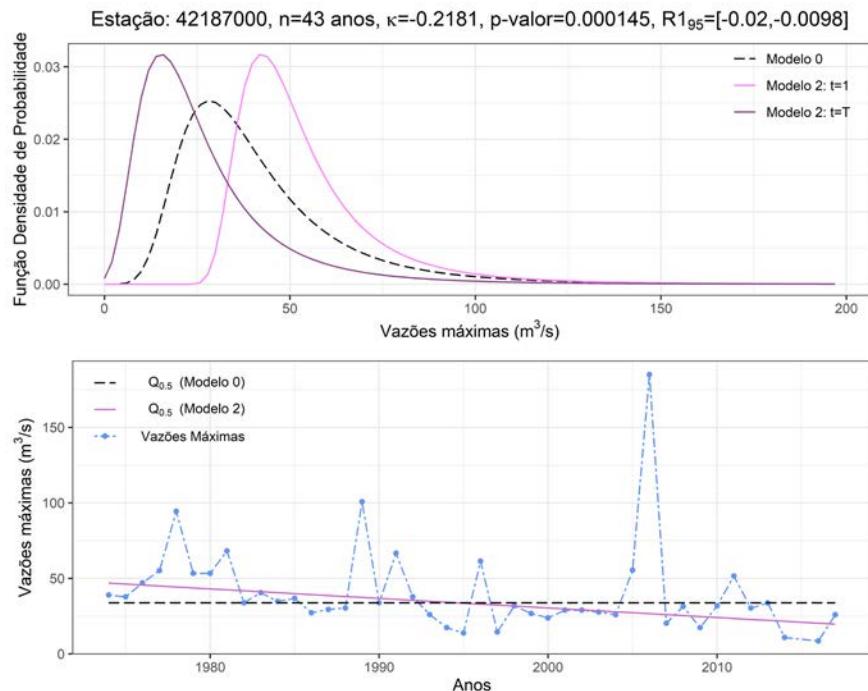
A estação 46490000 apresentou a maior taxa decenal de diminuição da vazão de 50 anos de recorrência (~ 16%), e com um p-valor próximo de 0,001%. A fim de ilustrar melhor a situação, a Figura 7 mostra no painel superior as funções densidade de probabilidade (pdfs) estimadas para o início e fim da série histórica, assim como aquela associada à condição de estacionariedade. É possível visualizar a transformação da pdf (Modelo 1) ao longo do tempo, e sua relação com a hipótese de estacionariedade. O painel inferior apresenta a série de vazões máximas anuais e as medianas da distribuição obtidas pelo Modelo 1 e Modelo 0 (estacionário). Esse painel ilustra bem o padrão de variação observado nas vazões máximas anuais ao longo do tempo.

Figura 7: Resultados para a estação 46490000; (a): Funções de densidade de probabilidade do Modelo estacionário 0 e não estacionário 1 no ano inicial e final da série histórica; (b): Vazões máximas anuais e as estimativas da vazão mediana obtidas pelo Modelo estacionário 0 e pelo não estacionário 1.



Entre as estações tida como melhor modelo estatístico o Modelo 2, a estação 42187000 apresentou a maior taxa decenal de diminuição da vazão de 50 anos de recorrência ($\sim 6\%$), e p-valor próximo de 0,01%. Na Figura 8 é possível observar no painel superior as pdfs estimadas para o início e fim da série, e no caso de estacionariedade. Além disso, visualiza-se também a transformação da pdf (Modelo 2) ao longo dos anos, e sua relação com a proposição de estacionariedade (Modelo 0). No painel inferior é apresentado a série de vazões máximas anuais e as medianas da distribuição obtidas pelo Modelo 2 e 0.

Figura 8: Resultados para a estação 42187000; (a): Funções de densidade de probabilidade do Modelo estacionário 0 e não estacionário 2 no ano inicial e final da série histórica; (b): Vazões máximas anuais e as estimativas da vazão mediana obtidas pelo Modelo estacionário 0 e pelo não estacionário 2.

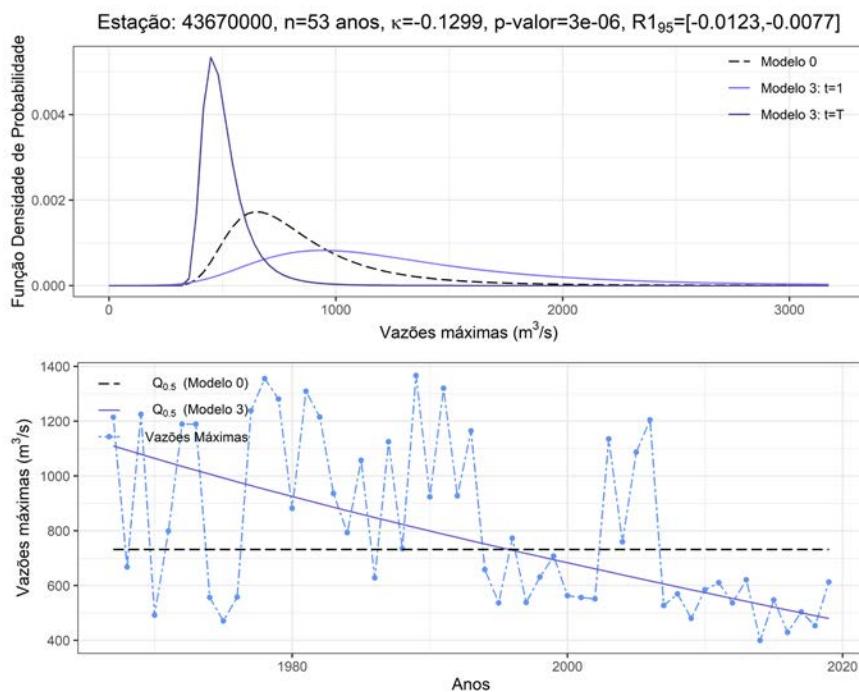


O comportamento das vazões máximas anuais observadas em várias outras estações declaradas não-estacionárias é similar ao apresentado na Figura 7 para o Modelo 1, Figura 8 para o Modelo 2.

Vale notar que em algumas estações, como na 43670000, que será apresentada a seguir, foi possível identificar uma outra possibilidade em termos de modelagem. A estação 43670000 apresentou a segunda maior taxa decenal de diminuição da vazão de 50 anos com $\sim 14\%$, e com um p-valor próximo de 0,0001%. A Figura 9 mostra no painel superior as pdfs estimadas para o início e fim da série, e para a condição de estacionariedade. É possível

também observar a transformação da pdf (Modelo 3) no tempo, e sua relação com a hipótese de estacionariedade (Modelo 0). O painel inferior apresenta a série de vazões máximas anuais e as medianas da distribuição obtidas pelo Modelo 3 e pelo Modelo 0.

Figura 9: Resultados para a estação 43670000; (a): Funções de densidade de probabilidade do Modelo estacionário 0 e não estacionário 3 no ano inicial e final da série histórica; (b): Vazões máximas anuais e as estimativas da vazão mediana obtidas pelo Modelo estacionário 0 e pelo não estacionário 3.



Embora os modelos não-estacionários escolhidos para cada estação tenham se adequado melhor dentro os modelos analisados, existe a possibilidade de que as mudanças nas vazões máximas anuais possam ser mais bem descritas por um outro modelo, que permita descrever a não-estacionariedade durante um subperíodo

da série total e considerar os anos subsequentes como estacionários. Essa possibilidade foi levantada depois de uma inspeção visual dos resultados, como nesse apresentado na Figura 9, em que é possível imaginar a série como estacionária até a déada de 1990 com um atendênciā de redução nas décadas seguintes. Essa possibilidade será avaliada em estudos futuros.

Possíveis causas para essas mudanças no comportamento das séries históricas nessa RH podem ser variadas, como alteração no uso e ocupação do solo, nas precipitações (Chagas e Chaffe, 2019) e nos mecanismos atmosféricos e oceânicos de larga escala como a Oscilação Sul do El Niño (ENSO) que influencia o regime pluviométrico da região e consequentemente nas vazões dos rios (Capozzoli *et al.*, 2017). A tentativa de relacionar variabilidade climática e alterações no uso e cobertura da terra com mudanças nas séries de vazões máximas anuais será objeto de estudos futuros. Na verdade, uma avaliação preliminar com indicadores climáticos não encontrou nenhuma relação, mas ainda é necessário uma averiguação mais profunda sobre o tema.

5. CONCLUSÕES

Esta análise apresenta os resultados de um estudo em andamento sobre o comportamento das vazões máximas anuais em estações fluviométricas no Brasil. Na presente metodologia empregou-se e avaliou-se quatro modelos estatísticos distintos, um com a premissa da estacionariedade da série histórica com o uso da distribuição GEV, e outros três com a suposição da não-estacionariedade, nos quais há diferentes formas de alteração dos parâmetros da distribuição GEV ao longo do tempo.

Os resultados obtidos para as 72 estações fluviométricas locadas na Região Hidrográfica do São Francisco indicam a

presença de 38% de estações não-estacionárias na região. Na maior parte das estações não-estacionárias (20), o modelo estatístico mais adequado foi aquele que o parâmetro de locação varia linearmente no tempo, porém, com o coeficiente de variação fixo, um resultado alinhado com outros estudos recentes realizados em outras partes do mundo, mas que merece uma atenção maior no futuro. Em 5 estações, o Modelo 2 foi o que teve maior adequação aos dados, no qual o parâmetro de locação varia de forma linear no tempo sem qualquer amarração com o coeficiente de variação que pode variar livremente. Dentro os três modelos não-estacionários estudados, o Modelo 3, o mais complexo de todos, foi selecionado para apenas duas estações. Nesse modelo, o parâmetro de locação varia de forma linear, e o de escala de forma exponencial ao longo dos anos.

Os próximos passos deste estudo incluem a avaliação de um novo modelo estatístico que permita que apenas parte da série seja modelada de forma não-estacionária, sendo a parte restante modelada como estacionária, como realizado em Blanchet *et al.* (2016). Além disso, está prevista uma avaliação se tais mudanças identificadas estão relacionadas com indicadores climáticos de larga escala e/ou com alterações antrópicas realizadas na bacia.

6. REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. (1969). Fitting autoregressive models for prediction. *Ann. Inst. Statist. Math.* 21, 243-247.
- ALPERT, P.; BEM-GAI, T.; BAHARAD, A.; BENJAMINI, Y.; YEKUTIELI, D.; COLACINO, M.; DIODATO, R.C.; HOMAR, V.; ROMERO, R.; MICHAELIDES, S.; MANES, A. (2002). “*The paradoxical increase of Mediterranean extrem daily rainfall in spite of decrease in total values*”. *Geophys Research Letters* 29, pp 311 – 314.

ANA. (2015). *Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil: regiões hidrográficas brasileiras – Edição Especial*. ANA, Brasília, 163 p.

BENJAMINI, Y.; HOCHBERG, Y. (1995). "Controlling the false Discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing". *Journal of the Royal Statistical Society 57B*, pp. 289 – 300.

BLANCHET, J.; MOLINIÉ, G.; TOUATI, J. (2016). "Spatial analysis of trend in extreme daily rainfall in southern France". *Clim. Dyn* 51, pp. 799 – 812.

CAMMALLERI, C.; MICALE, F.; VOGT, J.V. (2016). "Recent temporal trend in modelled soil water deficit over Europe driven by meteorological observations". *International Journal of Climatology* 36(15), pp. 4903 – 4912.

Capozzoli, C.R.; Cardoso, A.O.; Ferraz, S.E.T. (2017). "Padrões de variabilidade de vazão de rios nas principais bacias brasileiras e associação com índices climáticos". *Revista Brasileira de Meteorologia* 32(2), pp 243 – 254.

CHAGAS, V.P.B.; CHAFFE, P.L.B. (2019). "Não-estacionariedade é inevitável! Causas das recentes mudanças de vazão no Brasil". XXIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Foz do Iguaçu.

COLES, S. (2001). *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer-Verlag, Londres, 208 p.

FATICHI, F.; CAPORALI, E. (2009). "A comprehensive analysis of changes in precipitation regime in Tuscany". *International Journal of Climatology* 29, pp. 1883 – 1893.

GANGULI, P.; GANGULY, A.R. (2015). "Space-time trends in U.S. meteorological droughts". *Journal of Hydrology: Regional Studies* 8, pp. 235 – 259.

GUDMUNDSSON, L.; SENEVIRATNE, S.I. (2015): "European drought trends". *Proc. IAHS* 369, pp. 75 – 79.

HUMPHREY, V.; GUDMUNDSSON, L.; SENEVIRATNE, S.I., (2016). "Assessing global water storage variability from GRACE: trends, seasonal cycles, subseasonal anomalies e extremes". *Surveys in Geophysics* 37, pp. 357 – 395.

JENKINSON, A.F. (1955). "The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) values of meteorological events". *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 81, pp. 158 – 172.

- KHALIQ, M.N.; OUARDA, T.B.M.J.; GACHON, P.; SUSHAMA, L.; ST-HILARE, A. (2009). "Identification of hydrological trends in the presence of serial and cross correlations: A review of selected methods and their application to annual regimes of Canadian rivers". *Journal of Hydrology* 368, pp. 117 – 130.
- LEHNER, B.; LIERMANN, C.R.; REVENGA, C.; Vörösmarty, C.; Fekete, B.; Crouzet, P.; Döll, P.; Endejan, M.; Frenken, K.; Magome, J.; Nilsson, C.; Robertson, J.C.; Röde, R.; Sindorf, N.; Wisser, D. (2011). "High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management". *Frontiers in Ecology and the Environment* 9, pp. 494 – 502.
- LIMA, C.H.L.; LALL, U.; TROY, T.J.; DEVINENI, N. (2015). "A climate informed model for nonstationary flood risk prediction: Application to Negro River at Manaus, Amazonia". *Journal of Hydrology* 522, pp. 524 – 602.
- MALLOWS, C. L. (1973). Some comments on Cp. *Technometrics* 15, 661-675.
- MALLYA, G.; MISHRA, V.; NIYOGI, D.; TRIPATHI, S.; GOVINDARAJU, R.S. (2016). "Trends and variability of droughts over the Indian monsoon region". *Weather and Climate Extremes* 12, pp. 43 – 68.
- MARTINS, E.S.E.; STEDINGER, J.R. (2000). "Generalized maximum-likelihood generalized extreme-value quantile estimators for hydrologic data". *Water Resources Research* 36(3), pp. 737 – 744.
- MERZ, B.; NGUYEN, V.D.; VOROGUSHYN, S. (2016). "Temporal clustering of floods in Germany: Do flood-rich and flood-poor periods exist?". *Journal of Hydrology* 541, pp. 824 – 838.
- MIAO, C.Y.; SHI, W.; CHEN, X.H.; YANG, L. (2012). "Spatio-temporal variability of streamflow in the Yellow River: possible causes and implications". *Hydrological Sciences Journal* 57(7), pp. 1355 – 1367.
- OLIVEIRA, D.Y.; BARTIKO, D; CHAFFE, P.L.B. (2018). "Incerteza na análise de frequência de vazões máximas anuais utilizando modelos estacionário e não-estacionário aplicados à região sul do Brasil". I END - Encontro Nacional de Desastres da ABRH, Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Porto Alegre.
- OUARDA, T.B.M.J.; CHARRON, C. (2019). "Changes in the distribution of hydro-climatic extremes in a non-stationary framework". *Scientific Reports*, 9, pp. 8104.

- PROSDOCIMI, I.; KJELDSEN, T.R.; SVENSSON, C. (2014). "Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK". *Natural Hazards and Earth System Science* 14, pp. 1125 – 1144.
- READ, L.K.; VOGEL, R.M. (2015). "Reliability, return periods, and risk under nonstationarity". *Water Resources Research* 51, pp. 6381 – 6398.
- RENARD, B.; LANG, M.; BOIS, P.; DUPREYAT, A.; MESTRE, O.; NIEL, H.; SAUQUET, E.; PRUDHOMME, C.; PAREY, S.; PAQUET, E.; NEPPPEL, L.; GAILHARD, J. (2008). "Regional methods for trend detection: Assessing field significance and regional consistency". *Water Resources Research* 44, W08419.
- SALAS, J.D.; OBEYSEKERA, J. (2014). "Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events". *Hydrological Sciences Journal* 63, pp. 554 – 568.
- SALAS, J.D.; OBEYSEKERA, J.; VOGEL, R.M. (2018). "Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review". *Hydrological Sciences Journal* 63(3), pp 325 – 352.
- SCHWARTZ, G. (1978). "Estimating the dimension of a model". *The Annals of Statistics*. 6(2), pp. 461–464.
- SERAGO, J.M.; VOGEL, R.M. (2018). "Parsimonious nonstationary flood frequency analysis". *Advances in Water Resources* 112, pp. 1 – 16.
- SLATER, L.; VILLARINI, G.; ARCHFIELD S.; FAULKNER, D.; LAMB, R.; KHOUAKHI, A.; YIN, J. (2021). "Global Changes in 20-year, 50-year and 100-year River Floods". *Geophysical Research Letters* 48, e2020GL091824. doi: 10.1029/2020GL091824.
- SOUZA, S.A.; ARAUJO, A.A. (2013). "Análise de estacionaridade das séries hidrometeorológicas localizadas na bacia do rio São Francisco". XX Simpócio Brasileiro de Recursos Hídricos, Bento Gonçalves.
- SUN, W.; REICH, B.J.; CAI, T.T.; GUINDANI, M., SCHWARTZMAN, A. (2014). "False Discovery Control in Large-Scale Spatial Multiple Testing". *Journal of Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* 77, pp. 59 – 83.
- SCHWARZ, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Ann Stat*, 6 :461-464.

- VENTURA, V.; PACIOREK, C.J.; RISBEY, J.S. (2004). "Controlling the Proportion of Falsely Rejected Hypotheses when Conducting Multiple Tests with Climatological Data". *Journal of Climate* 17(22), pp. 4343 – 4356.
- VOGEL, R.M.; YAINDL, C.; WALTER, M. (2011). "Nonstationarity: Flood Magnification and Recurrence Reduction Factors in the United States". *Journal of the American Water Resources Association (JAWRA)* 47(3), pp. 464 – 474.
- WILKS, D.S. (2006). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 2.ed. Academic Press San Diego, San Diego- CA, 649 p.

UM PERÍODO ESCURO PARA A PRODUÇÃO DE ENERGIA HIDROELÉTRICA NO BRASIL?

Francisco de Assis de Souza Filho

Larissa Zaira Rafael Rolim

Renan Vieira Rocha

Humberto de Andrade Carmona

José Soares de Andrade Júnior

1. INTRODUÇÃO

As flutuações naturais da temperatura da superfície do mar (TSM) de baixa frequência modulam a variabilidade do clima em uma escala global. Essas oscilações têm impactos generalizados nos sistemas naturais, assim como impactam a taxa de aquecimento global (Hodson et al., 2010; Trenberth, 2015).

A Oscilação Decadal do Pacífico (ODP) e a Oscilação Multi-decadal do Atlântico (OMA) são os principais índices climáticos comumente usados para representar as oscilações das TSM de baixa frequência. As diferentes fases desses índices foram associadas a mudanças nos padrões de precipitação e vazão em diferentes regiões do globo (Enfield et al., 2001, Mary T. Kayano & Andreoli, 2007, Mary Toshie Kayano & Capistrano, 2014, Rocha & de Souza Filho, 2020, Kayano et al., 2020, Wu et al., 2020).

Este artigo apresenta o impacto significativo desses padrões de oscilação de baixa frequência avaliados através da metodologia Nexus (Água-Clima-Energia), aplicada ao estudo de caso do Brasil. O Brasil tem forte dependência de seus recursos hídricos, principalmente para a produção de energia por meio de seu sistema hidrelétrico (Mendes et al., 2017), que representa aproximadamente

66,6% de sua oferta total de energia, e apresenta seu preço relativamente mais baixo como uma vantagem econômica quando comparada a outras fontes.

Uma variação substancial da disponibilidade de energia hidrelétrica (em torno de 9.300 MW) pode ocorrer na transição de uma fase fria para uma fase quente das oscilações de baixa frequência. A amplitude dessa mudança é próxima a 2/3 da capacidade instalada da barragem de Itaipu (14.000W), a segunda maior barragem hidrelétrica do mundo em termos de produção de eletricidade. Essa variação corresponde de 12 a 14% da Energia Natural Afluente (ENA) de acordo com o período de referência. Uma projeção assustadora para a produção de energia hidrelétrica brasileira pode ser inferida para os próximos anos com a possível configuração de uma fase fria da ODP combinada com uma fase quente da OMA, que no passado levou ao período de menor valor de disponibilidade energética. A recorrência do padrão mencionado pode levar a cenários perigosos quando combinados com os baixos volumes atuais dos principais subsistemas de reservatórios no final de 2020.

Os efeitos da variabilidade não foram limitados à intensidade das taxas de vazão ou à capacidade de produção de energia associada, mas também afetaram a estrutura espacial das vazões. A estrutura espacial de vazões tem destaque no país, pois o Brasil tem um amplo e complexo sistema interligado de barragens hidrelétricas que operam simultaneamente para otimizar a produção de energia e reduzir a necessidade de produção de eletricidade térmica complementar. Os fortes impactos das oscilações da TSM de baixa frequência não foram limitados apenas ao Brasil, uma vez que um impacto global foi observado a partir de padrões de anomalia de precipitação.

O conhecimento desses padrões de variações e a gestão dinâmica dos riscos associados a eles são essenciais para promover e melhorar a segurança hídrica e energética de sistemas de recursos hídricos que apresentam padrões de oscilação de baixa frequência

significativos. Este artigo tem como objetivo discutir o impacto da variabilidade de baixa frequência no risco hidrológico e energético e recomendar uma estratégia de gestão adaptativa ao risco dinâmico associado a esses padrões de oscilação climática.

2. METODOLOGIA

Este artigo propõe o seguinte procedimento metodológico a fim de responder às questões subsequentes: (i) Quais são as fases da variabilidade de baixa frequência? (ii) Como os diferentes estados da variabilidade de baixa frequência mudam o padrão espacial e temporal do regime de vazões e da produção de hidroelectricidade? *Representação da variabilidade de baixa frequência usando índices climáticos*

Diferentes sistemas atmosféricos de grande escala influenciam a variabilidade das chuvas no Brasil. A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) é um dos principais sistemas meteorológicos atuando nos trópicos. Quando o ZCIT atinge sua posição mais ao sul, esta produz a estação chuvosa do nordeste do Brasil (NEB) (Rao et al., 1993). Outro sistema meteorológico relevante para a precipitações no Brasil é a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), que é definida como uma banda convectiva alongada que se origina tipicamente na Bacia Amazônica e se estende em direção ao sudeste do Brasil. A ZCAS produz episódios de chuvas intensas em grande parte do sudeste do Brasil (Carvalho et al., 2004). O sistema de monções sul-americano (SMSA) também tem grande influência sobre a precipitação. Este sistema influencia as chuvas na Amazônia equatorial durante a primavera austral e se propaga rapidamente para o leste e para o sudeste (Garreaud et al., 2009, Garcia & Kayano, 2015).

Vários estudos identificaram a ligação entre os índices climáticos, que representam flutuações atmosféricas em escalas de tempo mais longas,

e o regime de precipitação no Brasil. A maior parte da variabilidade de baixa frequência reside em alguns modos globais (Garreaud et al., 2009): O fenômeno El Niño Oscilação Sul (ENOS), a ODP e o OMA, que têm um impacto direto no regime de chuvas brasileiro (Kayano et al., 2020).

A ODP é denominada frequentemente como padrão de variabilidade climática semelhante a um El Niño de longa duração. Quando as TSMs são anormalmente frias no interior do Pacífico Norte e quentes (frias) ao longo da costa do Pacífico, e quando as pressões ao nível do mar estão abaixo da média (acima da média) no Pacífico Norte, a ODP tem um valor positivo (negativo) (Mantua et al., 1997). Garreaud et al. (2009) descrevem o ODP como a força mais plausível por trás das flutuações de baixa frequência no NEB. Além disso, Marengo (2004) descreveu um aumento na precipitação e na vazão no sul da Amazônia e uma diminuição na região norte após 1976/77. Foi observada uma mudança que pode ser consistente com a mudança na fase da ODP (de frio para quente) em meados dos anos 70. Andreoli e Kayano (2005) constataram que as anomalias das chuvas causadas por El Niño (La Niña) tendem a ser mais fortes naqueles episódios ocorridos durante a fase quente (fria) da ODP, considerando a ODP como um modulador de baixa frequência da variabilidade relacionada ao ENSO.

A OMA é um modo de variabilidade natural que ocorre no Oceano Atlântico Norte com um período estimado de 60-80 anos. Este índice é baseado nas anomalias médias da TSM na bacia do Atlântico Norte, com um centro principal em 55N e um secundário em 15N, sendo o principal mecanismo de mudança climática de baixa frequência no Oceano Atlântico (Enfield et al., 2001). Segundo Kayano e Capistrano (2014), a OMA apresenta forte relação com o ENSO, influenciando no regime de chuvas da América do Sul.

A influência da OMA e da ODP também se estende às séries de vazões. Rocha e Souza Filho (2020) associaram pontos de mudanças

nos valores médios de vazão à mudança de fase dessas oscilações de baixa frequência, demonstrando um efeito potencial maior de suas fases do que o inicialmente esperado.

A ODP e a OMA têm uma influência significativa sobre as variáveis hidrológicas no Brasil (Andreoli & Kayano, 2005; Kayano & Capistrano, 2014; Kayano et al., 2020). A análise simultânea de ambos os índices pode ser vantajosa devido à sua conexão em uma escala multidecadal por meio da célula de Walker associada à evolução lenta do estado médio das TSMs nos oceanos Pacífico e Atlântico (Kayano et al., 2020).

As séries temporais dos índices de oscilação climática usados, como ODP e OMA, foram obtidas do banco de dados da Administração Nacional Oceânica e Atmosférica dos EUA (NOAA) (https://www.esrl.noaa.gov/psd/gcos_wgsp/Timeseries/, dados acessados em dezembro de 2020). A análise das fases positiva e negativa da ODP e da OMA permitiu a identificação de cinco períodos e quatro configurações básicas.

Padrões globais de precipitação em diferentes fases da ODP e da OMA

Com base nas diferentes configurações entre a ODP e a OMA, foi analisado o padrão de precipitação no planeta, calculando-se a Porcentagem de Anomalia de Precipitação (PAP) para a configuração da composição das fases da ODP/OMA.

A precipitação média anual por ponto de grade do planeta é calculada usando a precipitação global do *Global Precipitation Climatology Center* (GPCC) (Schneider et al., 2011) para o período entre 1931-2016. O PAP em cada fase foi calculado subtraindo a precipitação média da fase da precipitação média de todo o período, e dividido pela precipitação média de todo o período.

Mudança de estrutura nas correlações espaciais em função das fases da ODP e da OMA

Além da análise de precipitação, a estrutura única do regime de vazões foi analisada, considerando toda a série temporal, bem como utilizando uma série temporal segmentada nos distintos períodos identificados na análise da ODP e da OMA. As séries de vazões foram ordenadas de norte a sul, e uma matriz de correlação foi calculada para a série completa em cada um dos cinco períodos.

A estrutura da matriz de correlação foi analisada com base na função densidade de probabilidade, usando a função “density” no pacote de “stats” R v3.5.2 (R Core Team, 2018). O algoritmo aplicado calcula a distribuição empírica em uma grade regular e, em seguida, usa a transformada rápida de Fourier para convolver essa aproximação com uma versão discretizada do método de kernel e, em seguida, usa uma aproximação linear para avaliar a densidade nos pontos especificados.

O principal objetivo é identificar mudanças na forma da distribuição de probabilidade. Para apoiar a análise, foi calculada a matriz de correlação para os distintos períodos e para as séries completas. Posteriormente, a estrutura da função de densidade de probabilidade para cada série foi analisada.

Impacto na produção de hidroeletricidade

A análise da variabilidade temporal foi realizada por meio da distribuição de frequência acumulada. Essa análise foi feita dividindo o Brasil em quatro regiões para considerar sua variabilidade espacial: Norte, Nordeste, Sudeste, Sul e dois sistemas isolados (Belo Monte e Itaipu). Belo Monte e Itaipu foram tratados separadamente devido à grande produção de energia. Em cada uma dessas regiões, a ENA da cascata do reservatório da região foi calculada para cada um dos cinco períodos determinados.

A ENA pode ser calculada em diferentes escalas de tempo (por exemplo, diária, semanal, mensal ou anual). Sua análise permite sintetizar informações das vazões de uma bacia hidrográfica com uma

cascata de reservatórios, bem como por subsistemas elétricos. A ENA informa a quantidade de energia hidráulica potencial, permitindo identificar o impacto por MW devido às variações no regime de vazão impostas pela variabilidade de baixa frequência. Neste contexto, a ENA pode ser usada como indicativo para avaliar a variabilidade dos subsistemas através da metodologia Nexus (Clima-Água-Energia).

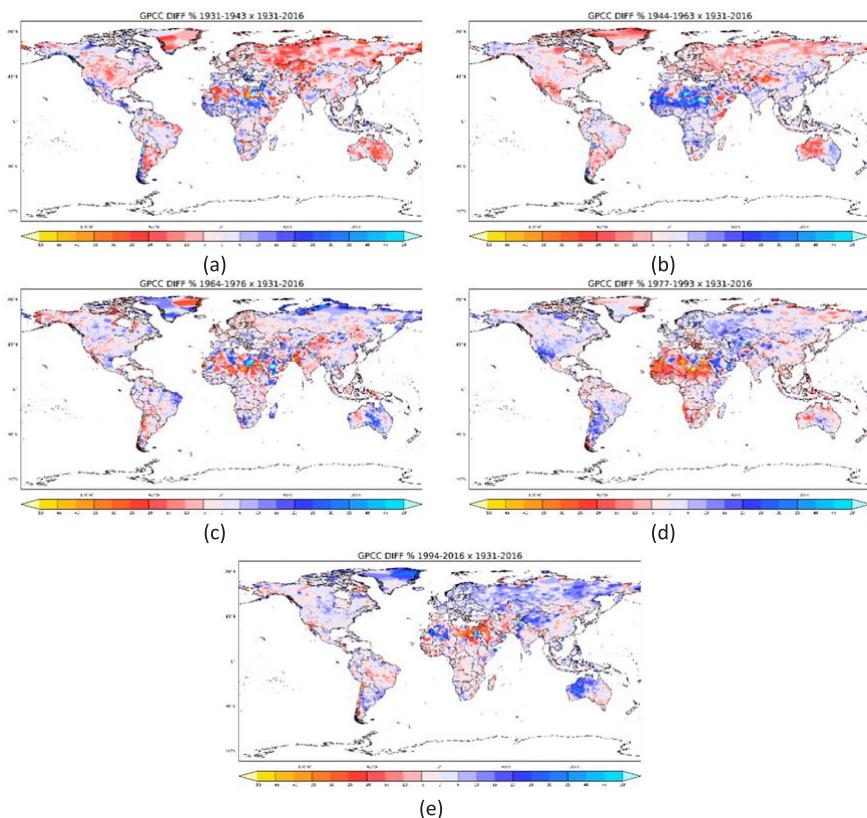
As vazões mensais naturalizadas medidas nas estações foram obtidas junto ao Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). A vazão naturalizada de uma usina hidrelétrica é a vazão observada naquela estação considerando o rio em sua condição natural (por exemplo, assumindo que não existam reservatórios regulando a vazão e que não se tenha impacto devido às atividades humanas). A série temporal de vazões varia de janeiro de 1931 a dezembro de 2016 sem nenhuma falha. A ENA de cada hidrelétrica é calculada a partir da vazão naturalizada multiplicada pela produtividade equivalente a 65% do volume útil de armazenamento dos reservatórios das explorações hidrelétricas. Em seguida, para calcular a ENA do sistema elétrico, soma-se as ENAs das usinas hidrelétricas que pertencem ao sistema (ONS, 2009).

3. RESULTADOS

A análise da ODP e da OMA indicam a existência de cinco períodos distintos de acordo com a confluência ou divergência de suas fases (Figura 1). Dois períodos foram caracterizados pela confluência das fases desses dois padrões de oscilação, coincidentemente quentes (ODPQ/OMAQ) de 1931 a 1943 e frios (ODPF /OMAF) de 1964 a 1976; dois períodos apresentaram divergência geral entre as fases, 1944 a 1963 (OMAQ/ODPF) e 1977 a 1993 (OMAF/ODPQ). No último período, a OMA estava em uma fase quente e o comportamento da ODP oscilou entre anos quentes e frios.

A análise da PAP para os cinco períodos distintos mostrou alterações significativas nos padrões globais de precipitação (Figura 1). O primeiro período (Figura 1a) apresentou uma anomalia global negativa, com poucas regiões apresentando anomalias positivas. Na América do Sul foi perceptível que as anomalias negativas se concentraram nas regiões sul e nordeste do Brasil, e em países como Paraguai, Uruguai e Argentina. Além disso, para este continente, pequenas anomalias positivas podem ser vistas principalmente no Brasil e em países como Bolívia, Peru, Equador, Colômbia e Venezuela.

Figura 1: Porcentagem de Anomalia de Precipitação para os períodos segmentados. (a) De 1931 a 1943, (b) de 1944 a 1963, (c) de 1964 a 1976, (d) de 1977 a 1993, e (e) de 1994 a 2016.



O segundo período (Figura 1b) mostrou uma redução geral da intensidade das anomalias globais negativas observadas no primeiro período, com um aumento das anomalias positivas no norte do continente africano. As anomalias negativas encontradas no primeiro período para a Austrália permaneceram na região oeste do país, e anomalias positivas foram observadas no restante do país. As anomalias para o continente norte-americano mostraram uma inversão. As regiões que apresentaram anomalias positivas no primeiro período apresentaram anomalias negativas e vice-versa, com as anomalias mais fortes concentradas no nordeste do Canadá e próximo à fronteira dos Estados Unidos e do México. Para a América do Sul, as diferenças entre os períodos concentraram-se principalmente no Brasil, Bolívia e Chile, onde Bolívia e Chile apresentaram anomalias negativas. A região leste da costa do Brasil apresentou mais anomalias negativas, enquanto a região norte do apresentou mais anomalias positivas em comparação com o período anterior.

O terceiro período (Figura 1c) apresentou um deslocamento significativo na região nordeste do Brasil, apresentando fortes anomalias positivas, também presentes na região norte. O continente norte-americano apresentou anomalias negativas gerais para os Estados Unidos e anomalias positivas para Canadá e México. A região central da Austrália apresentou anomalias positivas, onde a região oeste e uma parte da região leste apresentaram anomalias negativas. Uma inversão no padrão de anomalia também foi perceptível para o norte do continente africano e parte da Rússia.

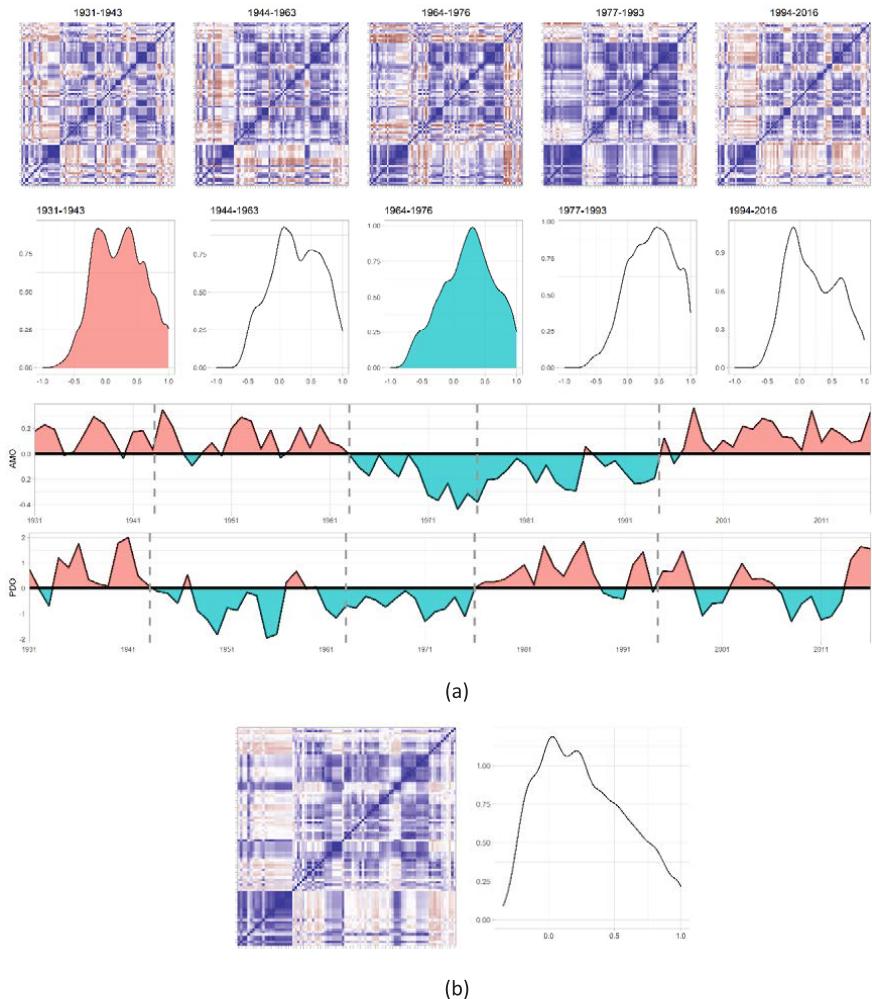
O quarto período (Figura 1d) se assemelha ao segundo período com uma inversão dos padrões de anomalias para algumas regiões: a América do Sul apresentou anomalias positivas estendendo-se da região central do Brasil até a Argentina, com a região mais ao norte do continente apresentando ligeiras anomalias negativas, incluindo as regiões norte e ; os Estados Unidos apresentaram anomalias positivas perto da fronteira com o México, também visíveis para

a região norte do Canadá; as regiões costeiras do norte e oeste do continente africano apresentaram fortes anomalias negativas. Uma parte da região central da Austrália apresentou anomalias positivas, enquanto o resto do país apresentou anomalias negativas. Países da Europa e uma parte da Rússia exibiram anomalias positivas, marcando uma mudança para os países europeus já que os primeiros períodos todos apresentaram anomalias negativas.

O último período (Figura 1e) assemelhou-se ao primeiro período, apresentando uma inversão dos padrões de anomalias para algumas regiões do mundo. Para o continente sul-americano, Chile, Bolívia, Peru e região central do Brasil apresentaram um padrão de anomalia negativo. Anomalias positivas foram perceptíveis para a região sul, uma porção das regiões norte e nordeste do Brasil, Paraguai, Uruguai e Argentina. Os países do Hemisfério Norte, em sua maioria, apresentaram anomalias positivas em comparação com as anomalias negativas observadas no primeiro período. A Austrália apresentou fortes anomalias positivas para sua região oeste e ligeiras anomalias negativas para a porção leste, em contraste com a anomalia negativa geral apresentada no primeiro período, onde os maiores valores concentraram-se nas áreas mais ao leste.

A estrutura espacial das séries de vazões completa foi analisada usando a matriz de correlação e seu histograma correspondente (Figura 2b). Notou-se que para a série completa tem-se a presença de um forte dipolo norte-sul. Essa análise estendida aos cinco períodos distintos demonstrou a não-estacionariedade da correlação espacial, com mudanças significativas ao longo dos períodos, conforme pode ser observado na Figura 2a. Além disso, esse aspecto foi corroborado pelo histograma dos valores da correlação, que apresentaram unimodalidade ou bimodalidade de acordo com a janela de tempo. Esses resultados indicam que o dipolo observado para a série completa é válido para alguns períodos da série e pode não ocorrer durante um período específico.

Figura 2: (a) Matriz de correlação e histograma para as fases distintas da ODP e da OMA, e as séries temporais da OMA e a da ODP de acordo com a classificações de suas fases, e (b) Matriz de correlação e histograma para a série completa.



O histograma mostra mudanças semelhantes as observadas nos padrões de anomalia de chuva. No primeiro período, o Brasil apresentou dois padrões opostos de anomalias de precipitação, mas com predominância de valores positivos. Esse comportamento impôs

um deslocamento para a direita do centro do histograma, com predominância de valores de correlação positivos, indicando que a maioria das estações de vazão apresentaram comportamento semelhante, principalmente aquelas localizadas nas regiões sul e sudeste. O histograma do segundo período apresentou ligeiras alterações em relação ao primeiro, com menos valores negativos, indicando um comportamento mais homogêneo das séries de vazões. Além disso, a matriz de correlação apresentou uma correlação positiva para as vazões dos rios nas regiões norte e nordeste. O terceiro período mostrou uma forte mudança dos padrões de anomalia de precipitação com a presença de dois comportamentos espacialmente opostos. Esta característica impôs um deslocamento correspondente no histograma com a presença de valores mais negativos e um deslocamento à direita do pico, principalmente devido às anomalias negativas na região sul. A presença de valores mais negativos se assemelha ao comportamento espacial oposto observado para os padrões da anomalia de precipitação. É importante lembrar que as regiões sul e sudeste do Brasil concentram o maior número de hidrelétricas. Para o quarto período, a maior parte do país apresentou anomalias positivas uniformes, que refletiram na maior presença de valores de correlação positiva e no pico próximo de 0,5 do histograma. Além disso, a matriz de correlação apresentou uma correlação positiva substancial entre as vazões das regiões sul e sudeste, o que pode ser observado a partir da presença da anomalia positiva de precipitação para essas regiões. O último período apresentou anomalias negativas ao longo de grande parte do Brasil e duas zonas de anomalias positivas, que induziram a forma bimodal do histograma e impuseram valores de correlação negativos próximos a zero para o primeiro pico e altos valores positivos para o segundo. Também é possível notar que a matriz de correlação não apresenta homogeneidade como visto em períodos anteriores, podendo ser um reflexo da divisão das anomalias de precipitação positivas e negativas no país.

Também foram observadas mudanças para a distribuição de probabilidade das séries de vazões, o que causou mudanças significativas na função de distribuição acumulada da ENA para as diferentes regiões. O valor da mediana das regiões do país variou significativamente do maior para o menor período de produção, passando de cerca de 1.200 MW na região norte até 3.700 MW na região sul. Os resultados são apresentados na Tabela 1:

Período	Percentil	Sudeste	Sul	Nordeste	Norte	Itaipu	Belo Monte	Total
1931-1943	0,1	24.834,5	5.924,4	6.250,6	6.645,9	7.491,0	5.110,5	62.059,4
	0,25	26.481,6	6.880,3	7.054,4	6.932,6	8.093,6	5.793,5	63.785,9
	0,5	30.218,3	8.843,7	8.136,9	7.510,7	8.486,1	7.360,1	68.671,9
	0,75	33.954,8	9.684,7	8.630,6	9.488,9	10.034,2	7.879,1	75.803,1
	0,9	36.064,4	10.792,1	9.705,9	10.153,8	10.369,3	8.381,1	84.391,5
1944-1963	0,1	22.422,4	4.699,6	6.035,9	5.334,0	6.217,0	5.443,8	58.645,6
	0,25	26.064,0	6.487,3	6.853,5	5.701,6	7.464,7	6.069,3	62.368,2
	0,5	30.160,6	7.684,9	8.344,4	7.263,2	8.642,5	7.100,7	66.509,4
	0,75	31.466,3	9.338,4	10.192,2	7.911,5	9.370,0	7.974,3	73.591,3
	0,9	35.293,7	11.346,9	12.764,0	9.034,6	11.205,6	8.649,7	83.772,7
1964-1976	0,1	23.056,1	6.648,3	5.500,6	5.762,3	7.455,9	4.885,1	58.013,5
	0,25	25.722,1	8.063,7	6.972,4	6.569,3	7.689,1	5.419,0	65.728,1
	0,5	29.440,3	9.549,9	8.071,8	7.230,6	10.072,2	5.582,4	71.130,0
	0,75	31.014,5	11.689,5	8.750,6	7.768,3	11.739,3	7.021,9	76.838,4
	0,9	34.410,1	12.731,5	9.381,8	8.240,1	12.747,6	8.713,7	79.205,1
1977-1993	0,1	29.470,4	5.957,2	6.806,6	6.395,3	10.546,8	5.618,7	71.293,9
	0,25	30.557,7	7.082,5	7.305,3	7.720,2	11.233,3	6.142,2	74.943,9
	0,5	32.362,0	10.588,4	8.287,5	8.487,3	12.020,7	7.013,7	75.844,7
	0,75	36.418,6	12.149,4	11.762,6	9.498,1	12.748,7	7.903,6	90.283,0
	0,9	40.671,8	14.620,7	13.331,5	10.102,1	15.224,0	8.540,1	97.128,8
1994-2015	0,1	24.339,4	7.402,8	4.119,4	6.123,7	10.833,0	4.757,0	64.179,5
	0,25	27.223,2	9.443,5	5.362,8	6.685,8	11.200,8	5.580,4	67.132,1
	0,5	29.750,4	11.445,6	6.013,8	7.307,9	11.850,1	6.635,3	73.121,4
	0,75	31.977,0	13.139,4	7.608,8	8.470,4	12.925,4	7.552,8	76.409,1
	0,9	33.303,7	15.506,0	7.985,7	9.206,3	14.034,9	7.928,8	84.283,4

Uma ligeira tendência de redução dos valores da mediana da ENA foi observada do primeiro para o terceiro período para as regiões norte e sul. Esse padrão também foi perceptível para o quantil 75%, no qual ocorreu uma forte redução do primeiro para o segundo período. Além disso, o quantil de 25% da região norte mostrou uma diminuição significativa do primeiro para o segundo período. O quarto período de ambas as regiões apresentou os maiores valores para os três quantis, seguido por um retorno a valores semelhantes ao do terceiro período para o último período. Itaipu apresentou valores medianos crescentes do primeiro para o quarto período, com ligeira queda no último período. Da mesma forma, a região sul apresentou um crescimento dos valores a partir de 1976. Por outro lado, a região nordeste apresentou forte redução dos valores no último período. Belo Monte apresentou uma tendência decrescente com vale significativo no terceiro período. Da mesma forma, o comportamento dos valores medianos ocorreu de forma semelhante para os quantis 90%, 75%, 25% e 10%.

Comparando a ENA de todos os subsistemas combinados, notou-se uma amplitude de variação significativa entre os diferentes períodos. A diferença entre o valor mediano do maior período de produção para o menor foi de 9.336 W, representando quase 67% da capacidade instalada da barragem de Itaipu (14.000W) e respondendo por 12 a 14% da ENA total, de acordo com o período de referência.

4. DISCUSSÃO

Os resultados obtidos demonstram o impacto da variabilidade de baixa frequência (ODP e OMA) no regime hidrológico brasileiro e os mesmos convergem com estudos anteriores encontrados na literatura sobre os padrões de precipitação. Os estudos de Kayano & Andreoli (2007) e Kayano & Capistrano (2014) observaram impactos das fases ODP e OMA nas chuvas brasileiras, principalmente

devido às modulações dos impactos locais do ENOS. Os estudos também revelam que as anomalias de precipitação relacionadas ao ENOS são amplificadas com a divergência de fases entre os dois fenômenos de baixa frequência. Essas anomalias podem ser uma das razões do forte impacto obtido para o período ODPF/OMAQ.

Uma forte variação na estrutura espacial e temporal dos padrões das vazões brasileiras foram encontradas nos resultados. As mudanças observadas impõem modificações no risco hidrológico que precisam ser abordadas corretamente no desenvolvimento de projeções de longo prazo e estratégias operacionais do sistema interligado de hidrelétricas. Historicamente, o uso de uma única matriz de correlação, onde o resíduo é considerado espacialmente correlacionado, é adotado como padrão em modelos estatísticos autorregressivos usados para previsão e projeções de vazões (CEPEL, 2006). No entanto, os resultados demonstraram que esta metodologia pode incorrer em erros devido à não-estacionariedade da matriz de correlação. A ocorrência de períodos de dipolo norte-sul pode ser usada como uma estratégia de gestão de risco para diminuir os riscos à seca do setor hidrelétrico. No entanto, destaca-se que esse padrão não é um comportamento esperado consistente, mas sim um possível padrão afetado pelos índices de baixa frequência.

Os impactos da baixa frequência nas séries de vazões brasileiras também são significativos devido à sua severidade na capacidade de produção de hidroeletricidade. O forte impacto observado do período ODPF/OMAQ ao longo das regiões sul e sudeste, que concentra a grande maioria das barragens importantes, revela um possível cenário assustador para a produção hidrelétrica brasileira nos próximos anos se outra configuração ODPF/OMAQ ocorrer em um futuro próximo. As barragens hidrelétricas do Brasil enfrentam atualmente baixos volumes no final de 2020 devido à ocorrência de secas nas regiões sul e sudeste. Ambos os subsistemas apresentam volumes totais inferiores a 18% cada (volumes recuperados do site

do ONS em 2 de dezembro de 2020). Esses baixos volumes também ocorreram em um ano atípico devido aos efeitos pandêmicos da COVID-19 na demanda de energia, que impôs reduções iniciais por vários meses do ano (Carvalho et al., 2020). O alívio das restrições pandêmicas nos últimos meses de 2020 provocou um surto de demanda que, aliado à necessidade de energia térmica, impôs um forte aumento nas contas de energia elétrica devido aos elevados impostos (bandeira vermelha nível 2 - nível máximo). A aplicação dos impostos visa dois objetivos: (i) conter o aumento da demanda e (ii) contrabalançar o aumento do preço da produção termelétrica. A volta dos reservatórios a volumes maiores também não é um aspecto simples devido às estratégias de gestão do setor hidrelétrico para diminuir os impactos ambientais, o que reduz a capacidade de regularização plurianual e aumenta o risco hidrológico.

O cenário OMAQ é mais provável de se manter para os próximos anos devido à situação atual e sua característica de longo prazo. No entanto, a previsão dos valores de ODP para os próximos anos não é uma tarefa simples, especialmente devido à alta incerteza e menor previsibilidade imposta pelas mudanças climáticas (Li et al., 2020). Além disso, outra fonte de incerteza é a fonte do índice da ODP.

Os valores mensais da ODP a partir de 1850 até o ano atual podem ser obtidos no Centro Nacional de Informações Ambientais (NCEI). O NCEI usa a reconstrução estendida da NOAA de TSMs (ERSST versão 5) para regredir anomalias de ERSST contra índice da ODP de Mântua e calcular um mapa de regressão da ODP. Desta fonte, a ODP apresenta valores médios anuais negativos para os últimos anos (desde 2017), onde o valor médio de janeiro a outubro do ano atual reflete uma forte anomalia negativa (<-1). O padrão gráfico do índice de 1998 ao ano atual se assemelha aos primeiros dez anos da fase fria de 1944 a 1976 (Figura no apêndice). Uma repetição do mesmo padrão observado imporia uma fase fria da

ODP pelos próximos anos e possíveis reduções adicionais para a disponibilidade de energia hidrelétrica.

Espera-se que a ODP do NCEI siga de perto o índice de ODP de Mantua, que foi usado ao longo deste estudo. No entanto, foram observadas diferenças significativas para os últimos anos, alterando ligeiramente o cenário da ODP, com valor médio anual positivo para 2017 (0,51) e 2018 * (0,17 dos primeiros nove meses, dados disponíveis na altura do desenvolvimento deste artigo). A diferença da ODP do NCEI para a ODP de Mântua foi, respectivamente, 0,60 e 0,53. Uma correção da mesma magnitude ainda resultaria em uma fase fria da ODP para 2020 e está em concordância com a seca das regiões sul e sudeste.

Nesse contexto, as energias renováveis, como a eólica e a solar, surgem como uma solução relevante para aumentar a segurança energética e superar o possível cenário sombrio com a redução da dependência hidroelétrica. Esta análise de risco hidrológico entre o nexo Clima-Água-Energia mostra a relevância da variabilidade de baixa frequência na modulação do risco associado aos sistemas de recursos hídricos. Riscos que possuem forte impacto econômico na escala de R\$ 559,75 reais MWh (Câmara de Compensação de Energia Elétrica - CCEE), de acordo com os preços locais de energia.

5. CONCLUSÕES

Os impactos da variabilidade climática de baixa frequência nas variáveis hidrológicas têm causado grande incerteza quanto à disponibilidade de recursos hídricos. Este estudo identifica como a variabilidade de baixa frequência modifica a estrutura espacial e temporal do regime de vazões brasileiro. A não-estacionariedade da correlação espacial do regime de vazões apresenta riscos consideráveis na modelagem de recursos hídricos. Assim, os sistemas de

recursos hídricos devem promover uma estratégia de gestão de risco que possibilite a gestão desse risco dinâmico.

A gestão adaptativa do risco dinâmico da variabilidade de baixa frequência pode contribuir para a construção de estratégias e instituições que viabilizem a adaptação às mudanças climáticas, principalmente considerando a possibilidade de outra configuração ODPF/AMOQ ocorrer nos próximos anos, o que pode levar a um cenário assustador para as hidrelétricas brasileiras.

Os impactos da variabilidade de baixa frequência quando observados por meio da metodologia Nexus (clima-água-energia) podem estar associados a perdas de U\$ 9,1 bilhões considerando apenas os impactos na produção de energia hidrelétrica. A análise da variabilidade de baixa frequência e do risco hidrológico dinâmico deve ser considerada no planejamento e gestão dos recursos hídricos.

6. REFERENCIAS

- Andreoli, R. V., & Kayano, M. T. (2005). ENSO-related rainfall anomalies in South America and associated circulation features during warm and cold Pacific decadal oscillation regimes. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 25(15), 2017-2030.
- Carvalho, L. M., Jones, C., & Liebmann, B. (2004). The South Atlantic convergence zone: Intensity, form, persistence, and relationships with intraseasonal to interannual activity and extreme rainfall. *Journal of Climate*, 17(1), 88-108.
- Carvalho, M, Bandeira de Mello Delgado, D, de Lima, KM, de Camargo Cancela, M, dos Siqueira, CA, de Souza, DLB. Effects of the COVID-19 pandemic on the Brazilian electricity consumption patterns. *Int J Energy Res.* 2020;e5877. <https://doi.org/10.1002/er.5877>
- CEPEL - Manual de Referência do Modelo NEWAVE. Centro de Pesquisa de Energia Elétrica – CEPEL, Rio de Janeiro, 106p, 2006. Available at: https://simsee.org/simsee/biblioteca/Brasil/NW201203/ManualReferencia_Newave_comentado.pdf. Access in 06/12/2020.

CCEE. Brazilian Electrical Energy Clearing Chamber. Retrieved from: http://www.ccee.org.br/preco_adm/precos/semanal/. Accessed 10.12.20.

Enfield, D. B., Mestas-Nuñez, A. M. & Trimble, P. J. (2001) The Atlantic Multidecadal Oscillation and its Relationship to Rainfall and River Flows in the Continental U.S.A. *Atlantic* **28**(10), 2077–2080. doi:10.1029/2000GL012745

Garcia, S. R., & Kayano, M. T. (2015). Multidecadal variability of moisture and heat budgets of the South American monsoon system. *Theoretical and Applied Climatology*, 121(3-4), 557-570.

Garreaud, R. D., Vuille, M., Compagnucci, R., & Marengo, J. (2009). Present-day south american climate. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 281(3-4), 180-195.

Hodson, D.L.R., Sutton, R.T., Cassou, C. et al. Climate impacts of recent multidecadal changes in Atlantic Ocean Sea Surface Temperature: a multimodel comparison. *Clim Dyn* 34, 1041–1058 (2010). <https://doi.org/10.1007/s00382-009-0571-2> Kayano, Mary T. & Andreoli, R. V. (2007) Relations of South American summer rainfall interannual variations with the Pacific Decadal Oscillation. *Int. J. Climatol.* **27**(4), 531–540. doi:10.1002/joc.1417

Kayano, Mary T. & Andreoli, R. V. (2007) Relations of South American summer rainfall interannual variations with the Pacific Decadal Oscillation. *Int. J. Climatol.* **27**(4), 531–540. doi:10.1002/joc.1417

Kayano, Mary Toshie & Capistrano, V. B. (2014) How the Atlantic multidecadal oscillation (AMO) modifies the ENSO influence on the South American rainfall. *Int. J. Climatol.* **34**(1), 162–178. doi:10.1002/joc.3674

Kayano, MT, Andreoli, RV, de Souza, RAF. Pacific and Atlantic multidecadal variability relations to the El Niño events and their effects on the South American rainfall. *Int J Climatol.* 2020; 40: 2183– 2200. <https://doi.org/10.1002/joc.6326>

Li, S., Wu, L., Yang, Y., Geng, T., Cai, W., Gan, B., Chen, Z., et al. (2020) The Pacific Decadal Oscillation less predictable under greenhouse warming. *Nat. Clim. Chang.* **10**(1), 30–34. Springer US. doi:10.1038/s41558-019-0663-x

Mantua, N. J., Hare, S. R., Zhang, Y., Wallace, J. M., & Francis, R. C. (1997). A Pacific interdecadal climate oscillation with impacts on salmon production. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(6), 1069-1080.

Mendes, C. A. B., Beluco, A., & Canales, F. A. (2017). Some important uncertainties related to climate change in projections for the Brazilian hydropower expansion in the Amazon. *Energy*, 141, 123-138.

Marengo, J. A. (2004). Interdecadal and long term rainfall variability in the Amazon basin. *Theoretical and Applied Climatology*, 78, 79-96.

ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – Submódulo 9.2 – Recursos Hídricos e Meteorologia – Acompanhamento, Análise e Tratamento dos Dados Hidroenergéticos do Sistema Interligado Nacional. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 11p, 2009

R Core Team (2018). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Rao, V., de Lima, M.C., Franchito, S., 1993. Seasonal and interannual variations of rainfall over eastern northeast Brazil.. *J. Climate*, 6, 1754–1763, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1993\)006<1754:SAIVOR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1993)006<1754:SAIVOR>2.0.CO;2).

Rocha, R. V. & Souza Filho, F. de A. de. (2020) Mapping abrupt streamflow shift in an abrupt climate shift through multiple change point methodologies: Brazil case study. *Hydrol. Sci. J.* 02626667.2020.1843657. doi:10.1080/02626667.2020.1843657

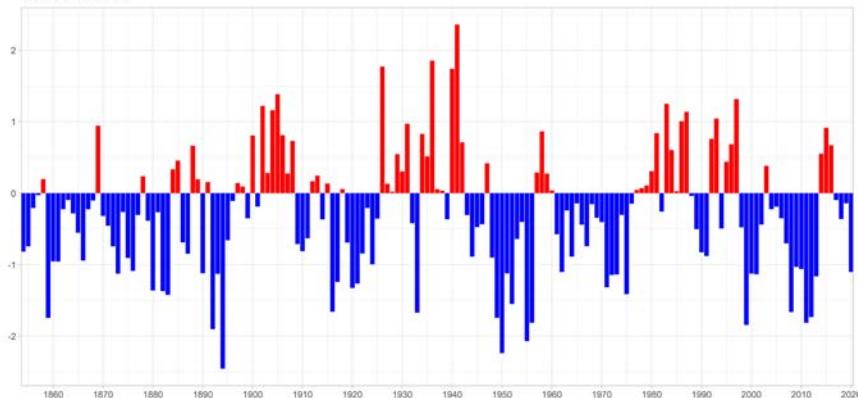
Schneider, Udo; Becker, Andreas; Finger, Peter; Meyer-Christoffer, Anja; Rudolf, Bruno; Ziese, Markus (2011): GPCC Full Data Reanalysis Version 6.0 at 0.5°: Monthly Land-Surface Precipitation from Rain-Gauges built on GTS-based and Historic Data. DOI: 10.5676/DWD_GPCC/FD_M_V7_050

Trenberth, K. E. (2015) Has there been a hiatus? *Science* (80-.). **349**(6249), 691–692. doi:10.1126/science.aac9225

Wu, Y., Gan, T. Y., She, Y., Xu, C. & Yan, H. (2020) Five centuries of reconstructed streamflow in Athabasca River Basin, Canada: Non-stationarity and teleconnection to climate patterns. *Sci. Total Environ.* **746**, 141330. Elsevier B.V. doi:10.1016/j.scitotenv.2020.141330

7. APÊNDICE

NCEI Annual PDO



A1 – ODP anual médio do NCEI de 1850 a 2020. O valor para 2020 foi calculado usando dados de janeiro a outubro.

ANÁLISE DA VARIABILIDADE CLIMÁTICA MULTIDECadal NA DISPONIBILIDADE HÍDRICA E ENERGÉTICA DA USINA DE SOBRADINHO

José Micael Ferreira da Costa

Diógenes Passos Fontenele

Antonio Duarte Marcos Junior

Carlos Eduardo Sousa Lima

Marx Vinicius Maciel da Silva

Cleiton da Silva Silveira

1. INTRODUÇÃO

O consumo de energia é um dos principais indicadores do desenvolvimento econômico e do nível de qualidade de vida de qualquer sociedade. De acordo com o Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS, o sistema de produção e transmissão de energia elétrica do Brasil é um sistema hidro-termo-eólico de grande porte, com predominância de usinas hidrelétricas e com múltiplos proprietários (ONS, 2017).

Sistemas energéticos como o brasileiro, cujo planejamento e a geração eletroenergética apresentam correlação com os estoques de água existentes nos reservatórios das usinas hidrelétricas e as suas afluências, estão sujeitos a impactos advindos da variabilidade e das mudanças no clima, tanto na produção de energia, em suas diversas formas, quanto no seu consumo. Existe, portanto, uma relação de interdependência entre água e energia (Rothausen e Conway, 2011; Scanlon *et al.*, 2013), sendo o clima o elo que pode afetar e ser afetado nessa relação.

A recente crise energética brasileira mostrou a dependência da matriz energética do país e de seus recursos hídricos às condições climáticas. No Brasil, particularmente, de todas as variáveis climáticas, a precipitação e a vazão são as que melhor caracterizam a variabilidade climática sobre o Nordeste Brasileiro (NEB) e, provavelmente, as que impactam mais direta e significativamente em associação com a população, enquanto suas variações e mudanças resultam frequentemente, em repercussões econômicas nos meios ambiente, sociais e políticos (Medeiros, 2016).

Scanlon et al. (2013) mencionam que o acréscimo na demanda por energia aumenta também a demanda por água e leva a uma redução quantitativa deste recurso. Além disso, há uma tendência de aumento da demanda de água da irrigação no Brasil que pode levar à diminuição da segurança alimentar e maior vulnerabilidade para agricultores rurais, especialmente nas regiões semiáridas. Esses impactos se propagam nos diversos setores econômicos (Domingues et al., 2016), por exemplo, aumenta o custo de produção agrícola e da pecuária, eleva o custo dos insumos para o setor de alimentos e para o consumo das famílias.

A disponibilidade de água no Brasil depende em grande parte do clima. O ciclo anual das chuvas e de vazões no país varia entre bacias, e de fato a variabilidade interanual do clima, associada aos fenômenos de El Niño, La Niña, ou à variabilidade na temperatura da superfície do mar (TSM) do Atlântico Tropical e Sul podem gerar anomalias climáticas, que produzem grandes secas, como em 1877, 1983 e 1998 no Nordeste, 2004-2006 no Sul do Brasil, 2001 no Centro-Oeste e Sudeste, e em 1926, 1983, 1998 e 2005 na Amazônia (Marengo e Nobre, 2004; Marengo et al., 2012; Silva, 2013), assim como projeções de secas futuras (da Costa et al., 2018; Marcos Junior et al., 2018; Silveira et al., 2019; da Silva, 2020).

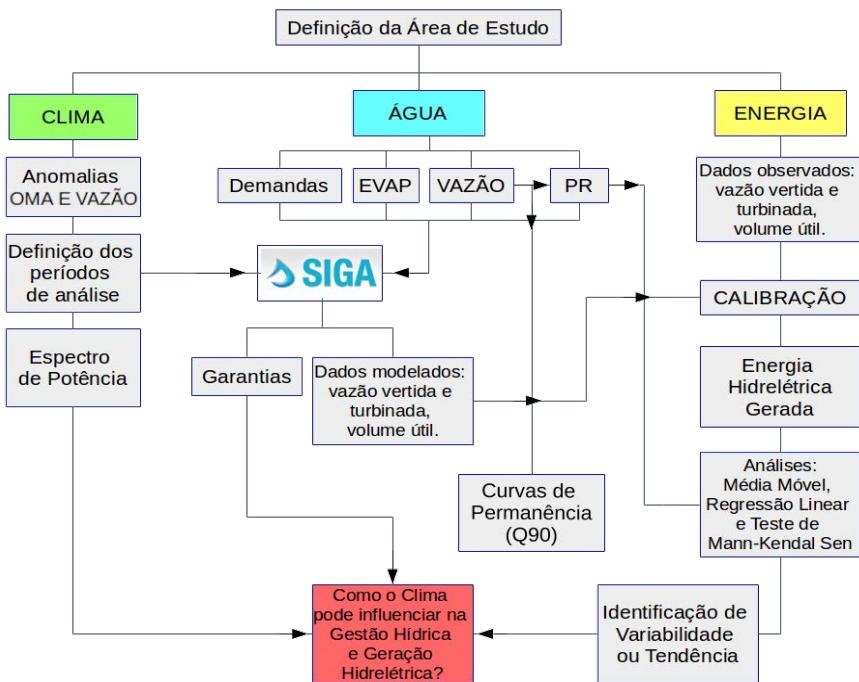
As condições climáticas de um conjunto de anos ou décadas depende tanto de variações climáticas naturais, como fenômenos interanuais e de baixa frequência ou das forças antrópicas (Silveira et al., 2013). Alguns autores como Alves et al. (2013), Silveira et al. (2017) e Martins et al. (2018) apontam os fenômenos de baixas frequências como alguns dos responsáveis pela variabilidade climática em escala decadal, principalmente na região tropical. Um exemplo disso é a relação da Oscilação Multidecadal do Atlântico (OMA), a qual é uma componente associada à variabilidade da TSM com a modificação do ciclo hidrológico.

O objetivo principal deste trabalho é analisar o nexus existente entre clima, água e energia, com enfoque na usina Sobradinho, visando identificar uma possível variabilidade climática decadal ocasionada pela OMA, a qual impacta na Gestão Hídrica e Geração Hidrelétrica. Para isso, pretende-se analisar a variabilidade climática decadal por meio da variabilidade e/ou tendência das séries temporais e do Espectro de Ondeleta Global (Wavelet); obter a Curva de Permanência e a às vazões com garantia de 90% (Q_{90}); simular as garantias de atendimento hídrico às múltiplas demandas; Calcular a energia hidrelétrica gerada e sua média.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Após a definição da área de estudo, houve obtenção de dados para os três nexus: clima, água e energia; cujos processos subsequentes são apresentados no fluxograma esquemático da Figura 1.

Figura 1: Fluxograma contendo as etapas da metodologia adotada no trabalho.



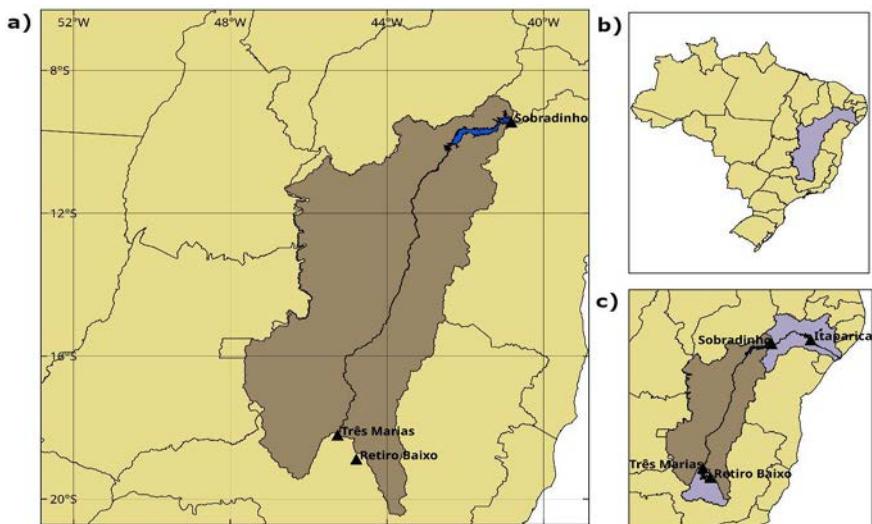
- A primeira etapa se deu através das análises de tendência e variabilidade climática nas séries de Precipitação (1961-2016) e Vazão (1931-2016), por meio de métodos clássicos como: Média Móvel, Regressão Linear e Mann-Kendall Sen. Em seguida, com dados de anomalias na TSM referentes ao índice climático OMA (1860-2016) e vazão natural (1931-2016) da usina Sobradinho, aplicou-se a análise do Espectro de Ondeleta Global (Wavelet).
- A segunda etapa foi gerar a curva de permanência da vazão natural em Sobradinho (1931-2016), a qual também possibilitou encontrar a garantia Q90 para os períodos de análise da OMA (Quadro 1).

- A terceira etapa foi a simulação no software SIGA, o qual simula a operação dos reservatórios mediante o balanço hídrico. Segundo às respostas das simulações realizadas no SIGA, foi possível gerar dados de vazão defluente (vertida e turbinada) e volume útil do reservatório de Sobradinho.
- A quarta etapa foi o cálculo da ENA (1993-2016), realizada com o uso de dados simulados gerados no SIGA (terceira etapa) e os mesmos tipos de dados históricos observados disponíveis para Sobradinho. Desse modo, realizou-se a calibração dos dados, comparando a dimensão e correlação entre os resultados modelados e observados. Em seguida, simulou-se a ENA para o período histórico (1965-2016) e foram feitas as médias de energia hidrelétrica gerada para cada um dos períodos da OMA.

2.1. Região de Estudo

O estudo foi realizado visando a usina Sobradinho, pertencente à região da BRSF (Figura 2). A mesma localiza-se na região do Baixo São Francisco (BSF), que corresponde a um trecho de rio encaixado e de vazões regularizadas, a jusante de Belo Monte até a foz no Oceano Atlântico, na divisa dos Estados de Sergipe e Alagoas, ambos localizados no NEB. Compreende-se entre as usinas Retiro Baixo, Três Marias e Itaparica, às quais também possuem reservatório e serão consideradas em algumas etapas deste estudo.

Figura 2: Localização: a) Sobradinho Incremental; b) BRSF no Brasil; c) Sobradinho na BRSF.



2.2. Base de Dados

Os dados históricos mensais de anomalia do índice climático OMA, foram extraídos do site da National Oceanic and Atmospheric Administration - NOAA. Também foram utilizados os dados das séries históricas de vazões mensais naturalizadas (m^3/s), disponibilizados pelo ONS. Os dados históricos mensais de precipitação e Evaporação, foram obtidos através do site do Instituto Nacional de Meteorologia - Inmet. Os valores das demandas foram cedidos pela Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos - Funceme.

As informações gerais de Cota – Área – Volume dos reservatórios para simulação foram cedidos pelas empresas que gerenciam as usinas (Cemig - Três Marias; Chesf - Sobradinho (Ex), Itaparica e Retiro Baixo. Os dados observados de Vazões Vertidas e Turbinadas, assim como de Volume Útil, para Sobradinho, foram disponibilizados pela Agência Nacional de Águas - ANA.

Os valores dos coeficientes dos polinômios que representam as cotas de montante, jusante e rendimento para o reservatório de Sobradinho, bem como às constantes que depende das características físicas do conduto forçado para obtenção dos rendimentos das turbinas, foram obtidos conforme metodologia utilizada por Madera (2013).

2.3. Clima

Nesta parte do estudo foram feitas análises de tendência e variabilidade nos dados de precipitação e vazão pelos métodos de Média Móvel, Regressão Linear, Teste de Mann-Kendall e Declividade de Sen e com auxílio da análise da transformada em ondeletas (Wavelets). Esta última pode ser feita conforme metodologia descrita em Weng e Lau (1994) e Torrence e Compo (1998). A análise de Wavelet pode ser aplicada utilizando-se o algoritmo elaborado por C. Torrence disponível em <http://paos.colorado.edu/research/Wavelets>.

De acordo com Santos, Siqueira e Melo (2016), a Oscilação Multidecadal do Atlântico (OMA) é caracterizada pela alteração da TSM da região Norte do Oceano Atlântico, entre a região do Golfo do México e a Baixa da Islândia, em um período mais longo de tempo. A OMA possui fases quente (TSM positivas) e fria (TSM negativas) ao longo de sua série histórica, conforme demonstram Deser et al. (2010). Desse modo, foram escolhidos dois períodos característicos deste fenômeno, conforme pode ser visto na Tabela 1, os quais condizem com os dados disponíveis de precipitação, vazão natural e evaporação em Sobradinho.

Tabela 1: Períodos, segundo as fases da OMA, para as simulações no SIGA.

Período	OMA	Fase	Anos	
			Início	Término
1	Negativa (-)	Fria	1965	1995
2	Positiva (+)	Quente	1996	2016

2.4. Água

2.4.1. Curva de Permanência (Q_{90}) e Garantias

A permanência de cada vazão observada é o percentual de vezes em que ela foi igualada ou superada (Benetti *et al.*, 2003; Cruz e Tucci, 2008). Segundo Fennessey e Voguel (1990), a curva de permanência (CP) é calculada através dos dados históricos de vazões, os quais são ordenados de forma decrescente e associados a cada valor uma frequência de excedência, utilizando uma posição de plotagem empírica, tal como:

$$CP(\%) = \left(\frac{m}{n} \right) \cdot 100 \quad (1)$$

onde:

m - a ordem do valor ordenado;

n - o número de valores da série.

A Q_{90} , por sua vez, é obtida através da CP, no ponto em que a mesma fornece uma garantia de vazão que supra o abastecimento em 90% do tempo aos usuários finais.

2.4.2. O Sistema de Suporte à Decisão (SIGA)

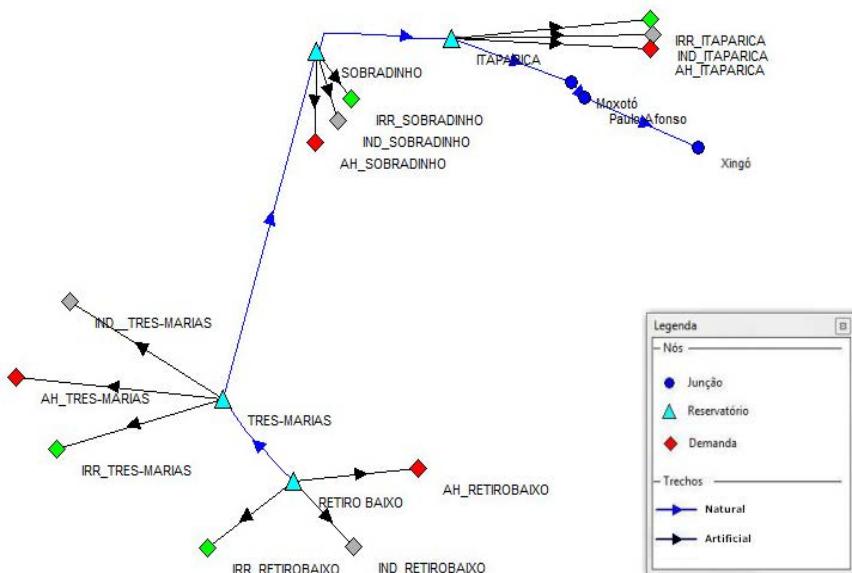
O módulo de operação de sistemas hídricos gera informações essenciais ao processo de tomada de decisão, incluindo alocação, na área de gestão e gerenciamento de recursos hídricos. Esse módulo faz o balanço de massa em cada elemento da rede considerando suas características físicas, a partir de diferentes cenários elaborados pelo usuário (Funceme, 2015). Um modelo de simulação da operação de reservatórios utiliza a solução do balanço hídrico.

O Módulo para Desenho de Rede de Fluxo é responsável pela representação do sistema hídrico, objeto da análise do SIGA. Essa

representação é feita utilizando-se dois tipos básicos de elementos de rede: nós e trechos. Os Nós são definidos como elementos com ou sem capacidade de acumulação de água. Os trechos representam linhas de fluxo do sistema hídrico e sempre possuem capacidade de acumulação de água (Pereira e Cavalcanti, 2016).

Esses elementos, juntamente com os reservatórios e as demandas atribuídas [Abastecimento humano (AH), Irrigação (IRR) e Indústria (IND)], constituem a rede de fluxo hídrica, representativa do gerenciamento da BRSF. A montagem da Rede contendo as usinas de Retiro Baixo, Três Marias, Sobradinho e Itaparica, bem como suas respectivas demandas, encontram-se esquematizadas na Figura 3. Os valores para às demandas foram constantes ao longo de todo o período de análise.

Figura 3: Esquemático da Rede simplificada da BRSF, gerada no programa SIGA.



Foram introduzidos no SIGA dados de Cota-Área-Volume, Precipitação, Evaporação e Vazão Natural incremental para a usina Sobradinho (além das usinas Retiro Baixo, Três Marias e Itaparica), bem como as demandas hídricas dos usos múltiplos na BRSF. Como retorno das simulações, foram obtidos dados de vazão vertida e turbinada, bem como de volume útil do reservatório de Sobradinho, o que possibilitou o cálculo da ENA desta usina, conforme metodologia descrita a seguir.

2.5. Energia

Convencionalmente, tem-se que a potência produzida em uma unidade hidrelétrica de energia (UHE) é dada por:

$$ph = G \cdot \eta_t \cdot hl \cdot q \quad (2)$$

em que,

G - é uma constante com valor $9,81 \cdot 10^{-3}$ ($\text{kg/m}^2\text{s}^2$) que representa o produto entre a densidade da água (1000 Kg/m^3), a gravidade (g) e uma última constante com valor 10^{-6} que converte a energia de (J) em (MJ);

η_t - é o rendimento hidráulico da turbina;

hl - altura de queda líquida (m);

q - vazão turbinada em apenas uma unidade geradora (m^3/s).

Desse modo, em princípio se estabelece que a potência gerada na usina é obtida através do produto entre a Equação (2) e "n" unidades geradoras, de modo que a potência de saída na UHE corresponde a:

$$PH_{saída}(n) = G \cdot \eta_t \cdot hl \cdot Q \quad (3)$$

em que,

$PH_{saída}$ - é um vetor que possui n valores de potência gerada pela UHE (MW).

Usualmente, a altura de queda líquida têm sido representada por meio de polinômios de quarta ordem dependentes do volume armazenado (no caso do nível de montante) e da vazão defluente (no caso do nível de jusante). O valor da cota de montante é dado pelo seguinte polinômio:

$$fcm = a_0 + a_1 \cdot V + a_2 \cdot V^2 + a_3 \cdot V^3 + a_4 \cdot V^4 \quad (4)$$

em que,

fcm - é o valor da cota de montante (m);

a_0, \dots, a_4 - são os coeficientes do polinômio que representa a cota de montante para o reservatório;

V - volume armazenado (hm^3).

Por outro lado, o nível de jusante da usina é a cota do rio após a turbinagem. O mesmo pode ser dado através do polinômio que relaciona a vazão defluente (vazão turbinada - Q mais a vazão vertida - S na UHE) com os respectivos coeficientes:

$$fcj = b_0 + b_1(Q + S) + b_2(Q + S)^2 + b_3(Q + S)^3 + b_4(Q + S)^4 \quad (5)$$

em que,

fcj - é o valor da cota de jusante (m);

S - é a vazão vertida na UHE (m^3/s);

b_0, \dots, b_4 - são os coeficientes do polinômio que representa a cota de jusante para o reservatório.

Desse modo, com base nas Equações (4) e (5), a altura de queda líquida (m) passa a ser:

$$hl = fcm - fcj \quad (6)$$

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Clima

3.1.1. Espectro de Ondeletas Global (Wavelet)

Com o intuito de mostrar as relações existentes entre clima e água, o espectro global que indica os maiores níveis de energia (Potência) dentre uma série de dados, foi utilizado. Foram plotados os espectros para as séries históricas de anomalias analisadas, referentes à vazão natural em Sobradinho (Figura 4), bem como do índice climático AMO (Figura 5).

Os resultados demonstram que a potência está distribuída em várias escalas. Para o Espectro da vazão em Sobradinho, tem-se que a maior potência remonta a um período de 1 ano onde também há uma maior significância para o cone de influência, que pode ser influência de fenômenos climáticos interanuais como o El-Nino, por exemplo. As demais maiores potências se encontram entre os períodos de 16-128 anos, sendo o maior dentre estes o pico próximo ao período de 128 anos. Foram observados picos menores nos períodos de 16, 32 e 64 anos, o que demonstra a influência de diferentes fenômenos climatológicos na vazão de Sobradinho, contudo sem elevada significância. O Espectro relacionado à AMO demonstrou períodos de maiores potências e o pico em 64 anos, com elevada significância.

Assim, é possível inferir que existe alguma relação entre as oscilações decadais do fenômeno climático OMA e a vazão em Sobradinho, mediante os picos de potência em torno do período multidecadal (64 anos). A maior potência no Espectro da série de anomalias da OMA, para um período maior de análise, deve ser em torno de 60 anos, conforme resultados alcançados por Dewes e Dias (2006), o que condiz com os resultados obtidos.

Figura 4: Espectro por Wavelet da série histórica de anomalias de vazão em Sobradinho.

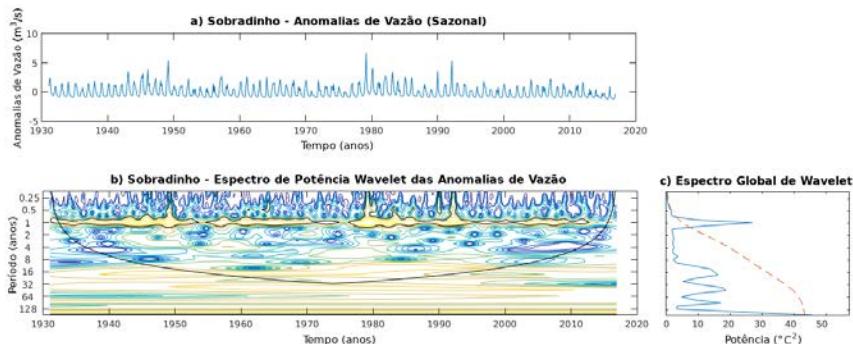
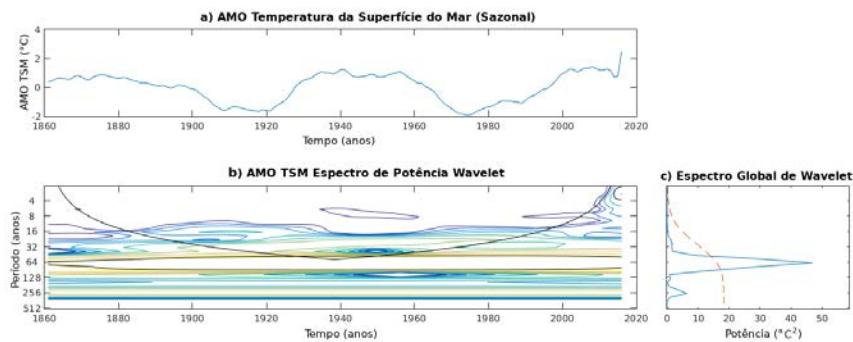


Figura 5: Espectro por Wavelet da série histórica de anomalias da OMA.



3.1.2. Análise das Séries Temporais de Precipitação e Vazão

Plotando-se os dados observados de precipitação para a usina de Sobradinho (Figura 6), é possível observar, mediante a média móvel, que existem oscilações decadais não tão acentuadas, sendo o período próximo ao ano de 1980 o de anos mais chuvosos. Analisando-se então a plotagem da série de vazão natural (Figura 7), observa-se de acordo com a média móvel que as oscilações são

mais acentuadas, podendo perceber oscilações decadais, sendo os maiores picos de vazão nos anos de 1950 e 1985, o que caracteriza um período entre os picos de 35 anos. Isto pode indicar a presença de outros fenômenos climáticos, como a ODP e o ENOS que possui frequências média de ocorrência decadais menores e interanuais, respectivamente (Costa, 2012; Silva, 2013).

A comparar-se esses resultados aos períodos de fases do índice climático OMA (Tabela 1), é possível sugerir que a usina de Sobradinho foi beneficiada pela fase negativa do mesmo. De 1965 a 1995, com OMA (-), houve precipitação acima da média histórica e picos elevados de vazão, principalmente nos anos de 1979 e 1992 para ambos os casos. De 1996 até os dias atuais, com OMA (+), foram observadas precipitações e vazões abaixo da média histórica. No geral, os testes de tendência demonstram um decaimento quanto à precipitação e vazão durante o período histórico, principalmente nas últimas duas décadas, o que condiz com as secas recentes enfrentadas na região (Lima e Magalhães, 2019).

Figura 6: Série histórica de precipitação em Sobradinho.

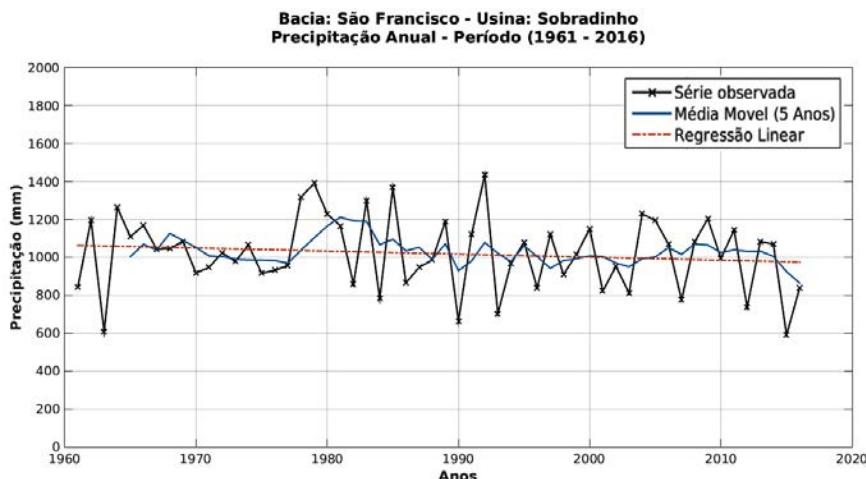
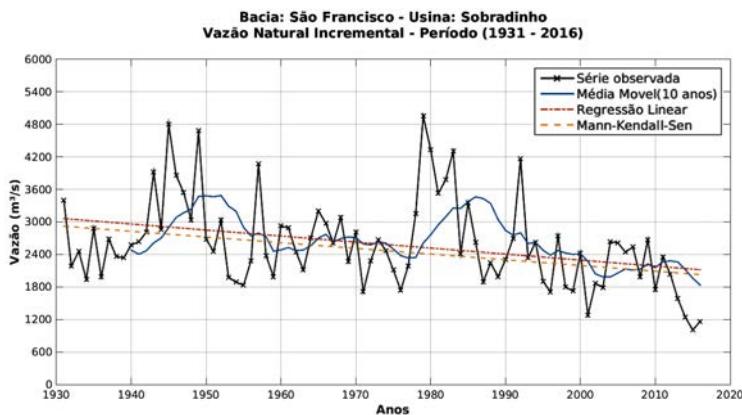


Figura 7: Série histórica de vazão naturalizada em Sobradinho.



3.2. Água

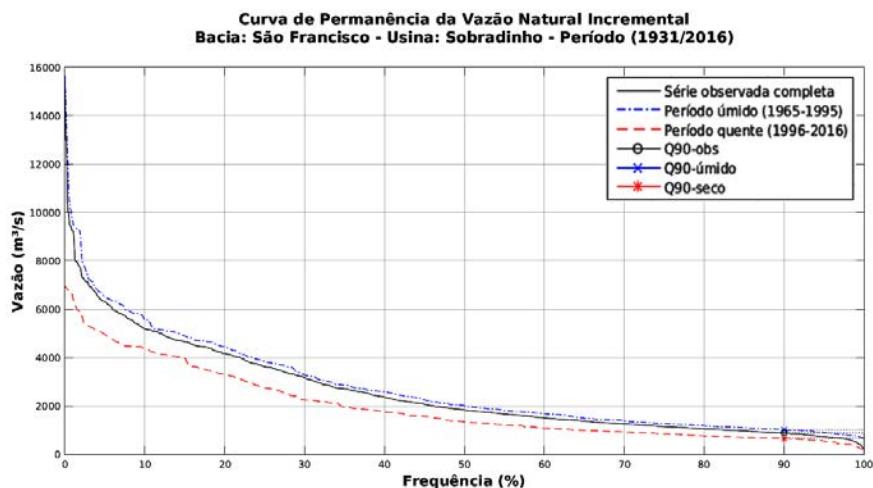
3.2.1. Curva de Permanência

A curva de permanência traçada para a vazão da usina de Sobradinho, conforme Figura 8, demonstra que a frequência acumulada para cada um dos períodos de análise se mostraram diferentes entre si. Para o período considerado frio da OMA, a curva formada se mostrou favorável pois foi a série que apresentou os maiores valores de vazão. Enquanto que a série de dados referentes ao período considerado quente da OMA, se mostrou bem abaixo da curva do período frio. Isso indica que, no período considerado quente da OMA, houve reduções significativas da vazão em Sobradinho, demonstrando assim uma possível resposta ao fenômeno climático.

Ao se comparar as duas amostras de dados mencionadas à amostra de dados da série completa, observa-se que a série completa se mostrou no limiar entre as duas outras séries, ou seja, valores abaixo da amostra de período frio e acima da amostra de período quente, demonstrando assim a participação de ambas

na modulação desta curva. Contudo, observa-se que ao início de cada curva a discrepância entre valores era maior, e foi diminuindo conforme se aumenta a frequência acumulativa, tornando os valores ao fim das séries próximas, o que se assemelha às vazões naturais do rio.

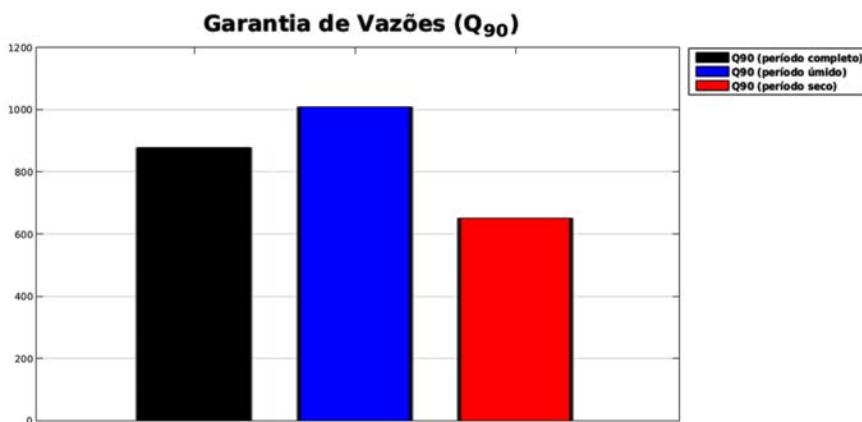
Figura 8: Curva de permanência referente aos períodos de análise da OMA com base na série histórica de vazão em Sobradinho.



3.2.2. Garantia (Q90)

Os valores de vazão que correspondem a uma garantia no abastecimento em 90% do tempo (Q90), foram obtidas através do percentil 90 de cada curva de permanência dos períodos analisados, para Sobradinho e demais usinas, conforme Figura 9. Os resultados apresentam de forma mais objetiva os valores das Q90, os quais em todas as usinas demonstraram resultados semelhantes, com a Q90 do período frio da OMA superior às demais. Logo, é possível perceber a relação existente entre o clima e a disponibilidade hídrica.

Figura 9: Q90 referente aos períodos de análise da OMA com base nas séries históricas de vazões para a usina de Sobradinho.



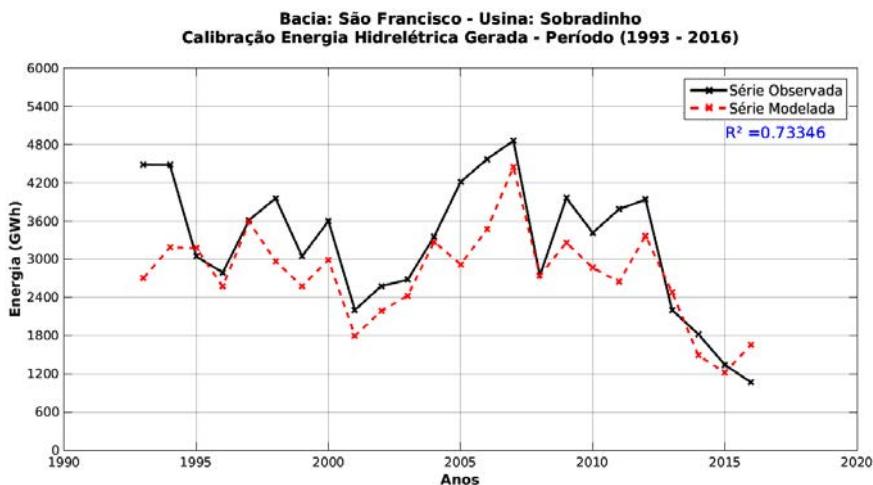
3.3. Energia

3.3.1. Calibração

Inicialmente, o cálculo da Energia Hidrelétrica para a usina de Sobradinho foi feito para os dados históricos disponíveis a fim de se obter um padrão confiável de comparação para as simulações que haveriam de ser feitas. Em seguida, fez-se a plotagem da Energia Hidrelétrica gerada para a usina de Sobradinho através dos dados modelados pela simulação.

A fim de se realizar a calibração dos dados modelados, comparando-se os resultados de Energia gerada por ambos os métodos (observado e modelado), é possível visualizar conforme a Figura 10 a semelhança no comportamento das séries, tanto em relação a grandeza dos valores como a variabilidade dos mesmos. Uma análise quantitativa foi adotada para mensurar o quanto o modelo consegue explicar os valores observados, através do coeficiente de determinação, também chamado de R^2 , que varia entre 0 e 1. O resultado obtido foi de $R^2 = 0,73346$, o que demonstra uma boa confiabilidade dos dados modelados.

Figura 10: Calibração entre a Energia gerada na usina de Sobradinho com base em dados observados e modelados.



3.3.2. Geração de Energia Hidrelétrica

Mediante ao exposto, pôde-se então calcular a Energia Hidrelétrica gerada na usina de Sobradinho (Figura 11) através dos dados modelados e calibrados, para o período histórico a partir de 1965 os quais não possuem dados observados disponíveis para este cálculo.

Conforme observado na Figura 11, a Energia gerada no período considerado frio da OMA foi superior à Energia gerada na fase quente deste mesmo fenômeno climático. O pico da fase fria ocorreu no ano de 1979, o que condiz com os picos observados nas séries históricas de precipitação e vazão em Sobradinho (Figuras 6 e 7). Já o maior pico encontrado na fase quente foi em 2007, enquanto que os picos encontrados nas séries históricas foram em 2009. Em 2007, houve baixa precipitação e vazão próxima à de 2009.

Outra forma de análise adotada para uma visualização mais clara deste resultado foi a obtenção das médias de Energia gerada em cada período de análise da OMA, conforme Figura 12. Os resultados

também demonstram uma maior geração de ENA no período em que a OMA encontrava-se em sua fase negativa/fria. Assim, é possível conjecturar que também há indícios de influência do fenômeno climático OMA na geração Hidrelétrica em Sobradinho.

Figura 11: ENA gerada na usina de Sobradinho para ambas as fases da OMA, com base nos dados modelados de vazão defluente e volume do reservatório, para o período a partir de 1965.

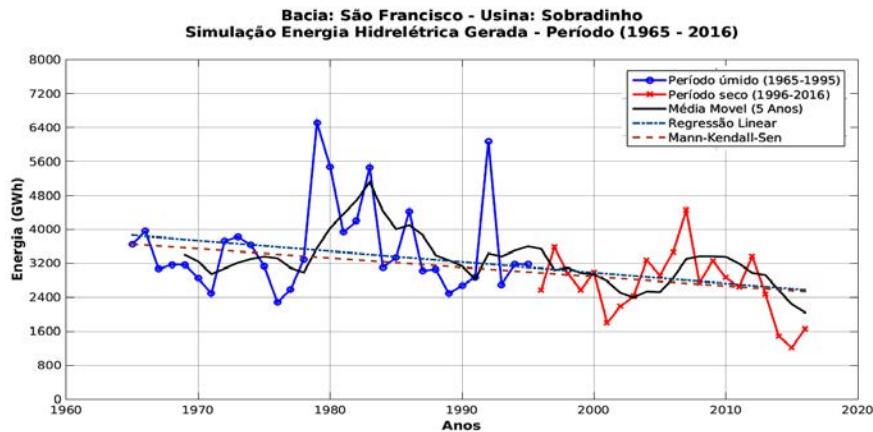
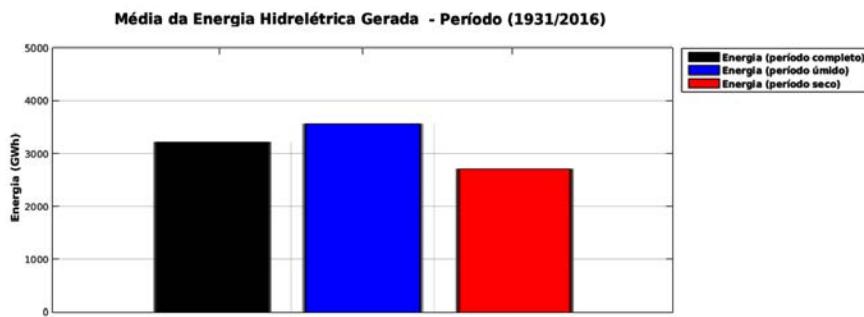


Figura 12: Média da ENA gerada em cada um dos períodos de análise da OMA com base nas dados modelados para a usina Sobradinho.



4. CONCLUSÕES

Com base nos resultados deste estudo, é possível inferir que o fator climático pode impactar na gestão hídrica e geração hidrelétrica da usina Sobradinho. Com a análise quantitativa das séries temporais, foi possível pressupor que existe alguma influência do índice climático OMA com relação à precipitação e vazão, mantendo ou diminuindo quando em fase positiva ou aumentando em fase negativa. No entanto, vale ressaltar que outros fenômenos climáticos, como ODP e ENOS por exemplo, podem estar agindo e interferindo diretamente nessas variáveis hidrológicas, dificultando respostas mais concretas e conclusivas Deser *et al.* (2012).

A análise quantitativa, por intermédio da análise do Espectro Global por Ondeletas (Wavelets), mostrou uma relação decadal (com picos no horizonte entre 32-64 anos) entre a vazão histórica em sobradinho e as anomalias da OMA. Esta conjectura demonstra possivelmente a interligação existente entre esses fenômenos climáticos e a disponibilidade hídrica na região do NEB para os seus mais diferentes usos.

As análises referentes à gestão dos recursos hídricos, mostrou que as curvas de permanência apresentaram valores maiores para o período frio da OMA, assim como a Q90, o que demonstra uma possível relação entre as fases desse fenômeno climático e a disponibilidade de água no reservatório de Sobradinho.

A geração de Energia Hidrelétrica em Sobradinho se mostrou afetada pelo fenômeno climático OMA, demonstrando um elevado nível de geração na fase fria, e um decaimento acentuado na fase quente. Essas informações tornam-se relevantes no horizonte de planejamento energético a médio e longo prazo, pois assim torna-se possível procurar antecipadamente fontes alternativas de geração de Energia que venham compensar as baixas nas hidrelétricas, e saber aproveitar de forma eficaz os momentos de alta.

Desse modo, é possível visualizar o panorama geral do nexo existente entre clima-água-energia, percebendo a interdependência destes através de suas conexões e influências, e analisando os impactos que estes fatores podem trazer à sociedade. Procurar entender esses processos e planejar-se para agir em momentos futuros adversos é primordial para a manutenção do desenvolvimento humano e garantia de qualidade de vida.

5. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil (Projeto Clima, Água e Energia na Bacia do Rio São Francisco, processo nº 310286 / 2018-2). SDG!

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, B. C. C.; SOUZA FILHO, F. A.; SILVEIRA, C. S. 2013. Análise de tendência e Padrões de Variação das séries históricas de vazões do Operador Nacional do Sistema (ONS). *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 18(4):19-34. DOI: <https://doi.org/10.21168/rbrh.v18n4.p19-34>
- BENETTI, A. D.; LANNA, A. E.; COBALCHINI, M. S. 2003. Metodologias para determinação de vazões ecológicas em rios. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 8(2):149-160.
- COSTA, José de Araújo. 2012. O fenômeno El Niño e as secas no Nordeste do Brasil. *EDUCTE: Revista Científica do Instituto Federal de Alagoas*, 3(1):71-82.
- CRUZ, J. C.; TUCCI, C. E. M. 2008. Estimativa da disponibilidade hídrica através da curva de permanência. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre*, 13(1):111-124.
- DA COSTA, J. M. F.; MARCOS JUNIOR, A. D.; SILVEIRA, C. S.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. C. 2018. Influência das Mudanças Climáticas, projetadas pelo IPCC, na aridez do Brasil. *Revista AIDIS de Ingeniería y Ciencias Ambientales. Investigación, desarrollo y práctica*, 11(3):429-442. DOI: [10.22201/iingen.0718378xe.2018.11.3.61555](https://doi.org/10.22201/iingen.0718378xe.2018.11.3.61555)

- DA SILVA, G. K.; SILVEIRA, C. S.; DA SILVA, M. V. M.; MARCOS JUNIOR, A. D.; SOUZA FILHO, F. A.; GUIMARÃES, S. O. 2020. Análise de projeções das mudanças climáticas sobre precipitação e temperatura nas regiões hidrográficas brasileiras para o século XXI. *Revista Brasileira de Ciências Ambientais (Online)*, 1-17. DOI: [10.5327/Z2176-947820200624](https://doi.org/10.5327/Z2176-947820200624)
- DESER, C.; ALEXANDER, M. A.; XIE, S. P.; PHILLIPS, A. S. 2010. Sea Surface Temperature Variability: Patterns and Mechanisms. *Annu. Rev. Marine Sci.*, 2:115-43. DOI: [10.1146/annurev-marine-120408-151453](https://doi.org/10.1146/annurev-marine-120408-151453).
- DESER, C.; PHILLIPS, A. S.; TOMAS, R. A.; OKUMURA, Y. M.; ALEXANDER, M. A.; CAPOTONDI, A.; OHBA, M. 2012. ENSO and Pacific decadal variability in the Community Climate System Model version 4. *Journal of Climate*, 25(8):2622-2651. DOI: [10.1175/JCLI-D-11-00301.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00301.1).
- DEWES, C. F.; DIAS, P. L. S. 2006. Análise e Validação da Variabilidade Climática do Modelo IPSL_CM4. In: Anais do XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia, SBMET, 2006, Florianópolis.
- DOMINGUES, E. P.; MAGALHÃES, A. S.; RUIZ, R. M. 2016. Cenários de mudanças climáticas e agricultura no Brasil: impactos econômicos na região Nordeste. *Revista Econômica do Nordeste*, 42(2):229-246.
- FENNESSEY, N.; VOGUEL, R. M. 1990. Regional flowduration curves for ungauged sites in Massachusetts. In: *Journal of Water Resources Planning and Management*, 116(4):530-549. DOI: [/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1990\)116:4\(530\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1990)116:4(530)).
- FUNCENE. Manual do SIGA, 2015. Disponível em: <[>](http://www3.funceme.br/siga/uploads/documentos/manual-siga.pdf); Acesso em: Ago. 2017.
- LIMA, J. R.; MAGALHÃES, A. R. 2019. Secas no Nordeste: registros históricos das catástrofes econômicas e humanas do século 16 ao século 21. *Parcerias Estratégicas*, 23(46):191-212.
- MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. 2004. Interdecadal and long term-variations of rainfall in the Amazon basin. *Theor. Appl. Climatol.*, 78:79-96.
- MARENGO, J. A.; LIEBMANN, B.; GRIMM, A. M.; MISRA, V.; SILVA DIAS, P. L.; CAVALCANTI, I. F. A.; SAULO, A. C. 2012. Recent developments on the South American monsoon system. *International Journal of Climatology*, 32(1):1-21. DOI: [/10.1002/joc.2254](https://doi.org/10.1002/joc.2254).
- MADERA, R. D. Q. 2013. *Modelagem da Função de Produção de uma Usina Hidrelétrica com base nas características individuais das Unidades Geradoras*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Pós-graduação

em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 132 p.

MARCOS JUNIOR, A. D.; SILVEIRA, C. S.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. C.; GUIMARÃES, S. O., DA COSTA, J. M. F. 2018. Classificação Climática de Thornthwaite para o Brasil com Base em Cenários de Mudanças Climáticas do IPCC-AR5. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 33(4):647-664. DOI: [10.1590/0102-7786334007](https://doi.org/10.1590/0102-7786334007).

MARTINS, E. S.; COELHO, C. A.; HAARSMA, R.; OTTO, F. E.; KING, A. D.; JAN VAN OLDENBORGH, G.; CULLEN, H. 2018. A multimethod attribution analysis of the prolonged Northeast Brazil hydrometeorological drought (2012–16). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(1):S65-S69. DOI: [10.1175/BAMS-D-17-0102.1](https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0102.1)

MEDEIROS, R. M. 2016. *Análise de Aspectos Climático, Socioeconômico e Ambiental e seus Efeitos na Bacia Hidrográfica do Rio Uruçuí Preto e entorno*. Tese (Doutorado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande, CAMPINA GRANDE – PB, 155 p.

ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Mapas do SIN**. Disponível em: <http://apps05.ons.org.br/conheca_sistema/mapas_sin.aspx#>. Acesso em: Dez. 2017b.

PEREIRA, G. S.; CAVALCANTI, B. S. 2016. Siga: O Novo Sistema De Suporte À Decisão Para Gestão Dos Recursos Hídricos. *Blucher Engineering Proceedings*, 3(2):449-456. DOI: 10.5151/engpro-eneeamb2016-rh-023-5127.

ROTHAUSEN, S. G.; CONWAY, D. 2011. Greenhouse-gas emissions from energy use in the water sector. *Nature Climate Change*, 1(4):210–219.

SCANLON, B. R.; DUNCAN, I.; REEDY, R. C. 2013. Drought and the water-energy nexus in Texas. *Environmental Research Letters*, 8(4): 045033.

SILVA, Fabíola de Souza. 2013. *Ondas Atmosféricas Equatorialmente Confianadas e Eventos de Seca na Região Nordeste do Brasil*. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Ciências) - Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo - USP, São Paulo, 59 p.

SILVEIRA, C. S.; SOUZA FILHO, F. D. A.; COSTA, A. A.; CABRAL, S. L. 2013. Avaliação de desempenho dos modelos do CMIP5 quanto à representação dos padrões de variação da precipitação no século XX sobre a região nordeste do Brasil, Amazônia e bacia da prata e análise das projeções para o cenário RCP8.5. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 28(3):317–330. DOI: [10.1590/S0102-77862013000300008](https://doi.org/10.1590/S0102-77862013000300008).

SILVEIRA, C. S.; ALEXANDRE, A. M. B.; SOUZA FILHO, F. A. D.; VASCONCELOS JUNIOR, F. C.; CABRAL, S. L. 2017. Monthly streamflow forecast for National Interconnected System (NIS) using Periodic Auto-regressive Endogenous Models (PAR) and Exogenous (PARX) with climate information. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos* [online], 22, e30. DOI: [/10.1590/2318-0331.011715186](https://doi.org/10.1590/2318-0331.011715186).

SILVEIRA, C. D. S.; VASCONCELOS JUNIOR, F. C.; SOUZA FILHO, F. A. D.; GUIMARÃES, S. O.; MARCOS JUNIOR, A. D.; DOS REIS, G. N. L.; PORTO, V. C. 2019. Performance evaluation of AR5-CMIP5 models for the representation of seasonal and multi-annual variability of precipitation in Brazilian hydropower sector basins under RCP8.5 scenario. *Hydrological Sciences Journal*, 64(11):1279-1296. DOI: [10.1080/02626667.2019.1612521](https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1612521).

TORRENCE, C.; COMPO, G. P. 1998. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1):61-78. DOI: [/10.1175/1520-0477\(1998\)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2).

WENG, H.; LAU, K. M. 1994. Wavelets, period doubling, and time-frequency localization with application to organization of convection over the tropical western Pacific. *Journal of the atmospheric sciences*, 51(17):2523-2541. DOI: [/10.1175/1520-0469\(1994\)051<2523:WPDA TL>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1994)051<2523:WPDA TL>2.0.CO;2).

TRANSFORMADA EM ONDELETAS PARA PROJEÇÕES DE VAZÕES EM MÉDIO PRAZO NO SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO

Carlos Eduardo Sousa Lima

Marx Vinicius Maciel da Silva

Greicy Kelly da Silva

José Micael Ferreira da Costa

Christian Arthur de Carvalho Bedê Maia

Francisco das Chagas Vasconcelos Junior

Cleiton da Silva Silveira

1. INTRODUÇÃO

O planejamento da expansão do sistema elétrico brasileiro é composto, entre outras atividades, por simulações computacionais das configurações futuras do sistema elétrico de energia (COSTA *et al.*, 2017). Nessas simulações, busca-se localizar e quantificar as futuras demandas de eletricidade e energia, bem como ajustar os cronogramas dos empreendimentos para geração de energia, entre outros. Tais ajustes são feitos seguindo critérios que buscam principalmente a segurança do fornecimento e minimização do investimento e dos custos operacionais.

O Brasil, buscando atender à crescente demanda energética, investiu fortemente na sua capacidade de geração de energia, principalmente com a construção de usinas hidrelétricas em todo o país. A geração de energia brasileira foi de 223 bilhões de quilowatt-hora em 1990 para 626 bilhões de quilowatt-hora em 2019, com uma

taxa de crescimento médio de aproximadamente 3,5% ao ano. A participação hidrelétrica nessa geração foi sempre proeminente, variando de 93% para 64% nesse mesmo período. (IEA, 2020). A geração hidrelétrica e o planejamento do setor hidrelétrico no Brasil apresentam uma correlação com o estoque hídrico dos reservatórios das usinas hidrelétricas e suas vazões afluentes.

As usinas termelétricas de emergência são utilizadas para atender a demanda energética brasileira, principalmente em períodos críticos de seca, com baixo volume hídrico armazenado nos reservatórios. Essas termelétricas são consideradas reservatórios virtuais, pois elas provêm uma segurança ao suprimento energético do país quando o volume nos reservatórios das hidrelétricas estão baixos e aliviam a necessidade de estocagem de água para lidar com a incerteza das vazões afluentes futuras. No Brasil, as usinas hidrelétricas são operadas em combinação com as usinas termelétricas pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), e a junção de todas as fontes que compõem o sistema brasileiro de geração e transmissão elétrica é denominado de Sistema Interligado Nacional (SIN).

A variação das vazões dos rios é influenciada por alguns fatores, entre os quais se destacam a precipitação na bacia hidrográfica e as mudanças no Uso e Cobertura do Solo (UCS). Dessa forma, a hegemonia da hidroeletricidade na matriz energética brasileira impõe a necessidade de análises cautelosas sobre os regimes de vazão dos rios e seus padrões de variação temporal, considerando o significante impacto que essas variações podem produzir na oferta de energia e, consequentemente, em toda a economia nacional (ALVES *et al.*, 2013).

Sistemas energéticos como o brasileiro são sujeitos aos impactos decorrentes da variabilidade e mudanças climáticas e das mudanças na produção e consumo de energia. Portanto, a

variabilidade climática pode condicionar um risco à geração de energia elétrica. A possibilidade de quantificação dos riscos permite que sejam tomadas decisões para que os impactos prejudiciais dos eventos adversos sejam minimizados, reduzindo, assim, o grau de vulnerabilidade de uma determinada região.

A grande parte da variabilidade climática sobre a América do Sul (AS) é modulada por padrões atmosféricos em resposta ao fenômeno El Niño - Oscilação Sul (ENOS) no Pacífico equatorial (GRIMM *et al.*, 2020) e ao gradiente meridional de anomalias da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) sobre o Atlântico tropical (KAYANO *et al.*, 2018). A combinação das circulações atmosféricas anômalas induzidas pelos padrões espaciais da TSM nos Oceanos Pacífico equatorial e Atlântico tropical afetam a posição latitudinal da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) sobre o Atlântico, além do transporte de umidade para o continente, influenciando as anomalias sazonais da precipitação sobre as porções Norte e central da AS.

Kayano *et al.* (2018) relatam as flutuações das anomalias da TSM no Atlântico Tropical Norte (ATN) e Atlântico Tropical Sul (ATS) como parte de dois modos decadais de periodicidade distintas separados pela ZCIT. Zhang *et al.* (1997) descreveram outra oscilação característica da TSM do Oceano Pacífico além do ENOS, ocorrendo em uma escala interdecadal, tendo sido denominada de Oscilação Decadal do Pacífico (ODP).

A ODP possui duas fases: na sua fase negativa as características são anomalias negativas na TSM no Pacífico Tropical e, simultaneamente, anomalias positivas na TSM no Pacífico Extratropical, com tendência à ocorrência de um maior número de episódios de La Niña, que também tendem a ser mais intensos. Por outro lado, durante sua fase positiva, a tendência é de um maior número de episódios de El Niño, que tendem a ser mais intensos, enquanto os

episódios de La Niña são menos frequentes e menos intensos. As flutuações da ODP possuem duas periodicidades principais: i) um ciclo de 15 a 25 anos e ii) um ciclo de 50 a 70 anos (KAYANO *et al.*, 2019; WANG *et al.*, 2019).

A influência desta oscilação interdecadal na variabilidade AS foi também investigada por Grim & Saboia (2015) e suas referências. Esses estudos demonstraram que a ODP influencia o volume precipitado nessa região. Além disso, eventos extremos de precipitação são mais prováveis de ocorrer quando ENOS e ODP estão na mesma fase.

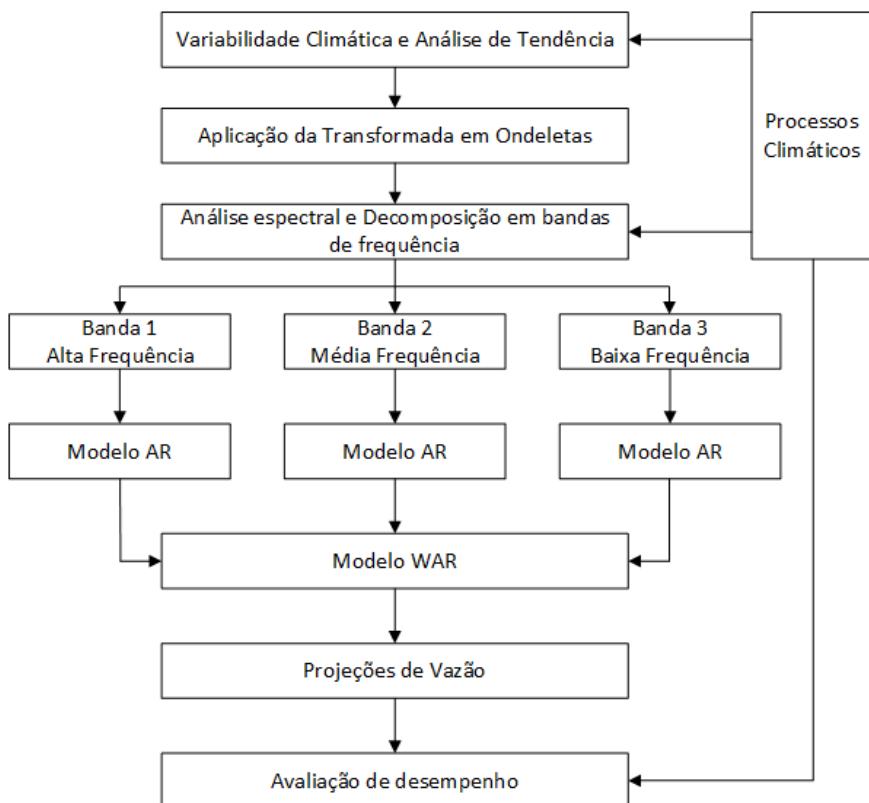
Grim *et al.* (2020) e as referências citadas por eles, apontam para a influência da ENOS e da Oscilação Multidecadal do Atlântico (AMO do inglês) na precipitação sobre a AS, nas respectivas escalas de oscilação interanual e interdecadal. Rocha & Souza Filho (2020) identificaram uma forte coerência entre as mudanças nas séries temporais de vazão do ONS e os padrões de oscilação interdecadal da TSM (AMO e ODP) em estações chave do ONS: Sobradinho, Itaipu e Furnas.

Considerando, a importância da geração hidrelétrica para o SIN brasileiro e os vários mecanismos responsáveis pela variabilidade climática desta região, que associam um risco a este sistema, o presente estudo tem como objetivo a proposição de um modelo de projeção de vazão de médio prazo para o SIN, baseado na variabilidade climática das séries de vazão naturalizada do ONS e utilizando o método da Transformada em Ondeletas (T.O). O artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 fornece uma visão geral da estrutura do SIN e descreve os métodos e dados, na seção 3 são expostos os resultados e na seção 4 são apresentadas as discussões e conclusões.

2. METODOLOGIA

A metodologia utilizada abrange a análise da variabilidade climática e a análise de tendência para identificar os padrões presentes nos dados de vazão. A Transformada em Ondeletas (T.O) e a decomposição em bandas de frequência foram utilizadas para identificar os modos de variação proeminentes na série temporal. Em seguida, foi realizado a modelagem estatística, construindo, validando e aplicando o modelo de Ondeletas Autorregressivas (WAR do inglês) para produzir previsões de vazão de médio prazo. Um esquema geral da metodologia é apresentado na Figura 1.

Figura 1: Fluxograma da metodologia utilizada neste artigo.

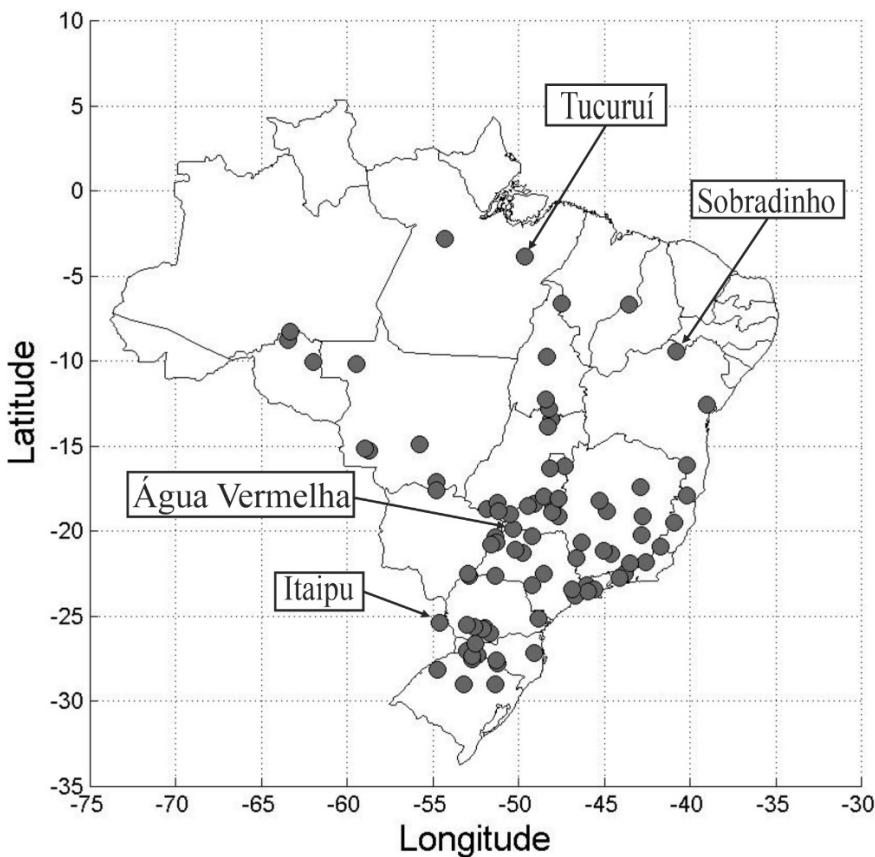


2.1. Sistema Interconectado Nacional (SIN)

O Sistema Interconectado Nacional (SIN) é responsável pela produção e transmissão da energia elétrica no Brasil, sendo caracterizado como um grande sistema hidro-termo-eólico com predominância de usinas hidrelétricas. Apenas 1,7% da produção de eletricidade brasileira é gerada fora do SIN, em um pequeno sistema isolado localizado na região da Amazônia (ONS, 2016).

Para previsões de vazão efluente, o ONS geralmente adota um subconjunto de bacias, denominados Postos Base (PB). Nas demais localidades, as vazões são previstas utilizando regressões lineares mensais com base nos dados disponibilizados nos PB, complementando as previsões de vazões para todo o SIN. O ONS trabalha atualmente com 88 PB que são representações dos vários regimes hidrológicos encontrados no Brasil (ONS, 2010). Os PB são apresentados na Figura 2 e foram utilizados nas projeções de vazão deste trabalho. Ademais, quatro PB de referência foram adotados para uma análise mais ampla devido a sua relevância: Tucuruí, Sobradinho, Itaipu e Água Vermelha. Esses PB de referência são destacados na Figura 2.

Figura 2: 88 PB de medição de vazão utilizados, destacando os quatro PB de referência adotados neste estudo.



2.2. Análise dos dados, de tendência e da variabilidade

A base de dados de vazão naturalizada do ONS foi utilizada para calibração e validação da destreza do modelo WAR nas projeções de vazão para o SIN. O período considerado compreendeu os anos de 1931 até 2016, tendo sido dividido em duas partes: 1931 até 2005 e 2006 até 2017 para calibração e validação, respectivamente. As projeções de vazão foram realizadas para o período de 2017 até 2026.

Sabendo que a vazão observada é composta tanto por processos naturais quanto por ações antrópicas, a vazão naturalizada, de um modo geral, é uma estimativa da vazão natural obtida pela remoção dos impactos antropogênicos na vazão observada. Esses impactos são gerados por atividades humanas, como: operação de reservatórios e retirada d'água a montante da estação de medição, alterações no regime fluvial devido a estruturas de controle, entre outras. Mais informações podem ser obtidas em ONS (2010) e Terrie *et al.* (2020).

Em relação a abordagem utilizada, as metodologias de avaliação da tendência e da variabilidade podem ser distribuídas em dois grupos: i) métodos clássicos e ii) métodos modernos. Neste estudo, os seguintes métodos clássicos foram utilizados nas séries de vazão média anual: média móvel com janela de 10 anos e o método de Mann-KendallSen (MKS).

O método de MKS é composto pelo teste não paramétrico de Mann-Kendall e pelo procedimento não paramétrico de estimativa da declividade de Sen. Esses métodos são utilizados, respectivamente, para detecção de tendência e, caso exista, determinação de sua magnitude. O MKS é amplamente utilizado em análises de tendência, pois ele não requer uma presunção inicial sobre a distribuição de probabilidade da série de dados e tem uma baixa sensibilidade a outliers. Mais informações sobre esse método podem ser encontradas em Moreira & Naghettini (2016).

Entre os métodos modernos, foi considerada a Transformada em Ondeleta (T.O) (TORRENCE e COMPO, 1998) das series anuais padronizadas de vazão naturalizada. Essa análise consiste na decomposição da série em bandas de frequência, como será descrito na seção 2.3.2.1, para todas as estações do SIN e na discussão das relações dessas bandas com a variabilidade da série temporal.

2.3. O modelo WAR (Ondeletas Autorregressivas)

O modelo WAR contém pelo menos seis etapas:

- Padronização das séries anuais baseada na sua média e desvio padrão (Eq. 1).

$$z_i = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (1)$$

onde: x e Z_j são o dado a ser padronizado e o dado padronizado, respectivamente; \bar{x} e σ_x são a média e desvio padrão da série temporal, na devida ordem;

- Análise do espectro de potência da T.O para: identificação das bandas de frequência mais energéticas, filtragem da série temporal nessas bandas de maior energia e reconstrução das séries filtradas no domínio do tempo para cada uma das bandas consideradas;
- Obtenção dos parâmetros do modelo Autorregressivo (AR), que são gerados para cada uma das séries reconstruídas no domínio do tempo de cada uma das bandas adotadas. Esse procedimento é repetido para todos os PB;
- Geração do ruído para cada modelo AR, obtido a partir da média e desvio padrão da diferença entre a banda reconstruída e o valor obtido pelo modelo AR gerado por essa mesma banda no período de calibração.
- Integração das bandas, considerando que elas são ortogonais, então o somatório das bandas projetadas é igual a projeção de vazão.

2.3.1. Transformada em Ondeleta (T.O)

Um dos métodos utilizados nesse estudo para caracterizar a variabilidade no espaço e tempo foi a T.O (TORRENCE e COMPO, 1998; MORETTIN, 1999). Este método é amplamente utilizado para determinação dos modos de variabilidade dominantes e a variação destes modos ao longo de uma série temporal não-estacionária, permitindo a decomposição dessas séries em um domínio tempo-frequência.

A T.O é definida em termos de uma integral de convolução entre o sinal analisado e uma função de ondeleta conhecida. A função de ondeleta contínua de Morlet foi considerada nesta análise, sendo expressa pela Equação 2:

$$\psi(\eta) = \pi^{-1/4} e^{i\omega_0\eta} e^{-\eta^2/2} \quad (2)$$

com $\omega_0 = 6$ e $\eta = t/s$.

onde: é o tempo; é a escala da ondeleta, ω_0 é a frequência adimensional, representando uma onda modulada por uma envoltória Gaussiana. Esta função é complexa e possui características similares às das séries temporais analisadas, como simetria ou assimetria e variação temporal súbita ou suave. O algoritmo utilizado neste trabalho foi desenvolvido por Torrence e Compo (1998). Mais detalhes sobre T.O podem ser encontrados em Morettin (1999).

Neste estudo, a T.O foi utilizada para decompor as séries temporais de vazão em bandas de frequência específicas. Além disso, o sinal de cada banda de frequência adotada na decomposição foi reconstruído no domínio do tempo, sendo utilizados como entrada para o modelo AR.

2.3.2. Decomposição e reconstrução das bandas

A energia do sinal apresentado no espectro global de potência da T.O pode ser utilizado para identificar as frequências de variação mais significativas em uma série temporal. Essa energia está associada a intensidade do sinal da série histórica para uma determinada frequência ou banda de frequência (TORRENCE e COMPO, 1998).

Um importante passo para a criação do modelo WAR é a decomposição do sinal original em bandas de frequência, que consiste na análise do espectro global de potência da T.O ao longo da série temporal, identificando as frequências, ou bandas de frequência, mais energéticas e filtrando a série nessas bandas. A decomposição do sinal é feita quando se obtém os coeficientes da ondeleta no domínio transformado (domínio da frequência).

Neste estudo, de acordo com Alves *et al.* (2013), três bandas de frequência foram utilizadas: uma de alta frequência, 1 até 8 anos; uma de média frequência, de 9 até 39 anos e uma de baixa frequência, maior que 40 anos (resíduo).

Após a decomposição do sinal nas bandas de alta e média frequência, o sinal dessas bandas foi reconstruído no domínio do tempo. Para a banda de baixa frequência, considerado que as ondeletas e suas bandas são funções ortogonais, de forma que a correlação entre elas não é significativa, então a banda de baixa frequência reconstruída no domínio do tempo pode ser obtida através da Equação 3.

$$R(i) = Q(i) - Q_1(i) - Q_2(i) \quad (3)$$

onde: $Q(i)$ é o valor da vazão média anual padronizada; $Q_1(i)$ é o valor da banda de alta frequência reconstruída no domínio do tempo (1 até 8 anos); $Q_2(i)$ é o valor da banda de média frequência reconstruída no domínio do tempo (9 até 39 anos); $R(i)$ é o valor

da banda de baixa frequência reconstruída no domínio do tempo (+ 40 anos).

2.3.3. Modelo Autorregressivo (AR)

Após a reconstrução do sinal filtrado em cada uma das bandas de frequência utilizadas, um modelo AR foi aplicado em cada uma das bandas reconstruídas, considerando que elas são ortogonais entre si, dado pela Equação 4.

$$z_i^p = \sum_{i=1}^b (ARS_b(i) + ARs_R(i)) \quad (4)$$

onde: ARS_b representa o modelo autorregressivo de cada banda (alta e média frequência) e ARs_R representa o modelo autorregressivo do resíduo (baixa frequência). Nesses modelos, uma regressão linear dos dados é realizada considerando o ano anterior como preditor. A regressão linear é dada por:

$$z_i^p = \varepsilon_1 + \sum_{j=i-n}^{i-1} z_j \cdot \beta_n \quad (5)$$

em que: Z_j são os anos considerados como preditores; β_n o coeficiente calculado para cada preditor; ε_1 é o viés/ruído/resíduo e n é o número de termos usados no modelo AR. Z_j^p é o conjunto de valores projetados pelo modelo para um período de anos igual a p .

O período utilizado para calibração dos parâmetros foi de 1931 até 2006, todos com um lag1 (1 ano). A determinação de ε_1 é dada pela geração de m valores randomicamente distribuídos em uma função multivariada normal com média, desvio padrão e covariância obtidos da diferença entre a variável estimada e observada com lag1 ao longo de 1931 até 2006. Portanto, Z_j^p tem m possíveis cenários. A geração de previsões com lag2 admite que todos os cenários

gerados para Z_j^1 são futuros factíveis, com os anos anteriores sendo preditores do ano projetado. Ressalta-se é um valor arbitrário, neste estudo foi adotado um m igual a 1000.

Por definição, a série original pode ser considerada igual a soma das bandas de frequência adotadas reconstruídas no domínio do tempo. Portanto, a vazão projetada é igual ao somatório da projeção das bandas adotadas, as quais já foram reconstruídas no domínio do tempo antes da aplicação do modelo AR.

2.4. Avaliação do desempenho do modelo

Após o cálculo das projeções de vazão para a região de interesse, faz-se necessário avaliar o desempenho do modelo proposto. Para modelos estatísticos baseado em séries de ondeleta, a análise qualitativa da probabilidade acumulada do período de anos projetado e uma análise da distribuição de probabilidade entre o observado e o projetado serão utilizadas. Vale ressaltar que o propósito do modelo WAR é a identificação da distribuição de probabilidade de um conjunto de anos projetados e não especificamente a previsão de um ano.

2.4.1. Estimador de Máxima Verossimilhança

Para determinar este estimador, faz-se necessário definir a função de verossimilhança. O princípio da verossimilhança estabelece que: “Uma inferência estatística deve ser consistente com a hipótese de que a melhor explicação de um conjunto de dados é fornecida por $\hat{\theta}$, que é um valor de θ que maximiza a função de verossimilhança”. Intuitivamente, maximizar a verossimilhança significa obter a população mais provável de ter gerado a amostra.

No caso de modelos de regressão, o vetor parâmetro de interesse é:

$$\theta' = (\beta', \sigma^2), \quad (6)$$

e define-se L como uma função de β' , σ^2

$$L(\beta, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n f_{Y_i}(y_i | \beta, \sigma^2) \quad (7)$$

Obter o vetor de parâmetros estimados que maximizam a função de verossimilhança é equivalente a maximizar a verossimilhança. Portanto, para obter este vetor, a verossimilhança é derivada em relação a cada parâmetro e, então, igualada a zero. Este é o método de cálculo usual. Para isso, a mediana de cenários gerados por ano é aproximada a uma distribuição gama e comparada à distribuição gama da climatologia.

A determinação da performance da projeção, utilizando as projeções do modelo WAR e a climatologia, em comparação aos dados totais observados, é realizado com a Equação 8:

$$\text{Performance} = \left(\frac{L(\beta, \sigma^2)_{\text{projection}}}{L(\beta, \sigma^2)_{\text{climatology}}} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (8)$$

onde: n é o número de anos da série histórica utilizados. Quando $\text{Performance} > 1$, significa que há uma melhoria na projeção em relação à climatologia utilizando o modelo WAR. Por outro lado, quando, significa que houve uma piora na projeção em relação à climatologia.

3. RESULTADOS

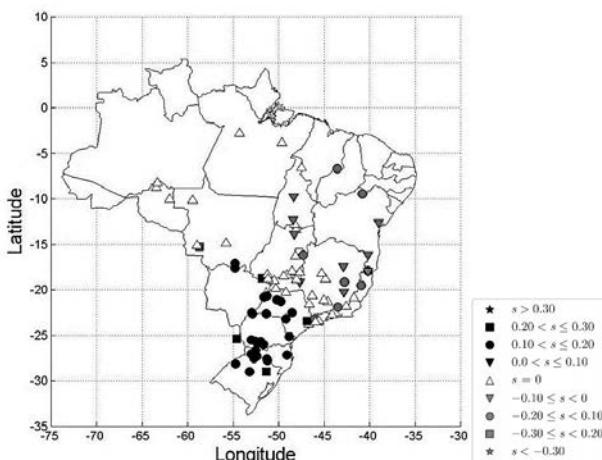
3.1. Análise da variabilidade

As séries temporais de vazão podem apresentar alguns modos de variabilidade em diferentes escalas temporais, que podem ser condicionadas a ações simultâneas de muitos sistemas atmosféricos em várias escalas temporais e a dinâmica de suas interações.

Devido a esses fenômenos meteorológicos multiescalares, suas combinações determinam o estado do clima em uma dada escala temporal e, consequentemente, a variabilidade das componentes do ciclo hidrológico. Além disso, mudanças climáticas e alterações do UCS da bacia podem modificar os padrões de escoamento e criar tendências na série temporal de vazão.

As séries anuais de vazão média das estações do SIN apresentam diferentes traços de tendência (método MKS) no Brasil. A Figura 3 indica que, quanto ao sinal da tendência, há três áreas em diferentes situações no País: i) tendência positiva (região Sul, Mato Grosso do Sul e São Paulo); ii) tendência negativa (região Nordeste, Espírito Santo e Minas Gerais) e iii) ausência de tendência (demais regiões e estados).

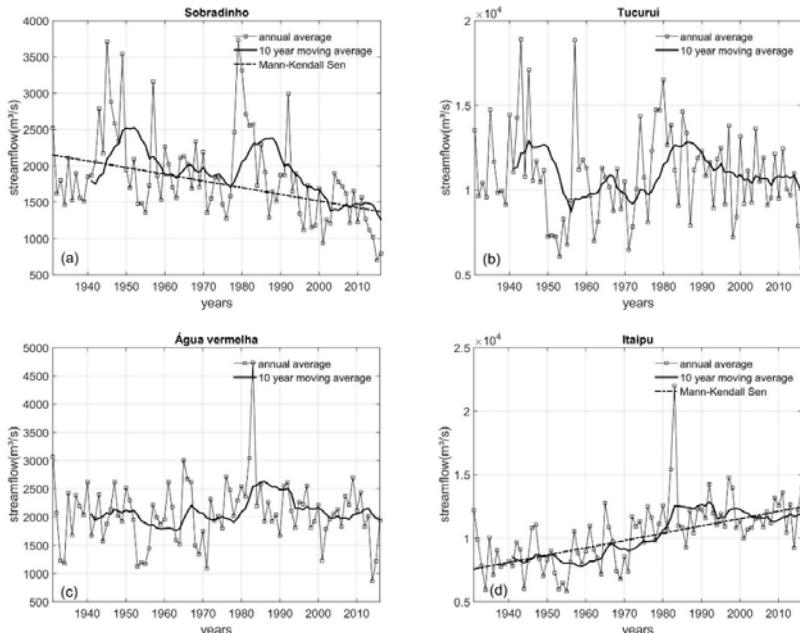
Figura 3: Declividade da linha de tendência do método MKS (s) para a variável (vazão naturalizada média anual padronizada, de acordo com a Equação 1) para o período de 1931 até 2016.



As vazões naturalizadas de Sobradinho, Água Vermelha, Tucuruí e Itaipu no período de 1931 até 2016 ilustram modos de variação em diferentes escalas temporais. Há uma variação interanual da

vazão média anual nessas estações, por exemplo, Sobradinho no subsistema Nordeste do SIN tem anos com média entre 2000 m³/s e 4000 m³/s, ou seja, há um fator multiplicativo maior que 2 entre o mínimo e máximo, como pode ser visto na Figura 4. Um comportamento semelhante pode ser observado em outros subsistemas do SIN: i) em Tucuruí, na região Norte do país, as vazões variam de 6000 m³/s até 14000 m³/s; ii) em Água Vermelha, no subsistema Centro-Oeste/Sudeste, as vazões variam de 1200 m³/s até 2500 m³/s; iii) em Itaipu, apesar de apresentar traço de tendência positiva na série de vazão média anual, há sinais de variabilidade interanual, com vazões no período de 1931 até 1950 variando entre 6000 m³/s até 10000 m³/s, evidenciadas na Figura 4, onde a variabilidade interanual explica entre 30% e 45% da variância das séries históricas.

Figura 4: Séries temporais de vazão naturalizada média anual de algumas explorações hidrelétricas do SIN: a) Sobradinho; b) Tucuruí; c) Água Vermelha e d) Itaipu



Apesar da significante variabilidade interanual, as séries anuais de vazão média também apresentam uma significante variabilidade hidrológica decadal, especialmente nas séries do Norte, Nordeste e Sudeste do SIN com, por exemplo, períodos de 10 anos com uma média de 3000 m³/s na operação de Sobradinho, enquanto em outros períodos a média móvel decresce para aproximadamente 2500 m³/s (Fig. 4a). Este comportamento é também evidenciado em Tucuruí, com período de 10 anos onde o valor médio é maior que 12000 m³/s e outras com aproximadamente 9000 m³/s (Fig. 4b).

Esse comportamento supracitado evidencia um possível modo de variação de baixa frequência, uma vez que esse comportamento é recorrente ao longo de toda a série temporal. Esta variabilidade pode introduzir uma alternância entre consecutivos anos secos e úmidos no sistema hídrico. No caso de consecutivos anos secos, deve-se intensificar as políticas de racionamento de água e redução nas outorgas de uso d'água.

Os modos de variabilidade de baixa frequência moldam o clima em uma escala global (WANG *et al.*, 2012). Esses modos de variabilidade ocorrem nos Oceanos Pacífico e Atlântico sobrepostos e influenciados por modos interanuais, como o ENOS, que, como já mencionado, podem influenciar nos efeitos dessa variabilidade de baixa frequência na América do Sul. Rocha e Souza Filho (2020) detectaram anomalias de baixa frequência na TSM do Pacífico (ODP) e Atlântico (AMO) no período de 1931-2016 utilizando análise de *change-points*. As fases Fria (F) e Quente (Q) da ODP e AMO detectadas foram nos seguintes períodos: Q-AMO (1931 - 1963 e 1995 - 2016), QODP (1931 - 1943; 1976 - 1998 e 2014 - 2016), F-AMO (1964 - 1994) e FODP (1944 - 1975 e 1999 - 2013). Esses períodos são bem próximos às fases da ODP e AMO reportadas por Kayano *et al.* (2019) e, respectivamente, por Mantua *et al.* (1997) e Zhang e Delworth (2006).

A série temporal de Sobradinho no período de 1932 até 1942 apresenta alguns anos com valor médio anual inferior à média histórica, tal período coincide com fases quentes da ODP e AMO. No período seguinte, entre 1943 e 1950, a vazão média anual em Sobradinho atinge altos valores que são o dobro da média histórica, esse período compreende o fim de uma fase quente e início de uma fase fria da ODP e, de acordo com Zhang e Delworth (2006), também contém o ponto mínimo de uma fase quente da AMO. No período de 1973 até 1980, a AMO atinge os pontos mínimos de uma fase fria, coincidindo com os pontos máximos da série histórica de Sobradinho (Fig. 4a). O período de 1963 até 1970 é um período de transição entre as fases da AMO e de uma fraca fase fria da ODP, o que é consistente com as vazões médias anuais próximas da média histórica. De acordo com Rocha e Souza Filho (2020), entre 2014 e 2016 ocorreu uma fase quente tanto da ODP quanto da AMO. Neste período, a vazão média anual de Sobradinho atinge o mínimo de toda a série temporal.

Especialmente na região Nordeste do Brasil (NEB), o principal fenômeno responsável pela precipitação é a ZCIT, que apresenta uma marcha latitudinal ao longo do ano, indo de latitudes mais ao norte até latitudes mais ao sul. Naturalmente, quando mais próximas da região costeira do NEB, ela causa maiores precipitações e, consequentemente, maiores vazões na região. Portanto, quando a AMO está em uma fase fria, há uma tendência de que as águas do Norte do Oceano Atlântico estejam mais frias que na região Sul do mesmo Oceano, indicando uma maior possibilidade de precipitação na região, sendo a recíproca também válida.

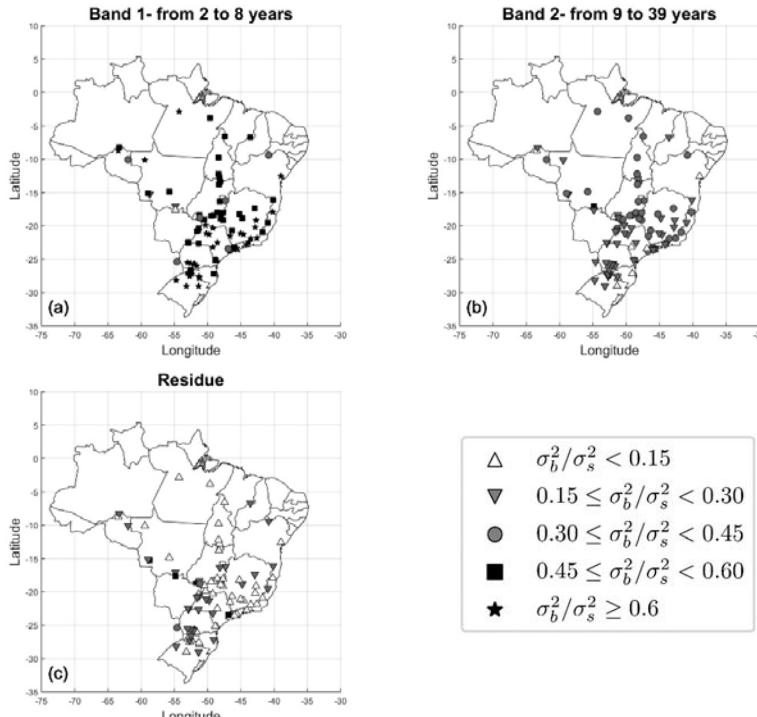
A resposta das vazões em Tucuruí (Fig. 4b) se assemelha ao que é apresentado para Sobradinho (Fig. 4a), porém os impactos das fases quente e fria dos fenômenos interdecadais parecem mais intensos na região de Tucuruí (Norte). Na região Sul e Sudeste do

país, o Pacífico afeta a vazão num sentido oposto ao supramencionado. A série de vazões médias anuais de Água Vermelha (Fig. 4c), no período de 1977 até 1995, durante a fase quente da ODP, apresenta valores cerca de 20% maiores que a média anual entre 1931 e 2016.

Itaipu apresenta uma clara tendência positiva (Fig. 4d), todavia as flutuações da vazão são menores durante as fases quente da AMO e maiores durante a fase fria. Diferentes mecanismos podem atuar como moduladores nos padrões de largas escala das interações oceanoatmosfera, alterando o estado básico da circulação sul sobre a AS e região Sul do Oceano Atlântico, levando a variações no padrão de precipitação sobre as regiões Sudeste e Sul do Brasil nessa escala de tempo. Mais análises são requeridas para entender as causas e efeitos dessas variações.

As Figuras 5a, 5b e 5c apresentam a distribuição espacial da proporção de variância explicada pelas bandas de alta, média e baixa frequência, respectivamente. A banda de alta frequência é responsável por mais de 45% da variância na maioria das séries de vazão média anual do SIN, indicando uma forte dependência da variabilidade interanual.

Figura 5: Porcentagem da variância explicada por cada banda de frequência: a) banda de 2-8 anos; b) banda de 9-39 anos e c) banda residual (40+ anos). (σ_b^2 é a variância da série reconstruída em uma banda específica e σ_s^2 é a variância da série original).



Nas regiões Centro-Oeste e Nordeste, a banda de alta frequência é responsável por no mínimo 45% da variância na maioria das estações, da mesma forma que nas estações localizadas no extremo Norte do país e no litoral da região Sudeste. Esse comportamento indica que o sinal associado com a variabilidade interanual e decadal prevalece sobre a tendência e aos modos de variação de média e baixa frequência.

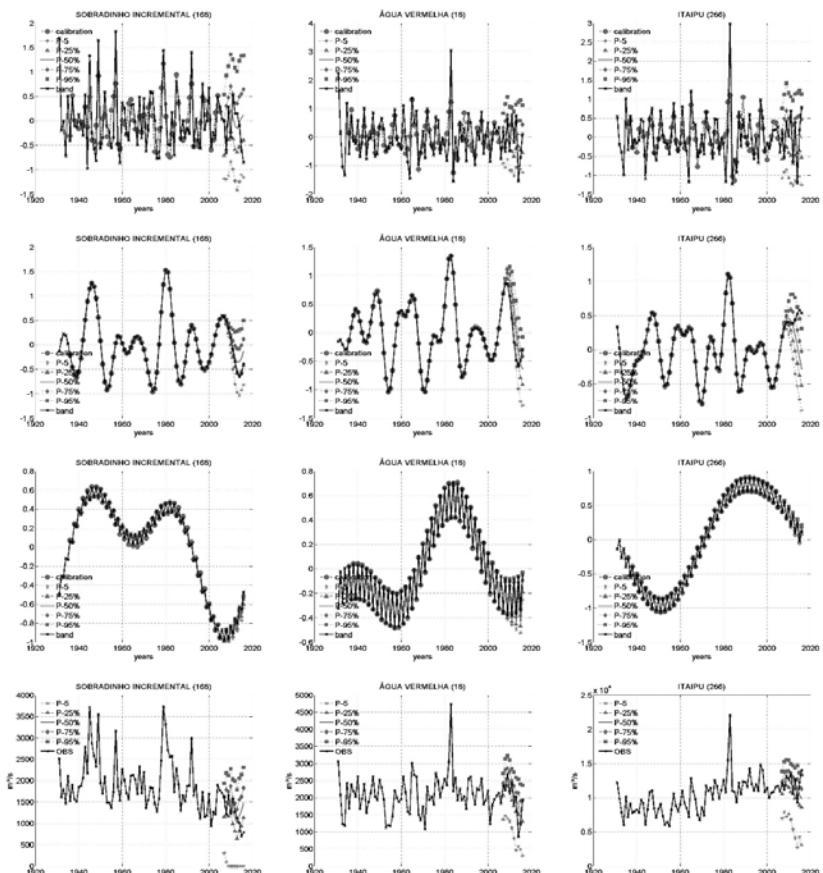
A Figura 5b mostra que a banda de média frequência é responsável por mais valores entre 15% e 30% da variância das séries de vazão das estações da região Sul e leste da região Sudeste, no estado de São Paulo. Nas regiões Centro-Oeste, parte da Nordeste, Norte da região

Norte e litoral do Sudeste a banda de média frequência é responsável por mais de 30% da variância da série na maioria das estações.

A Figura 5c exibe que a banda de baixa frequência é responsável por até 15% da variância das séries de vazão na maior parte do país, exceto em algumas estações no Sul, Centro-Oeste e Sudeste do país, onde há uma pronunciada tendência positiva, de acordo com a Figura 3.

3.2. Análise do modelo WAR

Figura 6: Bandas de frequência da Transformada em Ondeleta, calibração e projeção do modelo WAR. De cima para baixo e da esquerda para direita: banda de 2 até 8 anos; banda de 9 até 39 anos e banda residual para Sobradinho, Água Vermelha e Itaipu.



A Figura 6 apresenta a calibração do modelo WAR para as diferentes bandas consideradas para Sobradinho, Água Vermelha e Itaipu. O modelo representa bem as bandas de média e baixa frequência, com viés próximo a zero nessas bandas. Contudo, para a banda de alta frequência, o modelo suaviza a maioria dos mínimos e máximos, indicando alta incerteza e aleatoriedade nessa banda. Há uma oscilação periódica na banda de baixa frequência, associada a uma oscilação periódica na banda de média frequência com período de 10-20 anos. O modelo captura bem a banda de baixa frequência, principalmente em Itaipu e Água Vermelha, havendo uma inversão de fase coincidente com as fases da AMO. Os principais picos de vazão em Sobradinho são seguidos de máximos na banda de média frequência, conforme mostrado na seção anterior, eles estão relacionados com a fase fria da PDO.

A tendência negativa em Sobradinho (Fig. 4a) é representada pela banda de baixa frequência, especialmente a partir da década de 90, quando esta banda atinge valores bem abaixo dos obtidos em outros períodos do século. Na década de 40 e no começo da década de 80, a banda de média frequência atinge picos máximos ($2500 \text{ m}^3/\text{s}$), valor 25% acima da média da série histórica.

Na estação de Água Vermelha a banda de baixa frequência apresenta uma mudança de fase na segunda metade do século XX, com um forte pico na década de 1980. A influência desta banda na série histórica e suas inversões podem ter culminado em um período de baixas vazões durante 30 anos, especialmente entre 2003 e 2016, quando as bandas de média e baixa frequência atingiram o ponto mínimo. Na década de 50, quando a banda de média e baixa frequência apresentaram valores mínimos, a vazão média anual apresentou 4 anos consecutivos com valores abaixo de $1500 \text{ m}^3/\text{s}$, pelo menos 30% abaixo da média histórica entre 1931 e 2016. No período de 1968 até 1971 a série temporal também

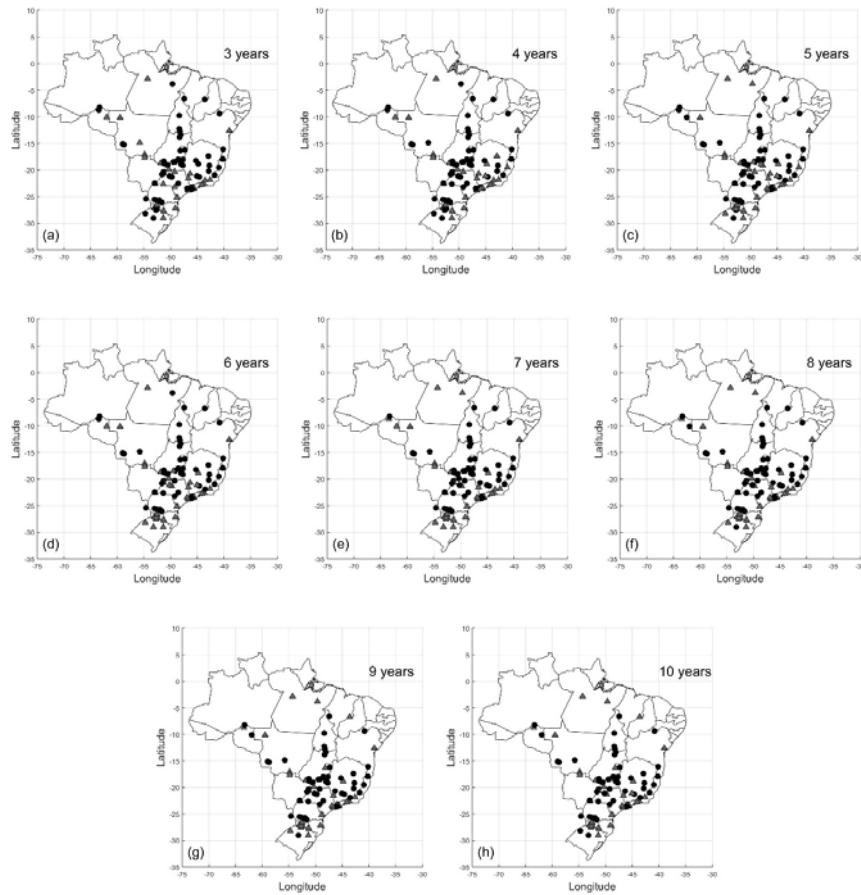
atingiu valores menores que 1500 m³/s, coincidindo com um ponto de mínimo da banda de média frequência, indicando que esta fase pode influenciar a distribuição de vazão. Ademais, na década de 80 houve uma coincidência entre o máximo das três bandas, que levou a anos anômalos acima da média.

Em Itaipu, a tendência positiva (Fig. 4d) é bem caracterizada pela banda de baixa frequência, especialmente a partir da década de 80, quando esta banda atingiu valores positivos, com o ponto máximo na década de 90. A possível inversão de fase desta banda pode indicar uma futura redução nos fluxos desse setor.

Quanto às projeções para o período de 2007 até 2016, a amplitude do ruído cresce com o horizonte da projeção, o que é consistente com a representação da incerteza associada aos processos climáticos. A banda de alta frequência apresenta ruído com grande amplitude, maior que um desvio padrão para Água Vermelha, Sobradinho e Itaipu, o que caracteriza uma grande incerteza neste padrão de variação. O modelo identifica padrões nas bandas de média e baixa frequência, indicando mudanças de fase na banda de média frequência de Sobradinho e Água Vermelha no período de avaliação, associada a pontos mínimos na banda de baixa frequência que coincidem com anos muitos secos na região.

Em Itaipu, as bandas diferem na resposta em relação ao NEB e parte da região Sudeste, portanto o modelo sugere uma possível tendência de redução na banda de baixa frequência, que é identificada pelo modelo. No entanto o modelo sugere uma redução na banda de média frequência a partir do quarto ano projeto, o que de fato não ocorre.

Figura 7: Razão da verossimilhança entre o modelo WAR e a climatologia para os Postos Base do SIN. Razões de verossimilhança maior que um são representada por círculos pretos e menores que um por triângulos cinza.

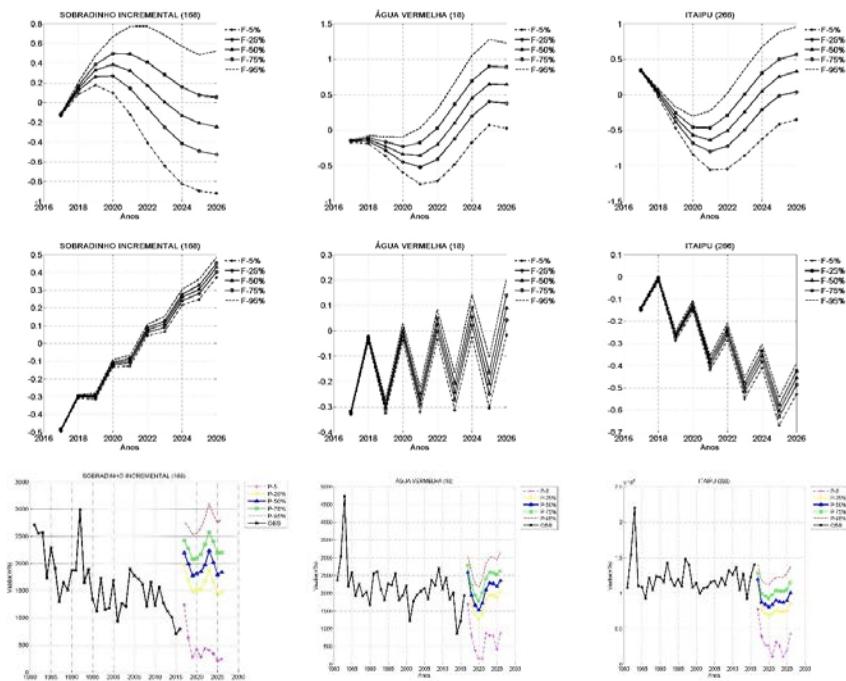


A Figura 7 apresenta a razão de verossimilhança entre o modelo WAR (representada pela mediana dos cenários) e a climatologia. Comparando o modelo com a climatologia das séries temporais de vazão do SIN, observa-se um ganho na maioria das projeções sobre o país entre 5 a 10 anos de horizonte de projeção. No Sul do Brasil, o modelo apresenta uma melhor performance que a climatologia na maioria dos PB em até 4 anos de projeção, após esse período de

projeção, o modelo perde eficiência, ou seja, a climatologia tem uma melhor performance na maioria dos PB dessa região.

É digno de nota que, em regiões fortemente influenciadas pela variabilidade interanual impulsada pelo ENOS, como o Norte e Sul do Brasil, vários PB exibem razão de verossimilhança menor que 1 em períodos de projeção acima de 4 anos, com destaque para a região Sul. Além desta variabilidade interanual impulsada pelo ENOS, Jesus *et al.* (2016) apontam que o tempo e o clima em algumas regiões do Brasil, mais especificamente no Sudeste da América do Sul, apresentam uma forte relação com Frentes Frias (FF), que agem em uma menor escala de tempo (escala sinótica) que a considerada no modelo WAR (interanual). Esses dois pontos acima mencionados podem ter afetado a performance do modelo nessas regiões.

Figura 8: Projeções de vazão do modelo WAR para o período de 2017 até 2026. De cima para baixo e da esquerda para direita: projeções da banda de média frequência, da baixa frequência e da série temporal original para Sobradinho, Água Vermelha e Itaipu



Na Figura 8 são apresentadas as projeções para os anos de 2017 até 2026 dos modelos WAR para as estações de Sobradinho, Água Vermelha e Itaipu. Para Sobradinho, o modelo indica vazões acima da média histórica, provavelmente associadas ao final da fase quente tanto da PDO quanto da AMO. Água Vermelha responde de forma semelhante, contudo com uma defasagem máxima na banda de média frequência de 3 até 4 anos em relação a Sobradinho. Já em Itaipu, o modelo apresenta uma redução na banda de baixa frequência, o que sugere reduções no setor Sul do país.

4. CONCLUSÕES E DISCUSSÕES

A análise das séries temporais deste trabalho apontou para diferentes comportamentos nas vazões médias anuais em relação à tendência no período de 1931 a 2016, dependendo da região do setor hidrelétrico. Há uma tendência positiva na região Sul do país, enquanto na região Nordeste há uma tendência negativa. Nas regiões Norte e Centro-Oeste, a maioria das estações não apresentaram tendências significativas.

As séries de vazão média anual também apresentaram traços de variabilidade interanual e decadal. Esses padrões podem ser associados às oscilações na TSM dos Oceanos Pacífico e Atlântico, principalmente os modos de média e baixa frequência, que podem ser relacionados à ODP e afetam significativamente o regime de vazão nas estações do SIN. A análise apresentada neste artigo indica que há mudanças nos valores de vazão coincidindo com as mudanças no índice da ODP. Portanto, há uma correlação entre esse índice e as mudanças nos níveis de vazão média anual para a maioria das estações analisadas e, mais significativamente, nas estações dos setores Norte e Nordeste do SIN. Por essa razão, a hipótese de estacionariedade das séries de vazão pode ser descartada em vários locais do SIN.

O modelo WAR é capaz de reconhecer os padrões de variação das séries temporais de vazão no setor elétrico brasileiro e projetar as vazões para os anos subsequentes. Este modelo apresentou um melhor desempenho que a climatologia na maioria das estações do SIN analisadas, indicando que pode ser utilizado pelos gestores no planejamento de políticas energéticas e na busca de medidas que minimizem o impacto da variabilidade climática na sociedade. Por outro lado, vários PB da região Norte e Sul do Brasil apresentaram uma performance pior que a da climatologia. Vale ressaltar que essas regiões são fortemente influenciadas pela variabilidade interanual promovida pelo ENOS. Além disso, fenômenos que agem em uma menor escala temporal do que a considerada no modelo WAR, tal como as FF na escala sinótica, influenciam o clima em algumas regiões do Brasil. Assim, supõe-se que esses pontos acima destacados possam ser responsáveis pelo baixo desempenho do modelo em algumas regiões brasileiras, destacando a região Sul do Brasil.

Esta metodologia permite avaliar as garantias e regularizações das vazões considerando a não estacionariedade das séries temporais devido a variabilidade de baixa frequência, possibilitando a avaliação das garantias na outorga do uso da água e o enfretamento dinâmico do risco.

As projeções de crescimento energético indicam que sua expansão ocorre principalmente no Norte do Brasil. Portanto, é preciso levar em conta a variabilidade climática como um possível elemento de redução ou aumento da oferta de energia da região. Além disso, é fundamental que a política brasileira de crescimento energético leve em conta, para uma segurança energética de longo prazo: estratégias para mitigação dos impactos das mudanças climáticas e variabilidade climática, melhoria da eficiência energética e um aumento das participações na matriz energética brasileira de fontes renováveis de energia elétrica que não apresentem alta sensibilidade à variabilidade climática.

5. REFERÊNCIAS

- ALVES, B. C. C.; SOUZA FILHO, F. A.; SILVEIRA, C. S., 2013. Análise de tendência e Padrões de Variação das séries históricas de vazões do Operador Nacional de Sistemas(ONS). **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 18, n. 4, p. 19-34.
- COSTA, F. S.; MACEIRA, M. E. P.; DAMÁZIO, J. M., 2007. **Modelos de Previsão Hidrológica Aplicados ao Planejamento da Operação do Sistema Elétrico Brasileiro**. RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos Volume 12 n.3 Jul/Set 2007, 21-30.
- GRIMM, A. M.; SABOIA, J. P. J., 2015. Interdecadal Variability of the South American Precipitation in the Monsoon Season, **Journal of Climate**, n. 2, v. 28, p. 755-775, doi: 10.1175/JCLI-D-14-00046.1
- GRIIM, A. M.; ALMEIDA, A. S.; BENETI, C. A. A.; LEITE, E. A., 2020. The combined effect of climate oscillations in producing extremes: the 2020 drought in southern Brazil. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 25, e48. doi: <https://doi.org/10.1590/2318-0331.252020200116>
- IEA, 2020. **World Energy Balances 2020 edition**. International Energy Agency. Available in: <<https://www.iea.org/countries/brazil>>. Accessed in: 25/08/2021
- JESUS, E. M.; ROCHA, R. P.; REBOITA, M. S.; LLOPART, M.; DUTRA, L. M. M.; REMEDIO, A. R. C., 2016. Contribution of cold fronts to seasonal rainfall in simulations over the southern La Plata Basin. **Climate Research**, v. 68, p. 243-255.
- KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V.; GARCIA, S. R.; SOUZA, R. A. F., 2018. How the two nodes of the tropical Atlantic sea surface temperature dipole relate the climate of the surrounding regions during austral autumn. **International Journal of Climatology**, n. 10, v. 36, p. 3927-3941. doi: 10.1002/joc.5545
- KAYANO, M. T.; ADNREOLI, R. V.; SOUZA, R. A. F., 2019. El Niño-Southern Oscillation related teleconnections over South America under distinct Atlantic Multidecadal Oscillation and Pacific Interdecadal Oscillation backgrounds: La Niña. **International Journal of Climatology**, n. 3, v. 39, p. 1359-1372. doi: 10.1002/joc.5886
- MANTUA, N. J.; HARE, S. R.; ZHANG, Y.; WALLACE, J. M.; FRANCIS, R. C., 1997. A Pacific Interdecadal climate oscillation with impacts on salmon production. **Bull. Amer. Meteor. Soc.**, v. 78, p. 1069-1079.

- MOREIRA, J. G. V.; NAGHETTINI, M., 2016. Detecção de Tendências Monotônicas Temporais e Relação com Erros dos Tipos I e II: Estudo de Caso em Séries de Precipitações Diárias Máximas Anuais do Estado do Acre. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 31, n. 4, p. 394-402.
- MORETTIN, P. A., 1999. *Ondas e ondaletas: da análise de Fourier à análise de ondaletas*. EDUSP, São Paulo.
- ONS., 2010. Operação do Sistema Interligado Nacional – **Relatório Anual de Avaliação das Previsões de Vazões – 2010**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 230p.
- ONS., 2010. **Critérios para estudos hidrológicos - Submódulo 23.5. Procedimentos de Rede**. Operador Nacional do Sistema - ONS. Brasília. 11p.
- ONS., 2016. *O que é o SIN (Sistema Interligado Nacional)*. Rio de Janeiro: Operador Nacional do Sistema - ONS. Disponível em: <http://www.ons.org.br/conheca_sistema/o_que_e_sin.aspx>. Acesso em: 25 abr.
- ROCHA, R. V. & SOUZA FILHO, F. A., 2020. Mapping abrupt streamflow shift in an abrupt climate shift through multiple change point methodologies: Brazil case study. *Hydrological Sciences Journal*, v.65, n. 16, p. 2783-2796. doi: 10.1080/02626667.2020.1843657
- TERRIER, M.; PERRIN, C.; LAVENNE, A.; ANDRÉASSIAN, V.; LERAT, J.; VAZE, J., 2020. Streamflow naturalization methods: a review. *Hydrological Sciences Journal*, v. 66, n. 1, p. 12-36. doi: 10.1080/02626667.2020.1839080
- TORRENCE C., COMPO, G. P., 1998. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 79, 61-78.
- WANG, Y. L.; HSU, Y. C.; LEE, C. P.; WU, C. R., 2019. Coupling Influences of ENSO and PDO on the Inter-Decadal SST Variability of the ACC around the Western South Atlantic. *Sustainability*, 11(18), 4853. doi:10.3390/su11184853
- WANG, H.; KUMAR, A.; WANG, W.; XUE, Y., 2012. Influence of ENSO on Pacific Decadal Variability: An Analysis Based on the NCEP Climate Forecast System. *J. Climate*, 25, 6136-6151.
- ZHANG, Y.; WALLACE, J. M.; BATTISTI, D., 1997. ENSO-like interdecadal variability: 1900-93.. *Journal of Climate*, v. 10, p. 1004-1020.
- ZHANG, R.; DELWORTH, T. L., 2006. Impact of Atlantic multidecadal oscillations on India/Sahel rainfall and Atlantic hurricanes, *Geophys. Res. Lett.*, 33, L17712.

IMPACTOS

ÁGUA CONECTA INFRAESTRUTURA HÍDRICA E DE TRANSPORTES EM AMBIENTE URBANO: CLIMA, HIDROLOGIA E PAVIMENTOS

*Carla Beatriz Costa de Araújo
Francisco de Assis de Souza Filho
Jorge Barbosa Soares*

1. INTRODUÇÃO

O ciclo da água e as relações com o clima em ambiente urbano mudaram bruscamente no antropoceno (CRUTZEN; STOERMER, 2000; STEFFEN *et al.*, 2011). Na presente era, a humanidade tem exercido forte poder nos sistemas da Terra, como as mudanças climáticas, além da alteração de cursos de rios, impermeabilização de áreas, desmatamento, barragens, etc. (HAMILTON *et al.*, 2015; STEFFEN *et al.*, 2011). Porém, o clima e o ciclo água nos ambientes antropizados exercem forte poder sobre o desenvolvimento das cidades, pois são fatores, por vezes, causadores de transtornos à população, citando-se: secas e cheias, inundações urbanas, ilhas de calor, entre outros.

As cidades e os diferentes sistemas que a compõem devem ser pensados de forma a conviver com a água e os fatores climáticos. No que se refere as infraestruturas urbanas, ao longo do tempo, grande parte dos projetos de engenharia tem sido desenvolvidos de forma independente. Cada parte é subdividida para elaboração por diferentes especialistas, perdendo-se ou simplificando-se, muitas vezes, a visão conjunta das inter-relações dos sistemas. Por isto, é

importante desenvolver ferramentas que permitam uma análise integrada das infraestruturas civis em ambiente urbano, com vistas a identificar as conexões e elaborar planejamento e projetos mais eficazes e robustos ao reconhecer as interligações entre os diferentes subsistemas (abastecimento de água e esgoto, drenagem, pavimento, tráfego, construção civil, entre outros). Nesta perspectiva, apresenta-se um esforço inicial para explorar estas conexões e a análise do subsistema de drenagem urbana e de pavimentos.

As infraestruturas de transportes estão sujeitas a intempéries, sendo que a precipitação atmosférica e a radiação solar são dois elementos do clima que podem influir no desempenho do pavimento (MEDINA e MOTTA, 2015). Todavia no Brasil, o dimensionamento de pavimentos ainda não incorpora todas as variáveis climáticas que afetam sua durabilidade, mesmo em suas versões mais recentes (SANTIAGO *et al.*, 2018). O desenvolvimento das soluções para os problemas modernos de engenharia de transportes requer projetos robustos que incorporem a variabilidade climática de forma a atender as demandas para qual foram idealizados.

Para a concepção destes projetos são necessários estudos mais integrados entre as análises do comportamento hidromecânico dos elementos integrantes da estrutura de pavimento e o meio físico, pois este impõe condicionantes espaciais e temporais de grande relevância para o comportamento da obra ao longo de sua vida útil. Há ainda a grande variabilidade ambiental e, também, de material e de comportamento, que caracteriza muitas obras do sistema viário, sendo imposta a necessidade de simplificações e análises integradas (GHELING *et al.*, 2015).

Neste contexto, este trabalho apresenta uma metodologia simplificada para a conexão das diferentes variáveis e modelos que integram a infraestrutura hídrica e de transportes do ambiente urbano, a fim de aprimorar a concepção dos projetos de engenharia e compreender como o clima e as águas no meio antropizado afetam o desempenho destes projetos.

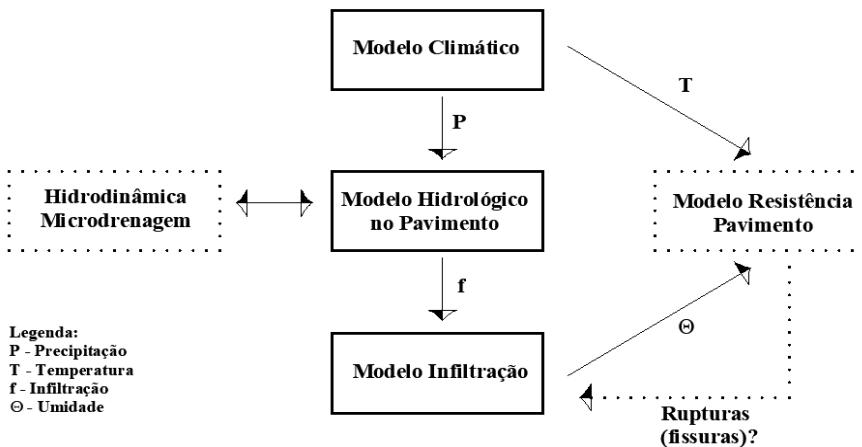
2. METODOLOGIA

Para o desenvolvimento deste trabalho foi necessário elaborar uma metodologia robusta para conectar os diferentes sistemas que compõem a infraestrutura urbana hídrica e de pavimentos. Foi necessária a compreensão de como estes se relacionam (conexões entre os sistemas) e quais as variáveis mais importantes de ligação entre os modelos. Para tal, seguiu-se as seguintes fases:

- 1^a Etapa: Elaborar a estratégia geral para acoplamento dos modelos climáticos, hidrológicos e de pavimentos;
- 2^a Etapa: Definição dos modelos e variáveis que serão utilizadas no acoplamento;
- 3^a Etapa: Modelo climático: condições de precipitação;
- 4^a Etapa: Modelagem do escoamento e modelo de fluxo transiente em meio poroso não saturado;
- 5^a Etapa: Análise das variações de umidades e consequências nos projetos de pavimentos asfálticos.

A proposta desta pesquisa consiste no acoplamento de diversos modelos incorporando diferentes variáveis, conforme apresentado na Figura 1. Nesta concepção, agraga-se ao projeto de pavimentos asfálticos a análise de fluxo transiente em meio poroso (modelo de infiltração), que utiliza como dado de entrada a intensidade das precipitações da região (P) obtidas através do modelo climático. A resposta do modelo de infiltração é a variação da umidade ($\Delta\Theta$) nas diferentes camadas, sendo que, a variação da umidade acarreta também a variação da resistência dos materiais granulares que compõem o pavimento (modelo de resistência do pavimento), que por sua vez implica na vida útil do pavimento. Para o modelo de resistência do pavimento também são utilizadas informações de temperatura (T) definidas com base no modelo climático.

Figura 1: Esquema metodológico para o projeto integrado de pavimentos



Devido às limitações de espaço, apresenta-se neste artigo apenas a integração do modelo climático com o modelo hidrológico do pavimento e o modelo de infiltração. Os outros acoplamentos são frutos de discussões em outros trabalhos.

A região de estudo adotada foi a cidade de Fortaleza no Estado do Ceará e foram consideradas duas situações diferentes de condições climáticas de precipitação:

- Equação IDF (intensidade – duração – frequência) de Fortaleza disponível no trabalho de Matos Neto e Fraga (1983) adotando um período de retorno de 100 anos e duração de 24h:

$$i = \frac{506,99 T^{0,181}}{(t+8)^{0,61}} \quad (1)$$

Onde: i denota a intensidade de precipitação (mm/h); T representa o tempo de retorno (anos); t a duração da chuva (min).

- Série histórica de chuva com base em um posto pluviométrico da cidade de Fortaleza para um período de 150 dias, entre

fevereiro e junho de 1995, escolhido por ser um dos de maior intensidade de precipitações.

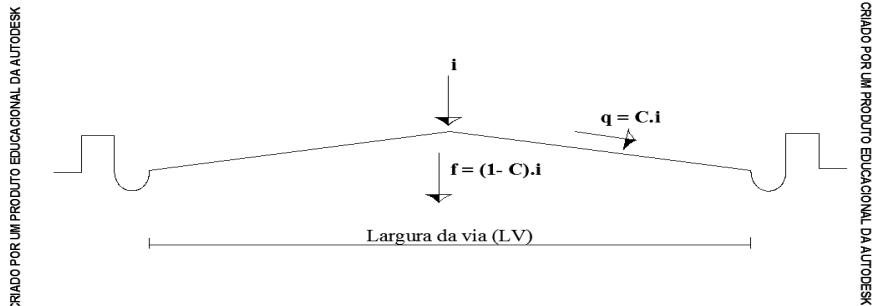
A fim de simular as condições de precipitação e fluxo no pavimento foram definidas algumas hipóteses. Considerou-se que durante a chuva (Figura 2), parte da precipitação (i) vira escoamento superficial direto (q) e outra parte é infiltração (f), conforme equações a seguir:

$$q = C \cdot i \quad (2)$$

$$f = (1 - C) \cdot i \quad (3)$$

Onde: C é o coeficiente adimensional de escoamento superficial

Figura 2: Modelo de escoamento superficial e infiltração do pavimento



Para o modelo do pavimento, definiu-se uma seção-tipo, conforme indicado nas Figuras 3 e 4. Adotou-se um pavimento com espessuras de base e sub-base de 15 centímetros e revestimento asfáltico de concreto betuminoso com 5 centímetros com base nas seções-tipo disponíveis no trabalho de Bastos (2013). Na condição

estudada considerou-se uma estrutura sem acostamento, comum em rodovias de baixo volume de tráfego na região. Na região onde há presença de revestimento asfáltico, adotou-se o coeficiente adimensional de escoamento superficial de 0,95, para a região sem acostamento, o valor adotado foi de 0,30, com base nos trabalhos de Porto (1995).

Figura 3: Geometria estudada (largura do pavimento)

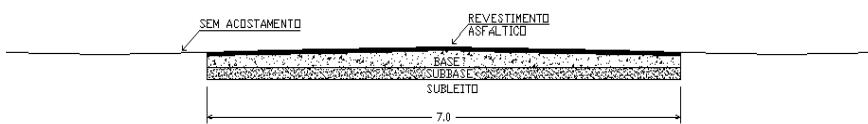
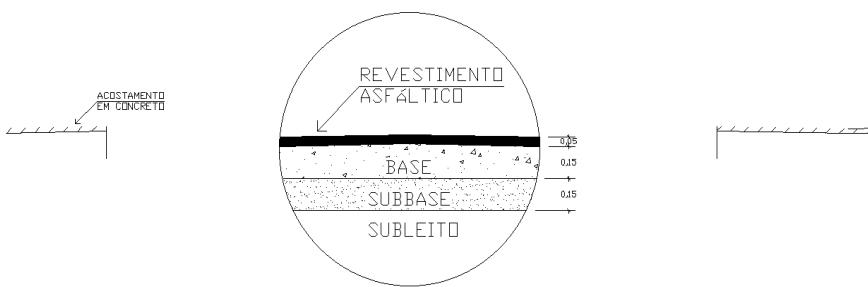


Figura 4: Geometria estudada (espessura das camadas) – Dimensões em metros



O clima da região de estudo é semiárido, portanto, os pavimentos passam maior parte de sua vida útil submetidos a condição não-saturada, havendo ainda o revestimento asfáltico que funciona como uma barreira impermeabilizante que dificulta a passagem da água para as camadas inferiores. Em função desse aspecto, a modelagem de fluxo nas camadas do pavimento deve ser feita considerando a condição inicial não saturada, visto que os fluidos que estão presentes nos vazios da estrutura granular modificam

suas propriedades hidráulicas e mecânicas. Para esta condição (fluxo em regime transitório e meio não saturado), temos a equação governante para fluxo tridimensional (Equação 3), denominada de equação de Richards (FREEZE e CHERRY, 1979):

$$\frac{\partial}{\partial x} \left[K(\Psi) \frac{\partial h}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[K(\Psi) \frac{\partial h}{\partial y} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[K(\Psi) \frac{\partial h}{\partial z} \right] = C(\Psi) \frac{\partial \Psi}{\partial t} \quad (4)$$

Onde: h representa a carga hidráulica; Ψ é a sucção matricial; $C(\Psi)$ é a curva característica do solo e $K(\Psi)$ é curva de curva de condutividade hidráulica.

As soluções analíticas para esta equação são obtidas para poucos casos e condições restritas. Observa-se que a não linearidade da equação de Richards torna o problema de difícil resolução. Como alternativa, têm-se os métodos numéricos e computacionais que são geralmente utilizados a fim de tornar menos complicada e possível essa tarefa (QUEIRÓZ, 2017). Neste trabalho, para o modelo de fluxo em regime transitório e meio não saturado foi feito uso programa Slide 6.0 da Rocscience com a licença da Universidade Federal do Ceará. A modelagem utiliza o método dos elementos finitos (MEF) conforme apresentado na Figura 5. Como dados de entrada são necessários os coeficientes de permeabilidade dos materiais, bem como a curva característica do solo e a curva de curva de condutividade hidráulica. Pode-se ainda considerar diferentes profundidades do lençol freático. Para as situações analisadas, adotou-se o lençol a uma profundidade de 4,5 metros do nível do terreno.

Os valores do coeficiente de permeabilidade foram determinados com base em dados disponíveis na literatura. Ferreira *et al.* (2014) analisaram as condições de fluxo em seis misturas asfálticas com diferentes percentuais de volume de vazios (Vv). Dentre as misturas analisadas, optou-se pela utilização do tipo concreto

asfáltico (CA) com 4% de vazios com a permeabilidade indicada na Tabela 1. As características hidráulicas dos materiais granulares foram obtidas no trabalho de Vogel *et al.* (2000). Considerou-se que o terreno natural (subleito) é constituído de um material arenoso com presença de finos, que é característico de vários locais da cidade de Fortaleza e Região Metropolitana. As camadas de base e sub-base em estruturas viárias são constituídas de solos grossos (areias e pedregulhos), por isto, adotou-se o coeficiente de permeabilidade de uma areia do mesmo trabalho de Vogel *et al.* (2000) (Tabela 1).

Figura 5: Malha de elementos finitos utilizada na modelagem de fluxo – Software Slide

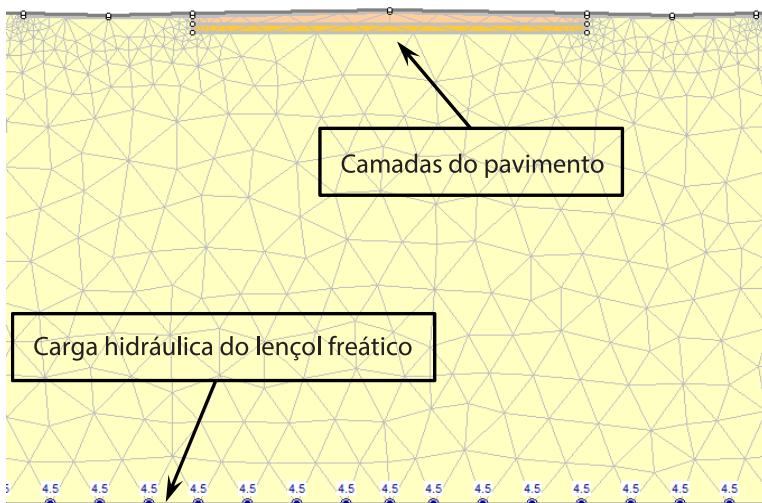
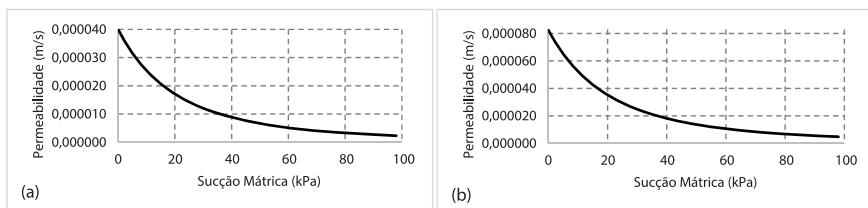


Tabela 1: Coeficiente de permeabilidade dos materiais constituintes das camadas do pavimento

Material	Coeficiente de Permeabilidade (m/s)
Revestimento Asfáltico	$8,82 \times 10^{-7}$
Subleito	$4,00 \times 10^{-5}$
Sub-Base e Base	$8,25 \times 10^{-5}$

As funções de permeabilidade não saturada podem ser obtidas através do próprio software Slide com base na magnitude da permeabilidade saturada (K_s). Neste modelo simplificado há uma diminuição da permeabilidade insaturada em uma ordem de magnitude, dentro da faixa inicial de valores de sucção matricial. Ressalta-se que é necessário definir o tipo de material (areia, silte, argila, geral), pois as curvas médias são determinadas a partir de valores típicos da literatura. As variações de permeabilidade em função da sucção matricial utilizadas no trabalho podem ser observadas na Figura 6.

Figura 6: Curva de condutividade hidráulica (a) terreno natural – subleito; (b) base e sub-base



3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

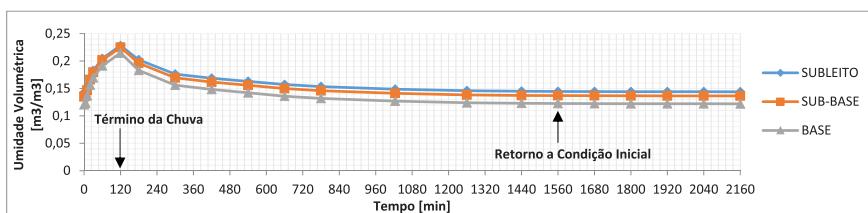
Conforme apresentado anteriormente, foram estudadas duas condições climáticas diferentes (equação de chuva Fortaleza e série histórica de precipitação) para o desenvolvimento da análise integrada dos modelos. Os principais resultados obtidos da modelagem de fluxo nas camadas do pavimento são variações de umidade ao longo do tempo, que influenciarão as propriedades mecânicas do pavimento.

3.1. Análise do Sistema Integrado com Base na Equação de Chuva de Fortaleza

Na situação analisada determinou-se a intensidade (mm/h) de uma precipitação com duração de 2 horas e período de retorno de

100 anos. Com base na Equação 2, esse valor foi de 60,5 mm/h. Na Figura 7 é possível observar a evolução da umidade volumétrica ao longo tempo. Simulou-se um período de 36 horas a fim de analisar quanto tempo seria necessário para que o pavimento voltasse a condição de umidade anterior a chuva (umidade de equilíbrio). Verifica-se que a máxima umidade coincide com o final da precipitação, e que é necessário um período de 26 horas após o início da chuva para que as camadas retornem à umidade de equilíbrio.

Figura 7: Variação no tempo da umidade volumétrica nas camadas do pavimento



Na Tabela 2 é possível verificar os valores de umidade da condição inicial e o máximo valor que corresponde ao período de 2 horas de precipitação. Analisando estes resultados, observa-se que as variações percentuais de umidade foram elevadas em todas as camadas, chegando a 78,2% na camada de base do pavimento.

Tabela 2: Umidade volumétrica máxima e variação percentual

Camada	Umidade Volumétrica (m^3/m^3)		Variação Percentual
	Condição Inicial	Valor máximo	
Subleito	0,143	0,228	59,9%
Sub-Base	0,135	0,225	66,8%
Base	0,120	0,215	78,2%

3.2. Análise do Sistema Integrado com Base na Série histórica de precipitações

A fim de analisar o efeito de precipitações contínuas sobre o pavimento, foi escolhido um dos períodos mais intensos de precipitação da série histórica da cidade de Fortaleza (de fevereiro a junho de 1995), conforme apresentado na Figura 8. Nesta simulação foi possível observar que as precipitações contínuas conduzem a um aumento progressivo da umidade, acarretando também uma elevação no nível freático de 4,00 m para 5,059m (Figura 9). Percebe-se que é importante não somente a intensidade das precipitações, mas sua sequência ao longo do tempo, indicando que para a conexão dos modelos é importante simular diversas condições de chuva, analisando as tendências e características das séries temporais de precipitação da região.

Figura 8: Variação no tempo da umidade volumétrica nas camadas do pavimento e intensidade pluviométrica no período de março a maio de 1995

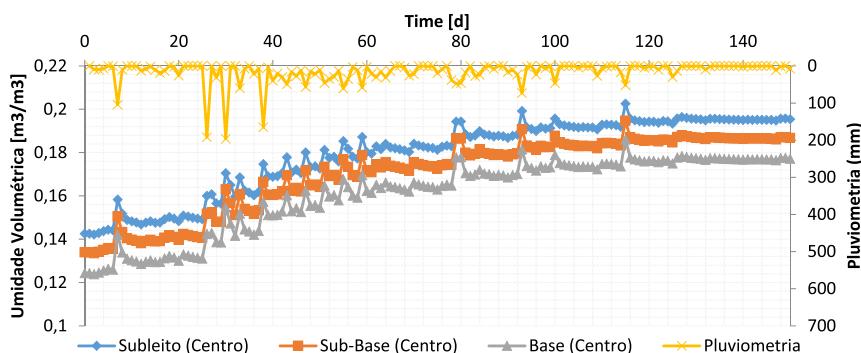
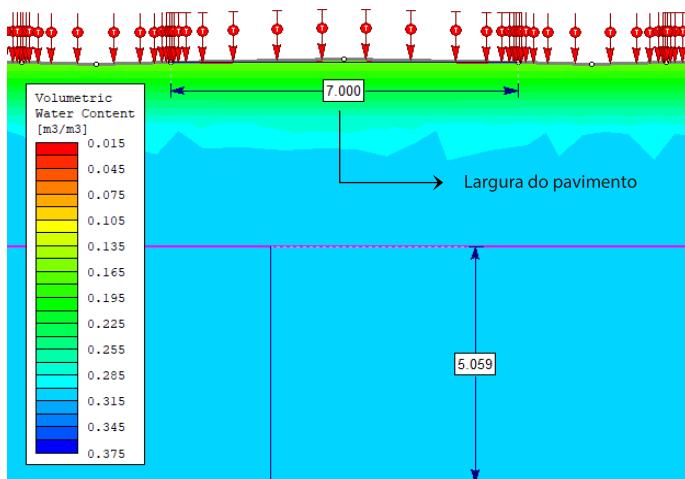


Figura 9: Elevação do Nível Freático para o período



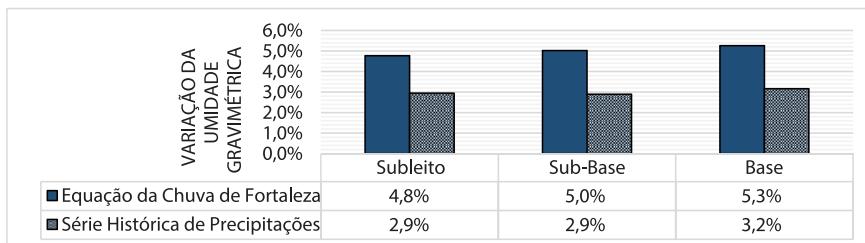
3.3. Modelo de Resistência do Pavimento

As análises de fluxo no pavimento indicaram que as precipitações geraram aumento na umidade das diversas camadas da estrutura analisada. As variações climáticas as quais os pavimentos estarão submetidos, como as precipitações, refletem-se em variações nas propriedades dos solos, como o módulo de resiliência (principal parâmetro de caracterização da rigidez dos solos aplicados na pavimentação). Trabalhos como os de Zaman e Khoury, (2007) Kim e Kim (2007) e Bastos (2013) avaliaram a variação da umidade das camadas granulares constituintes dos pavimentos e as alterações no módulo de resiliência (MR), indicando grandes mudanças nas características mecânicas dos solos.

Baseado no trabalho de Barros (2013), que analisou a variação da umidade e as alterações no MR dos solos característicos da cidade de Fortaleza e Região Metropolitana, a elevação da umidade gravimétrica em + 2% em relação a umidade ótima de compactação reduziu este parâmetro em até 51%. Na Figura 10 observa-se que nas condições climáticas analisadas, a umidade

gravimétrica aumenta em até + 5,3%, levando então a rigidez das camadas a uma redução. Isto implica em um aumento na deformação do pavimento, que pode reduzir sua vida útil, ou no caso de um projeto, pode levar a necessidade de aumentar a espessura das camadas da estrutura. Para as condições estudadas por Barros (2013), o dimensionamento considerando o MR correspondente a um aumento de 2% de umidade no subleito acarretou a necessidade de incremento de 22 centímetros de espessura na camada total da estrutura, quando esta é comparada a consideração do solo com características mecânicas obtidas na umidade de compactação. Trata-se de um número significativo e com forte impacto econômico.

Figura 10: Variações máximas de umidade gravimétrica nas camadas do pavimento



4. CONCLUSÕES

A metodologia apresentada neste trabalho possibilita a conexão das diferentes variáveis e modelos que integram a infraestrutura hídrica e de transportes do ambiente urbano. Esta metodologia mostrou-se robusta, porém, de simples aplicação, com a proposição de utilização de variáveis já conhecidas no meio técnico, porém, por vezes não consideradas nas interconexões dos subsistemas, o que pode acarretar a não identificação de todos os riscos e potenciais falhas do sistema.

Os resultados apresentados indicam que considerar os sistemas urbanos de forma integrada permite entender como o clima, as variáveis climáticas e hidrológicas afetam o comportamento da

infraestrutura de transportes. Foi possível observar que para as condições estudadas, tomando como base as características climáticas, geológico-geotécnicas e de infraestruturas de transportes da cidade de Fortaleza, as precipitações geram variações de umidade nas camadas do pavimento de até 78,2%. Verificou-se ainda que não apenas a intensidade das precipitações é importante, mas a sequência das chuvas, devendo-se analisar as tendências e características das séries temporais de precipitação da região.

Por fim, ressalta-se que a tomada de decisão em problemas de engenharia deve ser fundamentada em modelos que se aproximem as condições reais, a fim de dar respostas mais assertivas e desenvolver projetos que tenham desempenho adequado durante toda a vida útil para a qual estes foram concebidos. Neste sentido, a análise acoplada dos modelos aproxima-se mais as condições existentes em ambientes antropizados e pode gerar soluções para os problemas modernos de engenharia do antropoceno, além de auxiliar no adequado dimensionamento das infraestruturas civis urbanas.

5. REFERÊNCIAS

- BASTOS, J. B. S. (2013). *Influência da variação da umidade no comportamento de pavimentos da região metropolitana de Fortaleza*. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza.
- CRUTZEN, P.J.; STOERMER, E.F. (2000). The 'Anthropocene', Global Change Newsletter, v. 41, p. 17-18.
- FERREIRA, W. L. G.; BRANCO, V. T. F. C.; SILVA FILHO, F. C. da. (2014). *Simulação Numérica do Fluxo D'água em Pavimentos Flexíveis Compostos por Diferentes Misturas Asfálticas*. In: ANPET - XXVIII CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES, 2014, Curitiba. Anais [...]. Curitiba: ANPET.
- FREEZE, R. A., & CHERRY, J. A. (1979). *Groundwater*. Englewood Cliffs,: PrenticeHall, Inc.

- GHELING, W. Y. Y. et al. (2015) Estruturas de pavimento no contexto dos solos não saturados. In: CARVALHO, J. C. de et al. *Solos não saturados no contexto geotécnico*. São Paulo: Associação Brasileira de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica (ABMS).
- HAMILTON, C.; BONNEUIL, C.; GEMENNE, F. (2015). *The Anthropocene and the Global Environmental Crisis*. London/New York: Routledge.
- KIM, D. KIM, J. R. (2007). *Resilient behavior of compacted subgrade soils under the repeated triaxial test*. Construction and Building Materials, 21, 1470–1479.
- MATOS NETO, C. E. A.; FRAGA, N. S. (1983). *Equação de Chuvas Intensas para a Cidade de Fortaleza*. In: V Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos, 1983, Blumenau-SC. Anais V Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos.
- MEDINA, J.; MOTTA, L. M. G. (2015). *Mecânica dos Pavimentos*. Editora Interciênciac, 3a Edição, 640 p.
- PORTO, R. L. (1995) Escoamento Superficial Direto. In: TUCCI, C. E. M. ; PORTO, R. Ia L.; BARROS, M. T. *Drenagem Urbana*. Porto Alegre: ABRH/Editora da Universidade/UFRGS.
- QUEIRÓZ, B. F. (2017). *Estudo de Soluções Numéricas da Equação de Richards através do Método de Elementos Finitos e Diferenças Finitas para Simulação de Fluxo Unidimensional em Solo Não-Saturado*. 2017. Dissertação (Mestre em Ciências) - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica.
- SANTIAGO, L.S.; SILVA, S. A. T. ; SOARES, J. B. (2018) . *Determinação do dano em pavimentos asfálticos por meio da combinação do modelo S-VECD com análises elásticas*. TRANSPORTES (RIO DE JANEIRO), v. 26, p. 31-43.
- STEFFEN, W. et al. (2011). *The Anthropocene: conceptual and historical perspectives*. Philosophical Transactions of The Royal Society, 369: 842-867.
- VOGEL, T., VAN GENUCHTEN, M.T. e CISLEROVA, M. (2000). *Effect of the shape of the soil hydraulic functions near saturation on variably-saturated flow predictions*. Advances in Water Resources, p. 133-144.
- ZAMAN, M. e KHOURY, N. N. (2007). *Effect of soil suction and moisture on resilient modulus of subgrade soils in Oklahoma*. University of Oklahoma, Norman. Disponível em: <http://www.okladot.state.ok.us/hqdiv/p-r-div/spr-rip/library/reports/2167-ffy2006.pdf>. Acesso em 25 de abril de 2019

PROJEÇÃO DE VARIAÇÃO NAS VAZÕES DA BACIA DO BAIRRO DAMAS (FORTALEZA/CE) UTILIZANDO MODELOS DE MUDANÇA CLIMÁTICA

*Carla Beatriz Costa de Araújo
Francisco de Assis de Souza Filho
Jorge Barbosa Soares
Taís Maria Nunes Carvalho*

1. INTRODUÇÃO

A ocupação das áreas da cidade de Fortaleza, assim como na maioria dos grandes centros urbanos, ocorreu de forma desordenada e sem que existisse planejamento, com isso, as margens dos rios foram ocupadas, os cursos naturais dos rios e riachos foram sendo alterados e algumas lagoas foram aterradas. Tais mudanças no escoamento natural das águas das chuvas, intensificam a magnitude dos picos de cheias e aumentam a velocidade de escoamento, ocasionando alagamentos, conforme observado na Figura 3.9.

Figura 3.9: Alagamentos na cidade de Fortaleza (a) Bairros Centro/Aldeota (b) Bairro Rodolfo Teófilo (c) Bairro Parangaba (d) Bairro Damas





Fonte: Jornal Diário do Nordeste (2019), Tribuna do Ceará (2019)

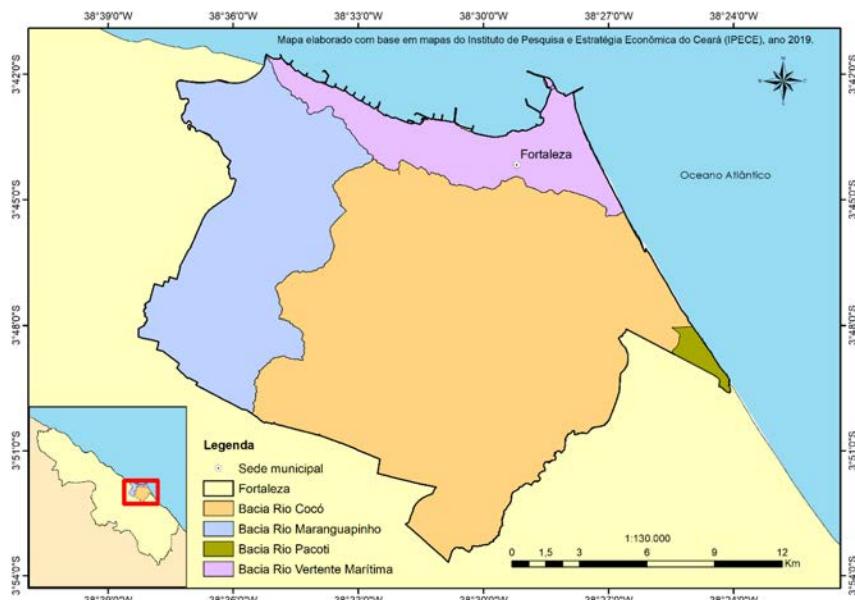
Considerando os impactos negativos causados pelas chuvas intensas em grandes centros urbanos, neste trabalho são estudadas as alterações de vazões que podem ocorrer na bacia hidrográfica do Bairro Damas na cidade de Fortaleza ocasionadas pelas mudanças climáticas.

2. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE APLICAÇÃO – CIDADE DE FORTALEZA

Em áreas com alta taxa de urbanização, como a cidade de Fortaleza, grande parte da superfície terrestre encontra-se impermeabilizada, por isso, infiltrações laterais dificilmente ocorrem nos pavimentos. Nesse caso, conforme apresentado na Figura 3.9, sobre o pavimento atuará uma carga hidráulica durante o evento de uma chuva intensa.

A partir da caracterização da bacia hidrográfica é possível realizar as estimativas de vazão para condições de chuvas intensas. As bacias hidrográficas da cidade de Fortaleza podem ser divididas em: Bacia Vertente Marítima, Bacia do Rio Maranguapinho, Bacia do Rio Cocó e Bacia do Rio Pacoti, conforme observado na Figura 3.10.

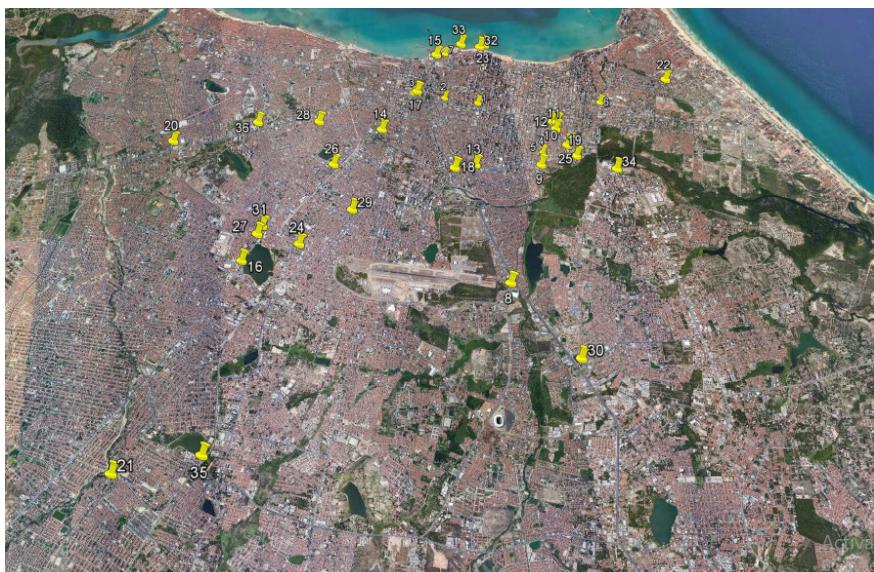
Figura 3.10: Bacias Hidrográficas da Cidade de Fortaleza



Fonte: Elaboração própria (Dados IPECE, 2017)

Sabóia (2016) fez um levantamento na cidade de Fortaleza, a respeito dos principais e recorrentes pontos de alagamentos no período de 2010 a 2016. Na Figura 3.11 é possível observar um total de 36 locais de alagamentos, com pontos em todas as bacias hidrográficas da região e, conforme citado por Sabóia (2016), são trechos que possuem deficiências em seu sistema de drenagem urbana.

Figura 3.11: Principais Pontos de Alagamento na Cidade de Fortaleza



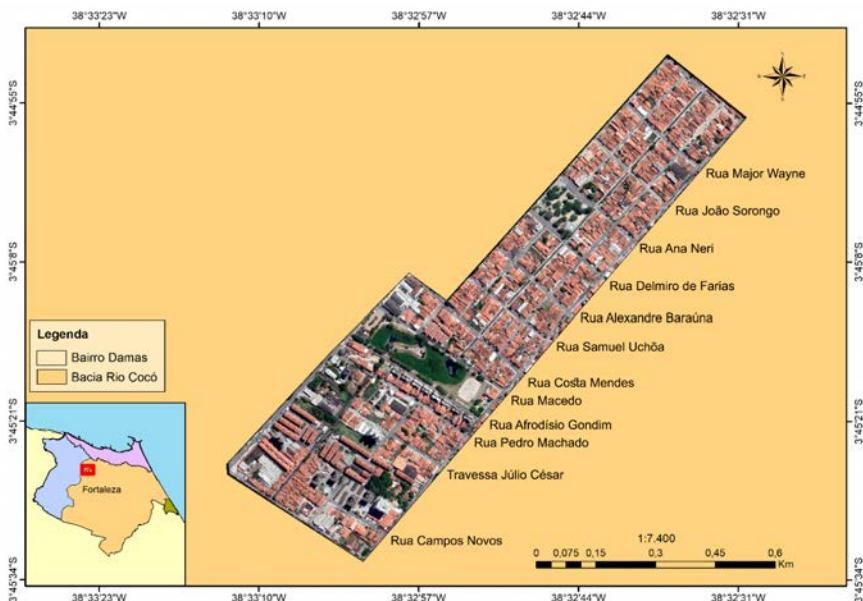
Fonte: Sabóia (2016)

3. METODOLOGIA

Os pavimentos urbanos, encontram-se em áreas com altos níveis de impermeabilização (além da impermeabilização gerada pelo revestimento asfáltico), por isso dificilmente ocorrem condições de infiltração lateral. Nesse caso, o que ocorre é a formação de lâminas de água sobre o pavimento durante eventos de chuvas intensas, conforme observado na Figura 3.9.

Para simulação do modelo hidrológico e hidrodinâmico foi escolhida uma sub-bacia da Bacia do Rio Cocó no Bairro Damas (Fortaleza, CE), conforme indicado na Figura 4.13. O trecho foi escolhido pela disponibilidade de informações (dimensões e juncções) sobre os condutos de drenagem urbana, bem como as áreas de contribuição.

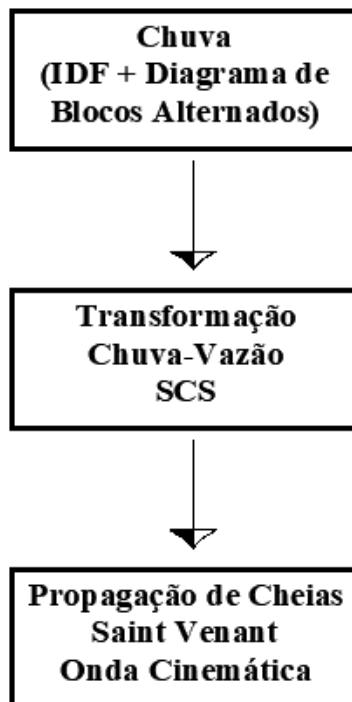
Figura 4.13: Trecho Modelado no Bairro Damas, Fortaleza/CE



Fonte: Elaboração própria

Conforme apresentado anteriormente, os pavimentos urbanos estarão sujeitos aos eventos de enchentes (Figura 3.9). Dessa forma, a fim de analisar eventos de cheias em regiões urbanas, foi utilizada a estrutura do modelo hidrológico e hidrodinâmico apresentada na Figura 4.14.

Figura 4.14: Estrutura do modelo hidrológico e hidrodinâmico



Fonte: Elaboração Própria

Nessa configuração, foram simulados eventos de chuvas intensas com duração de 1 hora, com base na equação da AUMEF (Equação 4.4) e nas equações apresentadas na Tabela 4.2, que foram desenvolvidas por Sabóia *et al.* (2017) e consideram os modelos de mudança do clima. O período de retorno adotado para as simulações foram: 25 anos, 50 anos e 100 anos. Esses valores foram escolhidos por serem, em geral, utilizados para o dimensionamento das infraestruturas de drenagem urbana. Considerando as diferentes equações e períodos de retorno adotados, foram simulados um total de 33 cenários de cheias urbanas no trecho analisado (Tabela 4.3).

Para a distribuição da chuva, no período de tempo analisado ($t = 1$ hora), foram desenvolvidos os hietogramas utilizando o

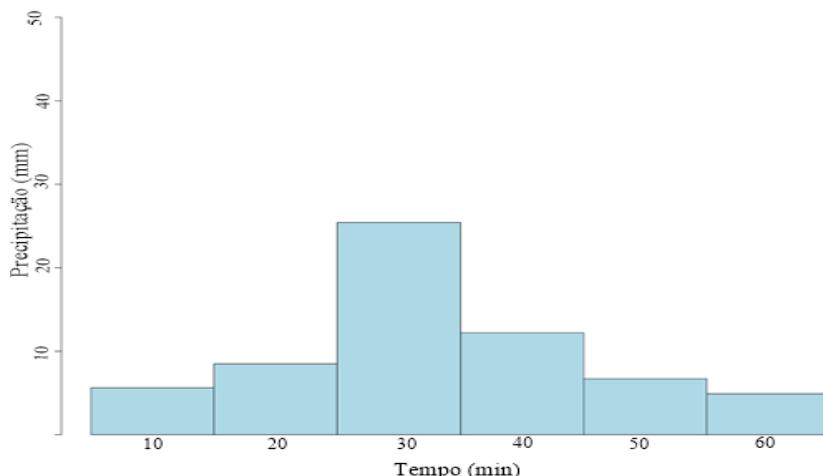
método dos blocos alternados. Na Figura 4.15 pode-se visualizar o hietograma gerado a partir da equação de chuva de Fortaleza da AUMEF para um período de retorno de 25 anos.

Tabela 4.3: Cenários de Cheias Urbanas

Equação de Chuva	Período de Retorno		
	25 anos	50 anos	100 anos
AUMEF	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
BCC-CM1 (RCP 4.5)	Cenário 4	Cenário 5	Cenário 6
CanESM2 (RCP 4.5)	Cenário 7	Cenário 8	Cenário 9
CESM1-CAM4 (RCP 4.5)	Cenário 10	Cenário 11	Cenário 12
inmcm4 (RCP 4.5)	Cenário 13	Cenário 14	Cenário 15
MIROC5 (RCP 4.5)	Cenário 16	Cenário 17	Cenário 18
BCC-CM1 (RCP 8.5)	Cenário 19	Cenário 20	Cenário 21
CanESM2 (RCP 8.5)	Cenário 22	Cenário 23	Cenário 24
CESM1-CAM4 (RCP 8.5)	Cenário 25	Cenário 26	Cenário 27
inmcm4 (RCP 8.5)	Cenário 28	Cenário 29	Cenário 30
MIROC5 (RCP 8.5)	Cenário 31	Cenário 32	Cenário 33

Fonte: Elaboração Própria

Figura 4.15: Hietograma Equação AUMEF: TR 25 anos



Fonte: Elaboração própria

A etapa de transformação da chuva em vazão foi feita no software *Storm Water Management Model* (SWMM) (ROSSMAN, 2015), sendo utilizado o método do SCS (*Soil Conservation Service*) e consideradas as áreas da região com 80% a 90% de cobertura impermeável.

Para simular a propagação de cheias nas bacias urbanas podem ser usados modelos hidrodinâmicos, baseados nas equações de Saint-Venant (conservação da massa e conservação do momento), que representam o escoamento transiente (não permanente) e gradualmente variado em condutos naturais e artificiais. A equação da conservação da massa é escrita na forma (CUNGE *et al.*, 1980; CHANSON, 2004; STURM, 2010):

$$\frac{\partial Q}{\partial x} + \frac{\partial A}{\partial t} - q = 0 \quad (4.9)$$

Onde: Q é a vazão; A é a área da seção transversal ao escoamento; x é a distância no sentido longitudinal; t é o tempo; e q é a vazão por unidade de largura de contribuição lateral.

A equação da conservação de momento é derivada da segunda lei de Newton, aplicada a um volume de controle. Logo (CUNGE *et al.*, 1980; CHANSON, 2004; STURM, 2010):

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial(\beta Q^2/A)}{\partial x} + gA\left(\frac{\partial h}{\partial x}\right) + gA(-S_0 + S_f) = 0 \quad (4.10)$$

Em que: h é a profundidade do conduto, S_0 é a declividade do fundo do canal; S_f representa a perda de energia por atrito com o fundo e as laterais; g é aceleração da gravidade, A é a área da seção transversal, x é a distância no sentido longitudinal, e Q é a vazão.

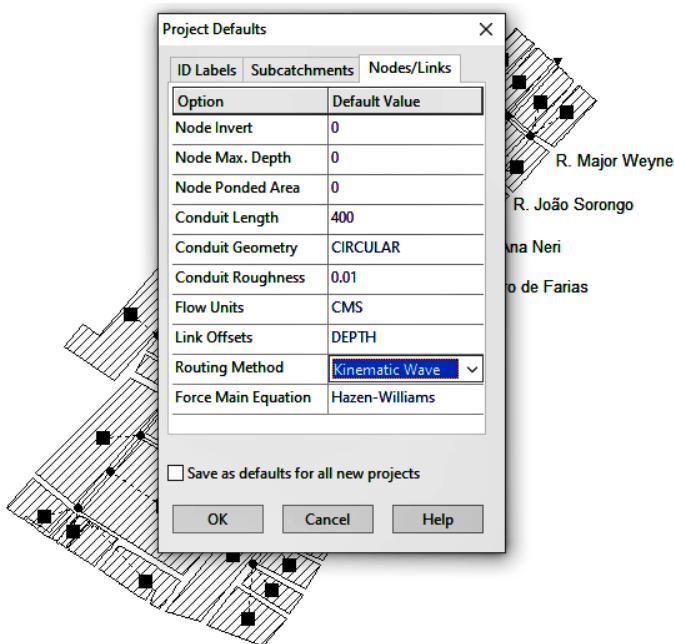
Uma das simplificações da Equação de Saint Venant é a onda cinemática, dada pelas seguintes equações:

$$\frac{\partial Q}{\partial x} + \frac{\partial A}{\partial t} = 0 \quad (4.11)$$

$$S_0 = S_f \text{ (Força de atrito igual a força peso)} \quad (4.12)$$

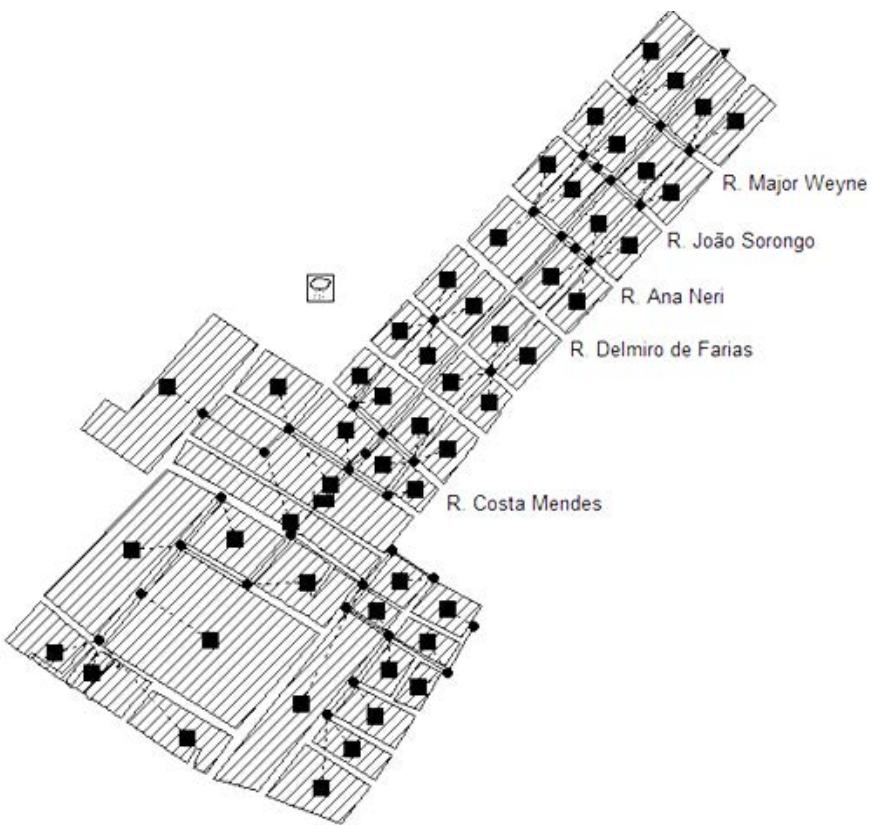
No software SWMM, conforme observado na Figura 4.16 é possível utilizar o método da onda cinemática para simulação da propagação de cheias. Na Figura 4.17 pode ser observado o arranjo geral da bacia estudada. Dessa forma, os hietogramas gerados, conforme descritos anteriormente, foram empregados como dados de entrada no software SWMM (ROSSMAN, 2015) e simuladas as vazões na bacia estudada.

Figura 4.16: Onda Cinemática: Software SWMM



Fonte: Elaboração própria

Figura 4.17: Bacia no Bairro Damas (Fortaleza, CE) – SWMM



Fonte: Elaboração própria

4. RESULTADOS

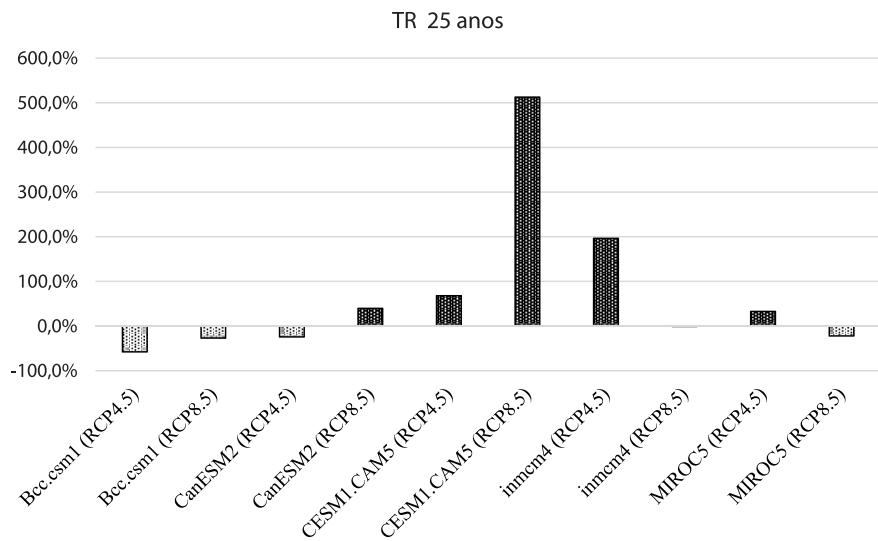
Com base nas IDF's da AUMEF e de Sabóia *et al.* (2017), inicialmente, foram realizadas estimativas de vazões resultantes de chuvas com período de retorno 25, 50 e 100 anos. Em seguida, foram calculadas as variações percentuais dos picos de vazões na saída do sistema (exutório do trecho estudado), com relação aos valores, inicialmente, projetados com base na equação da AUMEF (Figuras 5.28, 5.29 e 5.30).

Considerando o cenário de mudança climática RCP 4,5, constatou-se que 3 (CESM1.CAM5, inmcm4 e MIROC5) dos 5 modelos utilizados resultaram em aumento da vazão no final para todos os períodos de retorno analisados. Em relação às mudanças nos picos de vazões no cenário RCP 4,5, percebe-se que as maiores variações percentuais foram oriundas do modelo inmcm4 (TR 25 anos = 196,5%; TR 50 anos = 259,6%; TR 100 anos = 329,6%). O modelo Bcc.csm1 aponta para uma redução média de 60% nos picos de vazões.

Para o cenário RCP 8,5, ocorreram aumentos ainda mais significativos nas vazões. O modelo CESM1.CAM5 indica incrementos de vazões de 400% a 600%. Porém, os modelos Bcc.csm1 e MIROC 5 apontam para uma tendência na redução de vazões, e o modelo inmcm4 projeta que não haverá alteração nos picos de vazões.

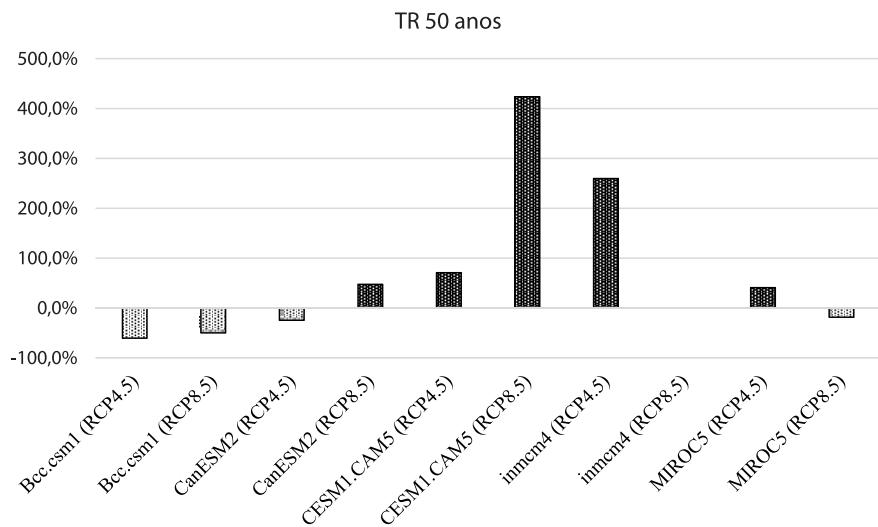
Observa-se que para as chuvas intensas, os modelos de mudança climática não apresentam uma mesma tendência. Há ainda muita divergência entre os resultados projetados para o século XXI. Assim, para as infraestruturas de águas urbanas, pode-se prever estruturas compensatórias para casos de excedente de vazões, conforme apresentado por Souza Filho e Araújo (2016), uma vez que, são cenários incertos e, de acordo com Sabóia (2016), os custos de implantação de infraestruturas para os cenários com aumentos significativos de vazões são elevados.

Figura 5.29: Variação Percentual das Vazões na Bacia do Bairro Damas para os Cenários de Mudança do Clima Século XXI: TR 25 anos



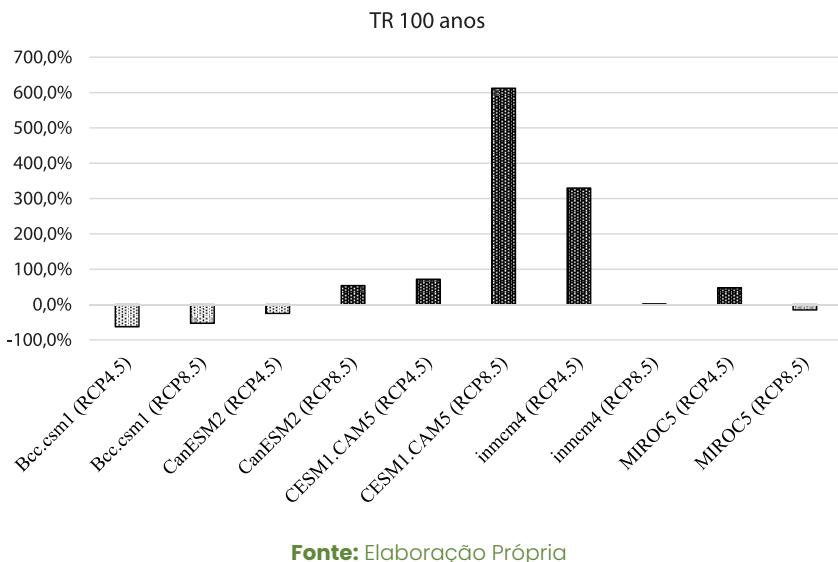
Fonte: Elaboração Própria

Figura 5.30: Variação Percentual das Vazões na Bacia do Bairro Damas para os Cenários de Mudança do Clima Século XXI: TR 50 anos



Fonte: Elaboração Própria

Figura 5.31: Variação Percentual das Vazões na Bacia do Bairro Damas para os Cenários de Mudança do Clima Século XXI: TR 100 anos



Fonte: Elaboração Própria

5. CONCLUSÕES

Para chuvas intensas, as projeções dos modelos do CMIP 5 analisadas (RCP 4,5 e RCP 8,5) apresentaram grande variabilidade entre si, demonstrando grau de incerteza nos cenários de alterações de vazões para o projeto de infraestruturas de águas urbanas na região analisada (Bairro Damas, Fortaleza/CE). Contudo, as projeções para o século XXI, indicam valores que podem chegar a acréscimos de 600% nas vazões, apontando para eventos de alagamentos mais intensos. A construção de estruturas tradicionais de drenagem urbana (galerias, canais, entre outros) para contenção dos excessos de vazões tem custo elevado, conforme apresentado por Sabóia (2016). Como alternativa, podem ser utilizadas medidas compensatórias, como as propostas por Souza Filho e Araújo (2016).

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CHANSON, H. **The Hydraulics of Open Channel Flow: An Introduction** Butterworth-Heinemann, 2nd ed., Oxford, UK, 630 p, 2004.
- CUNGE, J. A. On the subject of a flood propagation computation method (Muskingum method), *J. Hydrol. Res.*, v. 7, n. 2, p. 205–230, 1969.
- INSTITUTO DE PESQUISA E ESTRATÉGIA ECONÔMICA DO CEARÁ – IPECE. **Perfil das Regiões de Planejamento Grande Fortaleza – 2017.** Disponível em: http://www2.ipece.ce.gov.br/estatistica/perfil Regional/2017/PR_Grande_Fortaleza_2017.pdf, Acesso em: 10 set. 2019
- JORNAL DIÁRIO DO NORDESTE. **Alagamento da avenida Heráclito Graça: problema histórico é explicado por especialista.** 2019, Disponível em: <https://diariodonordeste.verdesmares.com.br/editorias/metro/online/alagamento-da-avenida-heraclito-graca-problema-historico-e-explicado-por-especialista-1.2072058>. Acesso em: 10 out. 2019
- JORNAL TRIBUNA DO CEARÁ. **Chove em Mais de 70 Municípios do Ceará nas Últimas 24 Horas.** 2019, Disponível em: <https://tribunadoceara.uol.com.br/noticias/cotidiano-2/chove-em-mais-de-70-municipios-do-ceara-nas-ultimas-24-horas/>. Acesso em: 10 out. 2019
- JORNAL TRIBUNA DO CEARÁ. **Porque a Av. Heráclito Graça Sempre Vira um Rio em Dia de Chuva Forte.** 2019, Disponível em: <https://tribunadoceara.uol.com.br/noticias/cotidiano-2/por-que-a-av-heraclito-graca-sempre-vira-um-rio-em-todo-dia-de-chuva-forte/>. Acesso em: 10 out. 2019
- ROSSMAN, L. A. **Storm Water Management Model User's Manual Version 5.1.** EPA/600/R-14/413b, National Risk Management Research Laboratory. United States Environmental Protection Agency, Cincinnati, Ohio, 2015.
- SABÓIA, M. A. M. **Estratégia Robusta para a Gestão de Drenagem Urbana em Cenário de Mudança do Clima.** 2016. Tese (Doutorado em Engenharia Civil - Recursos Hídricos) - Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2016.
- SABÓIA, M. A. M.; SOUZA FILHO, F. A.; ARAÚJO JÚNIOR, L. M.; SILVEIRA, C. da S. Climate changes impact estimation on urban drainage system located in low latitudes districts: a study case in Fortaleza-CE. **RBRH**, vol. 22(0), 2017.
- SOUZA FILHO, F. A.; ARAÚJO, C. B. C; **Projeto: Análise da Drenagem Urbana de Fortaleza. Relatório Final.** Fortaleza, 56p, 2016.
- STURM, T. W. **Open Channel Hydraulics.** McGraw-Hill Science/Engineering, Math, 2nd ed., 2010.

IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA SEGURANÇA DE BARRAGENS: ESTUDO DE CASO DO AÇUDE ARARAS

Brenda Lara Duarte S. Carneiro

Francisco de Assis Souza Filho

João Batista S. Raulino

1. INTRODUÇÃO

O aquecimento do sistema climático é inequívoco, e desde a década de 1950, muitas das mudanças observadas não têm precedentes ao longo de décadas a milênios. A temperatura da atmosfera e do oceano subiu, as quantidades de neve e de gelo diminuíram, o nível do mar subiu, e as concentrações de gases de efeito estufa aumentaram (IPCC, 2013).

Como consequência do aumento da temperatura do planeta, eventos de precipitação podem ter suas magnitudes e frequência alterados em muitas regiões, sendo possível aumentar em determinados locais e diminuir em outras partes do mundo.

À medida que a atmosfera aquece, a temperatura do ar mais elevada permitirá maior disponibilidade de vapor d'água na atmosfera, consequentemente os eventos extremos de precipitações podem ocorrer mais frequentemente, com intervalos de tempos pequenos e maior severidade (Trenberth et al. 2003; Kunkel et al. 2013, apud Kuo e Gan, 2015).

Para entender melhor esses processos e garantir um planejamento global considerando as mudanças climáticas, os modelos

climáticos têm sido continuamente melhorados, conforme o IPCC (2013) esses modelos reproduzem os padrões e as tendências observados na temperatura da superfície à escala continental ao longo de várias décadas, incluindo o aquecimento mais rápido desde meados do século 20 e o arrefecimento imediatamente após grandes erupções vulcânicas.

Em regiões de baixa latitude, como o nordeste brasileiro, o volume de chuvas tende a diminuir, devido às mudanças climáticas, porém também existe uma tendência a ocorrência de episódios mais intensos de chuvas (Saboia et al. 2020).

Desta forma, espera-se que às mudanças climáticas tenham um efeito nas características futuras das tempestades e estas alterações devem ser devidamente levadas em consideração ao avaliar os riscos de inundações futuras em projetos hidráulicos.

Em geral, uma maioria considerável das infraestruturas hídricas existentes, como barragens, foi construída sob regulamentos menos rígidos do que os agora existentes (Tofiq e Güven, 2015).

Buscando analisar o impacto destas mudanças nas infraestruturas hídricas, diversos estudos analisaram o impacto das mudanças climáticas na cheia de projeto de barragens, comparando as projeções futuras com dados históricos. Tofiq e Güven, (2015) observaram uma tendência geral para mudanças das magnitudes das cheias, no sentido de aumento ou redução, e propôs um sistema de tomada de decisões com base na análise de frequência da cheia.

Outros estudos mostram os efeitos das mudanças climáticas em eventos extremos de cheias, Kuo e Gan (2015) analisaram os riscos de excedência de uma chuva intensa diante das alterações do clima em um sistema de drenagem urbana, e verificou uma tendência ao aumento da vulnerabilidade às inundações. Um projeto dimensionado anteriormente com tempo de retorno de 50 anos, teria seu

risco aumentado em 9% e chuvas com 1h de duração, um evento de 50 anos, passou a se tornar um evento mais recorrente, de 29 anos.

Maurer et al. (2017) estimou a frequência dos picos de cheias futuras, para o oeste dos Estados Unidos. Com base nas projeções climáticas de 421 locais ao longo da área em estudo, foram estimados os tempos de recorrência das cheias para o cenário atual e para os cenários de projeções futuras. Utilizando o cenário de emissões de gases mais crítico, foi observado um aumento nos picos de escoamento, chegando a até 43% de acréscimo nas vazões previstas para o final do século 21. Em relação ao tempo de recorrência das cheias, eventos extremos de 40 anos, apresentaram 2.5 mais chances de ocorrerem.

Espera-se que às mudanças climáticas alterem as frequências e intensidades das chuvas, alterando, consequentemente, as curvas IDFs, que são de grande importância para projetos, manutenção e operação de infraestruturas hídricas (Simonovic et al. 2016). Desta forma, a utilização de GCMs para a atualização das IDFs é uma estratégia viável para a realização de previsões de extremos climáticos associados a estas infraestruturas.

Lee et al. (2020) realizou a atualização da IDFs para uma pequena bacia na Coreia do Sul, verificando que a quantidade de chuvas extremas aumentará aproximadamente 10% em comparação ao cenário atual. Simonovic et al. (2016) atualizou as IDFs para todo o Canadá utilizando dados de 567 estações meteorológicas, através da ferramenta IDF_CC, que utiliza métodos de *downscaling* por correspondência dos quantis equidistantes (EQMM), desenvolvido por Srivastav et al. (2014), e o método de interpolação de vizinho para a obtenção de IDFs em locais não monitorados. Obtiveram-se valores de intensidades de chuva diminuindo para a região central do Canadá e aumentando para as outras regiões, porém a precipitação aumentava com o aumento do cenário RCP.

Para o nordeste do Brasil, Saboia et al. (2020) realizou a atualização das IDFs com base em seis modelos climáticas globais. As novas IDFs, utilizadas para previsões futuras de precipitações, apesentaram espalhamento de dados, com cheias superiores e inferiores ao período de base e presença de variação entre os cenários representativos de emissões (RCPs) utilizados. Refletindo o enorme grau de incerteza das previsões climáticas e a necessidade de estratégias robustas para garantir a segurança hídrica, que englobem as incertezas dos destes GCMs.

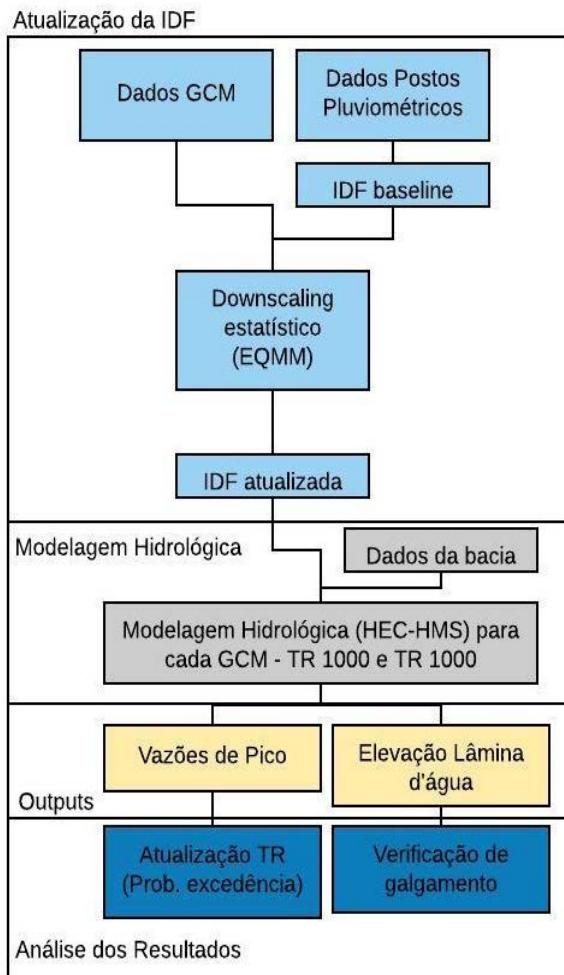
Este estudo teve como principal objetivo analisar a segurança do açude Araras frente a cenários de mudanças do clima. Para isto, foi realizada a atualização das IDFs da bacia para quatro GCMs, em dois cenários de emissões de gases. De posse das IDFs foram simuladas modelagens hidrológicas da bacia para diferentes tempos de retorno da precipitação, analisados os outputs para cada modelo climático, determinados os riscos de ocorrência dos eventos extremos e os cenários de risco para a estrutura.

2. METODOLOGIA

O fluxograma da Figura 1 apresenta as etapas metodológicas desenvolvidas na pesquisa. Primeiramente foram extraídas as precipitações máximas diárias de cada ano da série histórica, para os dados dos postos pluviométricos existentes na região e para os Modelos Gerais de Circulação (GCM). Na sequência, foi realizado o *downscaling* estatístico, através do método de correspondência dos quantis equidistantes (EQMM), (Srivastav et al., 2014). Em seguida, foram geradas as IDFs para o cenário climático atual (*baseline*) e atualizada as curvas IDFs para os dados dos modelos climáticos futuros. O passo seguinte foi a modelagem hidrológica, por meio do modelo computacional HEC-HMS, para determinar o escoamento

sobre as estruturas hidráulicas, com base nas IDFs atuais e atualizadas. Por fim, foi atualizado o tempo de retorno das chuvas utilizadas no dimensionamento das barragens e verificadas as possibilidades de colapso da estrutura, para cada cenário analisado.

Figura 1: Fluxograma da metodologia aplicada no estudo



3. ÁREA DE ESTUDO

O açude Araras está situado na bacia do rio Acaraú, em Varjota, no estado do Ceará, no nordeste do Brasil, Figura 2. O reservatório tem uma capacidade de 891,00 hm³, sendo o quarto maior reservatório do estado, a Tabela 1 mostra uma síntese de suas características técnicas.

A barragem foi construída com a finalidade de perenização e controle de cheias do Rio Acaraú e os estudos realizados para o seu projeto foram concluídos em 1938 e a sua construção em 1958 (COGERH, 2010). O reservatório encontra-se em uma região de baixa latitude, com clima tropical quente semiárido, elevação de 1.124-115m acima do nível do mar e precipitação média anual de 878 mm.

Figura 2: Localização da Bacia do Açude Araras no Estado do Ceará, Brasil.

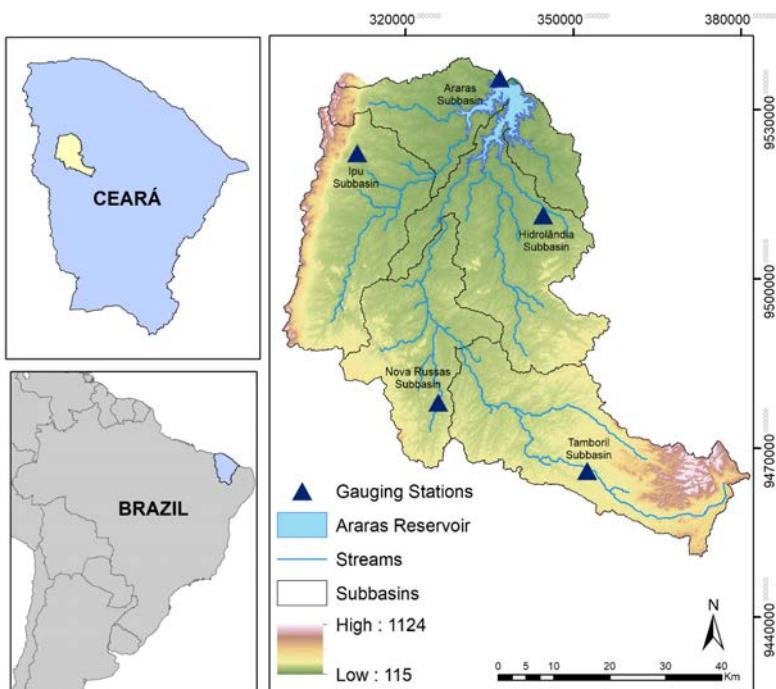


Tabela 1: Características técnicas do Açude Araras

Capacidade (hm ³)	891,0
Bacia Hidrográfica (km ²)	3.517,2
Extensão do coroamento (m)	2.600,0
Cota do coroamento (m)	156,4
Largura do Vertedouro (m)	260,0
Cota da soleira (m)	153,0

Para a realização da modelagem hidrológica a bacia foi dividida em cinco sub-bacias conforme apresentado na Figura 1, as características das sub-bacias estão apresentadas na Tabela 2:

Tabela 2: Características da sub-bacias

Subbasin	Area (km ²)	River Length (km)	Lag time (min)
Araras	546,49	20,28	541,90
Ipu	679,52	42,84	509,47
Hidrolândia	796,54	29,54	636,75
Nova Russas	622,97	31,95	863,46
Tamboril	842,48	82,33	511,20

4. DADOS PLUVIOMÉTRICOS

Foram utilizadas duas fontes de dados de precipitação: cinco postos pluviométricos, localizados na bacia, e projeções de quatro GCMs. Os dados históricos de chuva considerados neste estudo, foram obtidos a partir de cinco postos pluviométricos distribuídos na bacia para o período base (1948-2019). Como a região não apresenta pluviógrafo, foi utilizado o Método das Izozonas (Torrico,

1974), para a desagregação da chuva de um dia em chuvas de 24h e a partir desta em chuvas de durações inferiores. Foram realizados ajustes probabilísticos às séries de precipitações máximos anuais para cada duração de chuva, determinados os respectivos tempos de retorno e estabelecida a IDF para cada um dos postos da bacia.

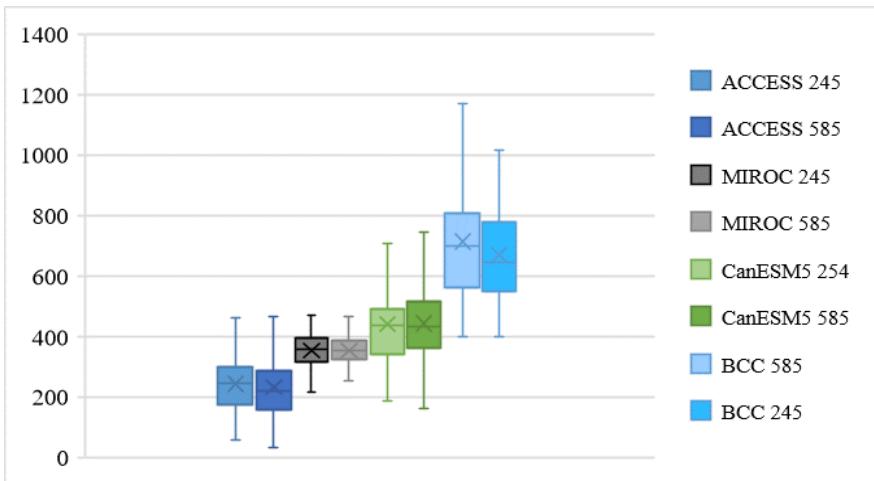
Os dados de precipitação dos modelos GCMs foram produzidos pela *Coupled Model Intercomparison Project Phase 6* (CMIP6, Eyring et al. 2016), que devem formar a base das projeções climáticas do sexto relatório de avaliação do IPCC (AR6). A partir de quatro GCMs para os cenários de emissões SSP2 4.5 e SSP 5 8.5, dos exibidos na Tabela 3, foram extraídas as projeções futuras para os anos de 2020-2100 e as projeções históricas para o período de 1934-2014. Foram utilizados estes cenários de emissões pois eles são as versões semelhantes aos RCPs 4.5 e 8.5 (Hausfather, 2020), porém com caminho de emissões e mistura de emissões de CO₂ e não CO₂ diferentes. Assim, no primeiro cenário considera-se que o nível das emissões de dióxido de carbono será mantido e no segundo cenário é suposto que os níveis destas emissões crescerão drasticamente (Kim et al. 2015 apud Saboia et al., 2020).

Tabela 3: GCMs utilizados no estudo

Modelo CMIP6	Centro de Pesquisa	País	Resolução Espacial	Resolução Nominal
ACCESS-ESM1-5	Centre for Australian Weather and Climate Research	Austrália	1.9°x1.3°	250km
BCC_CSM2_MR	Beijing Climate Center	China	1.1°x1.1°	100 km
CanESM5	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	Canadá	2.8°x2.8°	500km
MIROC-ES2L	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology	Japão	2.8°x2.8°	500km

A distribuição dos dados da variável de precipitação, em kg/m²/s, após a extração dos dados GCM e antes da realização do *downscaling*, pode ser observado na Figura 3.

Figura 3: Distribuição dos dados de precipitação extraídos dos GCMs para os cenários de emissões socioeconômicos SSP2 4.5 E SSP5 8.5.



5. DOWNSCALING

As projeções GCM necessitam passar por processos que traduzam sua resolução em informações climáticas mais precisas, reduzindo sua escala para a escala do projeto no qual serão utilizados os dados. Para a análise de cheias e inundações as escalas dos modelos são reduzidas para escalas espaciais hidrologicamente apropriadas, com as previsões climáticas futuras utilizadas para conduzir modelos hidrológicos a derivar os valores do escoamento para os locais definidos (Maurer et al. 2017). As abordagens de redução de escalas podem ser classificadas como *downscaling* dinâmico ou estatístico, onde o *downscaling* estatístico é realizado através da relação matemática entre os outputs dos GCMs e os

dados históricos observados nos locais de estudo, para o período das observações. (Schardong et al. 2015).

O *downscaling* dos dados e atualização da curva IDF frente às mudanças climáticas foi realizado através do método *Equidistance Quantile Matching* (EQMM). Para a atualização da IDF o método consiste na aplicação de dois *downscalings* um temporal e outro espacial, realizados conforme as etapas: (i) *downscaling* espacial relacionando os valores de máximas precipitações anuais e as precipitações observadas o período de base; (ii) *downscaling* temporal relacionando os outputs de precipitações máximas anuais históricos (período base) e futuros dos GCMs (Srivastav, 2014).

Seguindo este método foi estabelecida uma relação estatística entre as precipitações máximas anuais dos dados históricos dos GCMs e dos dados observados. Em seguida outro ajuste probabilístico foi estabelecido, desta vez, entre as previsões futuras e do período de base dos modelos climáticos. Uma relação estatística entre os passos anteriores foi estabelecida e atualizada a curva IDF para o período futuro. Como os dados dos modelos climáticos são dados diários, a desagregação da chuva foi realizada aplicando um ajuste de probabilidades e obtendo as precipitações máximas para os períodos de retorno de 100, 1.000 e 10.000 anos. Para a desagregação, a distribuição estatística utilizada no estudo foi de Valor Extremo Tipo I, Gumbel, recomendada por Srivastav (2014).

6. INTERPOLAÇÃO ESPACIAL DOS DADOS GCM

Como os modelos GCM apresentam resoluções muito grosseiras, conforme apresentado na Tabela 3, para assimilar as variações das distribuições entre estes modelos e as séries históricas observadas, deve-se realizar a interpolação espacial dos GCMs

para as coordenadas dos postos pluviométricos (Schardond, 2014). Assim, foi realizada a interpolação espacial dos modelos para cada um das coordenadas dos postos de observação de precipitação presentes na bacia, pelo mesmo método empregado pelo IDF_CC (Schardond, 2014), que utiliza a ponderação do inverso da distância ao quadrado.

7. MODELAGEM HIDROLÓGICA

A modelagem hidrológica da bacia para os diferentes cenários foi realizada através de simulações no software HEC-HMS, onde se é possível simular processos de chuva-deflúvio em bacia hidrográficas, permitindo que estas sejam compostas por um grupo de sub-bacias interligadas entre si (Campos, 2009).

Foram simulados 9 cenários no HEC-HMS, sendo um cenário correspondente a série de precipitação observada (*baseline*) e 8 cenários correspondentes aos modelos GCM/SSP. A entrada dos dados de precipitação na simulação foi realizada através de hietogramas, para cada sub-bacia, construídos com base nas IDFs de seus respectivos cenários. O tempo de retorno adotado para a construção dos hietogramas foi de 1000 anos e 10.000 anos, correspondente ao valor geralmente recomendados para o dimensionamento de extravazores de barragens (Vilela e Matos, 1975; Chow et al., 1988; Franco, 2004).

Para a formulação do modelo e determinação das vazões de pico, foi adotado o método Curva Número (CN) do Soil Conservation Service (SCS). O método SCS necessita das características físicas da bacia, da precipitação e do valor de CN, que depende das características do solo e de sua cobertura (USDA, 1986 apud Saboia et al. 2020). Os valores do CN para a bacia do açude Araras foram estimados conforme o recomendado por Luna, 2000.

8. AVALIAÇÃO DO RISCO

A análise dos riscos é uma das formas de se quantificar os efeitos das mudanças climáticas e para determiná-lo deve-se considerar os critérios de probabilidade de ocorrência e a severidade das consequências (Chang et al., 2020).

Visando de identificar os cenários nos quais as condições atuais são superadas e que ocorra um possível risco de colapso da estrutura, uma definição simples de risco foi adotada. O risco uma cheia superior às decorrentes do clima atual, C , pode ser determinada pela probabilidade de excedência e ocorrerá quando a solicitação (vazão modelada para cenários futuros, Q_i) superar a capacidade do sistema (vazão observada para o clima atual, Q_{obs}), conforme a equação abaixo:

$$C = P[Q_i > Q_{obs}]$$

O galgamento é ocasionado principalmente por armazenamento insuficiente ou capacidade inadequada do vertedouro. Após a inundação se os extravazores não forem capazes de liberar a água em tempo suficiente, o nível da água irá superar a cota da crista da barragem e ocasionará seu galgamento e o eventual colapso da estrutura (Lee et al., 2013). Assim, para os modelos que superaram as vazões para o cenário *baseline*, foram classificados os cenários mais críticos, onde a elevação da lâmina vertente superada a elevação do coroamento do barramento.

9. RESULTADOS

9.1. Atualização das curvas IDF

Nesta pesquisa foram atualizadas as curvas IDF frente aos cenários de mudanças climáticas, para os 5 postos utilizados na

bacia. Estes resultados são apresentados na Figura 4 e na Tabela 4, onde é possível observar os cenários de IDFs comparados com o cenário atual (*Baseline*), para cada modelo climático, para 1000 anos de período de retorno.

Figura 4: Curvas IDFs das sub-bacias atualizadas para os quatro modelos globais de circulação e para os cenários de emissão socioeconômica SSP2 4.5 e SSP5 8.5

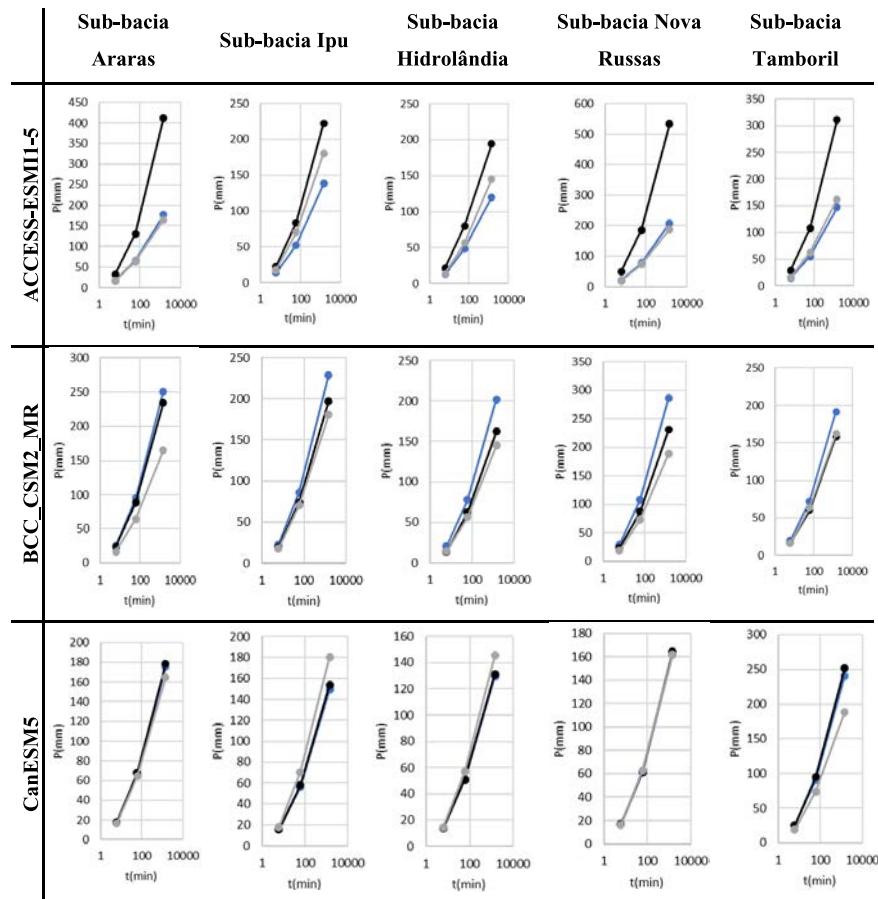


Tabela 4: Variação média dos valores das precipitações para cada cenário analisado

Modelo	Cenário	Sub-bacias					
		Araras	Ipú	Hidrolândia	Nova Russas	Tamboril	Média
ACCESS	SSP2 4.5	6.9%	23.6%	-17.0%	10.0%	-9.8%	-6.7%
	SSP5 8.5	145.8%	22.8%	34.2%	179.4%	89.6%	94.4%
BCC	SSP2 4.5	51.7%	26.4%	39.2%	51.2%	17.9%	37.3%
	SSP5 8.5	41.5%	8.8%	11.7%	21.9%	-2.5%	16.3%
CanESM5	SSP2 4.5	6.2%	-9.6%	-2.2%	13.0%	-5.9%	0.3%
	SSP5 8.5	-4.6%	18.1%	-9.4%	2.4%	-11.2%	-8.2%
MIROC	SSP2 4.5	5.8%	17.6%	-10.7%	27.2%	-0.3%	0.9%
	SSP5 8.5	7.8%	15.1%	-9.6%	33.1%	1.0%	3.5%

O modelo ACCESS-ESM1, com resolução espacial aproximada de $1.9^\circ \times 1.3^\circ$, foi o que apresentou os maiores valores extremos, com tendência a valores superiores aos observados para o cenário de emissão SSP5 8.5, aumento médios de 94% para toda a bacia, e tendência a valores inferiores aos observados para o cenário de emissões SSP2 4.5.

Para o modelo do Beijing Climate Center (BCC-CSM2-MR), que apresenta a melhor resolução espacial (aproximadamente $1.1^\circ \times 1.1^\circ$), os resultados apresentaram tendência de aumento para os dois cenários de emissões, sendo o SSP2 4.5 o que apresentou maior aumento, com média de 37.3% para a bacia.

O modelo CanESM5, um dos que possuem a menor resolução espacial (aproximadamente $2.8^\circ \times 2.8^\circ$), apresentou um grande espalhamento entre os valores observados para cada sub-bacia, apresentando em média valores inferiores ao observado para o cenário SSP5 8.5 e valores próximos ao modelo *baseline* para o cenário SSP2 4.5.

Outro que possui uma das menores resoluções espaciais é o modelo MIROC-ES2L (aproximadamente 2.8°x2.8°), também apresentou um grande espalhamento entre os resultados de precipitações para as sub-bacias, apresentando valores inferiores ao *baseline* para a maioria das sub-bacias nos cenários.

Quando analisados os cenários de emissões, percebe-se que o apenas o modelo BCC apresentou aumento das precipitações tanto para o SSP2 4.5 quanto para o SSP5 8.5, com valores mais extremos para o SSP2 4.5.

9.2. Modelagem Hidrológica do Reservatório em Condições de Mudança Climática

Após as simulações hidrológicas para o período de retorno de 1000 anos, foram obtidos os valores da vazão de pico efluente do reservatório, Q_p , e da elevação da lâmina d'água no vertedouro, H . Com base nesses valores para cada cenário, foi analisado o comportamento das cheias milenares e suas respectivas lâminas d'água, quando comparadas ao cenário atual (*baseline*), conforme apresentado na Tabela 5:

Tabela 5: Vazões de pico, elevação da lâmina d'água e as respectivas variações percentuais de cada cenário para o tempo de retorno igual a 1000 anos.

Modelo	Q_p	H	ΔQ	ΔH
ACCESS/SSP2 4.5	2319,5	155,5	-11,41%	-0,19%
BCC/SSP2 4.5	4131,0	156,7	57,77%	0,58%
CanESM5/SSP2 4.5	2610,9	155,8	-0,28%	0,00%
MIROC /SP2 4.5	2617,5	155,8	-0,03%	0,00%
ACCESS/SSP5 8.5	8316,5	159,0	217,63%	2,05%
BCC/SSP5 8.5	3399,2	156,3	29,82%	0,32%
CanESM5/SSP5 8.5	2291,6	155,5	-12,48%	-0,19%
MIROC/SSP5 8.5	2756,5	155,9	5,28%	0,06%
Baseline	2618,3	155,8		

Percebe-se que para o TR de 1000 anos a cheia milenar foi superada em quatro dos oito cenários, com maior valor extremo para o cenário ACCESS/SSP5 8.5, apresentando um aumento de aproximadamente 218%.

Quando verificado o galgamento da barragem, devido a elevação da água no vertedouro ser superior à elevação do coroamento da barragem (156,4 m), os cenários ACCESS/SSP5 8.5 e BCC/SSP2 4.5 apontam um colapso da estrutura.

Para fins de comparação, a modelagem para o tempo de retorno de 10.000 anos foi realizada e os resultados de vazões e lâmina d'água são apresentados na Tabela 6:

Tabela 6: Vazões de pico, elevação da lâmina d'água e as respectivas variações percentuais de cada cenário para o tempo de retorno igual 10.000 anos.

Modelo	Qp	Hp	ΔQ	ΔHp
ACCESS/SSP2 4.5	3031,5	156,0	-11,42%	-0,19%
BCC/SSP2 4.5	6289,4	157,9	83,78%	1,02%
CanESM5/SSP2 4.5	3400,6	156,3	-0,63%	0,00%
MIROC /SP2 4.5	3394,0	156,3	-0,82%	0,00%
ACCESS/SSP5 8.5	14175,7	161,5	314,23%	3,33%
BCC/SSP5 8.5	4329,1	156,9	26,50%	0,38%
CanESM5/SSP5 8.5	2685,7	155,8	-21,52%	-0,32%
MIROC/SSP5 8.5	3778,7	156,5	10,42%	0,13%
Baseline	3422,2	156,3		

Quando aumentado o TR os cenários de galgamento tornam-se mais críticos, com elevações de lâmina d'água superiores às milenares. Para o TR igual a 10.000 anos, a cheia do cenário *baseline* foi superada em metade dos cenários. O mesmo resultado repete-se para o galgamento, com quatro cenários de colapso da barragem.

O modelo climático CanESM5 apresentou resultados a favor da segurança, com decréscimo das vazões de pico para os dois tempos de retorno modelados.

10. FREQUÊNCIA DOS EVENTOS EXTREMOS

Após a modelagem hidrológica foram determinados os novos tempos de retorno para chuvas de cada modelo climático, os resultados são apresentados na Tabela 7, para a simulação TR1.000 anos.

Tabela 7: Tempos de retorno das chuvas atualizados para cada cenário

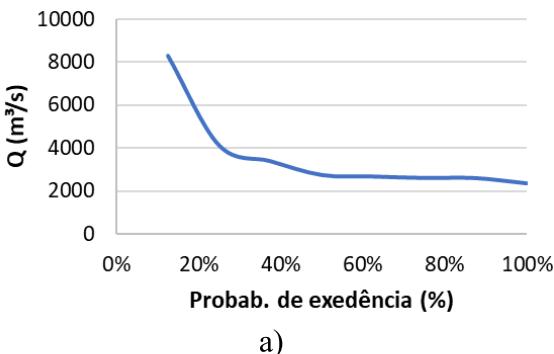
Modelo	TR (anos)
ACCESS SSP2 4.5	2628
BCC SSP2 4.5	121
CanESM5 SSP2 4.5	1820
MIROC SSP2 4.5	1002
ACCESS SSP5 8.5	91
BCC SSP5 8.5	210
CanESM5 SSP5 8.5	6745
MIROC SSP5 8.5	645

Para o cenário mais crítico, ACCESS SSP5 8.5, o tempo de retorno de 1000 anos foi encurtado para 91 anos, um aumento de aproximadamente 10,99 vezes na probabilidade de ocorrência. No cenário BCC SSP2 4.5, o tempo de retorno de 1000 anos foi passou para 121 ano, aumentando 8,26 vezes a probabilidade de ocorrência.

Quando analisados em conjunto, foram determinadas as probabilidades de excedência da cheia atual frente os cenários

de mudanças climáticas, Figura 5 se observa que a cheia milenar apresenta 75% de chances de ser superada por um modelo climático.

Figura 5: Probabilidades de excedência da cheia atual em um cenário de mudanças climáticas, para o tempo de retorno de 1.000 anos.



a)

11. CONCLUSÕES

Utilizando as projeções até o fim do século 21, para quatro modelos climáticos e seus dois cenários de emissões, foram atualizadas a IDFs da bacia do Aracaú e realizada a modelagem hidrológica, a fim de observar às mudanças dos parâmetros que garantem segurança da barragem.

Após a análise dos comportamentos das curvas IDFs frente às mudanças climáticas, foi verificado um grande espalhamento com diferentes tendências e variações para os quatro modelos climáticos e os dois cenários de emissões analisados, representando a grande incerteza e imprecisão dos modelos de previsões climáticas globais.

Apesar dos espalhamentos dos resultados, as vazões milenares do cenário *baseline* foram superadas em 50% dos cenários, a barragem foi galgada para dois cenários, com tempos de retornos tornando-se mais frequentes, aumentando em até 10,99 vezes a probabilidade

de ocorrência de um colapso da estrutura, sendo este um grande indicativo do risco das mudanças climáticas à segurança de barragens.

Quando a simulação foi repetida para um tempo de retorno mais raro (TR 10.000 anos), as magnitudes dos picos aumentaram significantemente, comprovando o maior dano causado por eventos mais raros.

Verificou-se que a probabilidade de excedência da cheia *baseline* frente aos cenários de mudanças climáticas analisados é de 75%, destacando que apesar das incertezas apresentadas pelos GCMs, a probabilidade de um evento extremo ser superado em cenários de mudanças climáticas é alta. Sendo de extrema importância propostas de planejamento, projetos, manutenção e operação de infraestruturas de acordo com as mudanças climáticas. De forma a elaborar alternativas para que projetos de novos reservatórios estejam de acordo com estes critérios, além da necessidade de uma estratégia adequação de reservatórios existentes aos cenários futuros de forma a englobar os riscos destes modelos.

12. DISPONIBILIDADE DE DADOS

Os GCM foram extraídos do site do *Earth System Grid Federation* (ESDF), para o *Coupled Model Intercomparison Project* (CMIP6), <https://esgf-node.llnl.gov/projects/cmip6/>.

As séries históricas dos postos pluviométricos foram obtidas a partir do site do Hidroweb (<http://www.snirh.gov.br/hidroweb/>), da Agência Nacional de Águas (ANA).

13. REFERÊNCIAS

Campos, J. N. B. "Lições em modelos e simulação hidrológica". ASTEF/EXPRES-SÃO GRÁFICA 166.il . Fortaleza 2009.

Chang, C. M. Ortega, O. Weidner, J. "Integrating the Risk of Climate Change into Transportation Asset Management to Support Bridge Network-Level Decision-Making". *J. Infrastruct. Syst.*, 2020, 27(1): 04020044 DOI: 10.1061/(ASCE)IS.1943-555X.0000590

COGERH. Companhia de Gestão dos Recursos Hídricos do Ceará. "Plano de Gerenciamento das Águas da Bacia do Acaraú: Fase 2: Planejamento". Fortaleza. 2010.

Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., and Taylor, K. E. "Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization." *Geosci. Model Dev.*, 9, 1937–1958, <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>, 2016.

Franco, E. J. "Dimensionamento de bacias de detenção das águas pluviais com base no método racional". 2004. Dissertação. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental. Setor de Tecnologia. Universidade Federal do Paraná.

Hausfather, Zeke & Peters, Glen. (2020). "RCP8.5 is a problematic scenario for near-term emissions". *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 117. 27791-27792. 10.1073/pnas.2017124117.

IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change). 2013. "Climate Change 2013: The Physical Science Basis". Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Rep. of the Intergovernmental Panel on Climate Change, T. F. Stocker, et al., eds., Cambridge University Press, Cambridge, U.K.

Kuo, C. C. Gan, T. Y. "Risk of Exceeding Extreme Design Storm Events under Possible Impact of Climate Change". *J. Hydrol. Eng.*, 2015, 20(12): 04015038. DOI: 10.1061/(ASCE)HE.1943-584.0001228.

Lee, B. S. You, G. J. Y. "An assessment of long-term overtopping risk and optimal termination time of dam under climate change". *Journal of Environmental Management* 121. 2013. 57e71 0301-4797/\$ e see front matter. Elsevier Ltd. All rights reserved. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.02.025>

Lee, T. Son, C. Kim, N. Lee, S. Yoon, S. "Climate Change Adaptation to Extreme Rainfall Events on a Local Scale in Namyangju, South Korea". *J. Hydrol. Eng.*, 2020, 25(5): 05020005. DOI: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001906.

Luna, R. M. "Utilização de técnicas de sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas em estudo de eventos de cheia.". 117fl. Dissertação (Mestrado) Recursos Hídricos - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza - CE, 2000.

- Maurer, E. P., G. Kayser, L. Doyle, and A. W. Wood. 2017. "Adjusting flood peak frequency changes to account for climate change impacts in the western United States." *J. Water Resour. Plann. Manage.* 144 (3): 05017025. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000903](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000903).
- Saboia, M. A. M. Souza Filho, F. A. Helfer, F. Rolim, L. Z. R. "Robust Strategy for Assessing the Costs of Urban Drainage System Designs under Climate Change Scenarios". *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 2020, 146(11): 05020022 [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001281](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001281)
- Schardong, A., R. K. Srivastav, and S. P. Simonovic. 2015. "Computerized tool for the development of intensity-duration-frequency curves under a changing climate—User's manual". London: Dept. of Civil and Environmental Engineering, Western Univ Simonovic, S. P., A.
- Schardong, and D. Sandink. 2016. "Mapping extreme rainfall statistics for Canada under climate change using updated intensity-duration-frequency curves." *J. Water Resour. Plann. Manage.* 143 (3): 04016078. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000725](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000725).
- Srivastav, R. K., A. Schardong, P. Slobodan, and S. P. Simonovic. 2014. "Equidistance quantile matching method for updating IDF curves under climate change." *Water Resour. Manage.* 28 (9): 2539–2562. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0626-y>.
- Tofiq, F. A. Güven, A. "Potential changes in inflow design flood under future climate projections for Darbandikhan Dam". *Journal of Hydrology* 528 (2015) 45–51 <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.06.023> 0022-1694/ 2015. Elsevier B.V.
- TORRICO, J.J.T. 1974. "Práticas hidrológicas". Rio de Janeiro. Transcon,120p.

PROJEÇÕES DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DE DEMANDAS DE CONSUMO DE ÁGUA NA GERAÇÃO HIDRELÉTRICA: ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO, BRASIL

*Marx Vinicius Maciel da Silva
Rodrigo Porfirio Viturino
Carlos Eduardo Sousa Lima
Greicy Kelly da Silva
Mauro Ricardo Roxo Nobrega
Cleiton da Silva Silveira.*

1. INTRODUÇÃO

Eventos extremos, como secas severas, aumentaram globalmente nos últimos anos (IPCC, 2021). Esses eventos influenciam significativamente diversos setores, como produção de energia, agricultura, economia e sociedade. A geração de energia hidrelétrica é o recurso de energia renovável mais amplamente utilizado no mundo e sua produção está conectada com as demandas de consumo para a produção de alimentos e abastecimento de água de cidades (SCHAELI, 2015). Com o aumento dessas demandas e as mudanças climáticas, pode vir a aumentar a pressão na geração de energia hidrelétrica, e causar mudanças importantes na gestão da água, principalmente durante a ocorrência de secas prolongadas.

A Região Nordeste do Brasil (NEB) sofre com secas recorrentes e prolongadas, afetando diretamente a segurança hídrica, alimentar e energética da região. Desde o século 18, houveram oito eventos

de seca que persistiram por mais de três anos (MARENGO et al., 2020). No entanto, a recente seca plurianual de 2012 a 2018 foi a mais prolongada (MARENGO et al., 2020; PONTES FILHO et al., 2020) during periods of extreme drought, food security in the drylands of the semiarid region of Northeast Brazil (NEB. Devido a essa convivência histórica com as secas, tanto o Governo Nacional quanto o Estadual têm tomado medidas para mitigar o impacto desses eventos com a construção de reservatórios plurianuais e, posteriormente, cisternas, canais e programas sociais de atendimento às populações mais vulneráveis (CAMPOS, 2015).

O sistema hidrelétrico do rio São Francisco produz a maior parte da energia elétrica consumida pelo NEB. A BHSF pode gerar 16.551 GWh por ano, o que equivale a 12% da produção total de eletricidade do país (ONS, 2019). No entanto, também existem usos conflitantes, especialmente com demandas crescentes para a agricultura e o abastecimento de água das cidades.

Além das demandas atuais, está sendo concluído um projeto de transferência de água do rio São Francisco para o semiárido nordestino para reduzir a vulnerabilidade às secas e promover o desenvolvimento regional. Essa oferta extra proporcionará água para diversos fins, como humano, animal, irrigação, piscicultura e camarão, em uma área de cerca de 12 milhões de habitantes (BRASIL, 2004). No entanto, esta nova oferta também aumentará os conflitos existentes de água, especialmente durante eventos extremos como na seca de 2012-2018, quando o abastecimento de água para áreas urbanas foi priorizado, de acordo com a lei federal nº. 9.433/1997 de recursos hídricos, bem como a produção de alimentos em detrimento a geração de eletricidade (JONG et al., 2018).

Durante esse período de estiagem, o NEB experimentou uma redução drástica na geração de energia hidrelétrica. Em novembro

de 2015 e 2017, o volume de água nos reservatórios do rio São Francisco caiu para apenas 5% da capacidade total em termos de energia armazenada, tendo sido o mais baixo desde que todas as barragens foram concluídas em 1994 (ONS, 2019). Essa queda na geração de hidroeletricidade foi substituída principalmente por energia fóssil no ano de 2014, em que as termelétricas tiveram participação de 47% no total de eletricidade gerada na região; e nos últimos anos com a maior participação da energia eólica, que passou de 2,2% no ano de 2011 para 45,3% no ano de 2017 (ONS, 2019). No que diz respeito a energia fóssil, este tipo de geração de eletricidade emite dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera, atuando como um *feedback* positivo para as mudanças climáticas, uma vez que intensificam o efeito estufa.

Nesse contexto, o conceito de conexão clima, água, energia e alimentação tem se tornado cada vez mais importante na avaliação dos possíveis impactos de longo prazo nos diversos setores da sociedade e, com isso, auxiliado no planejamento dos recursos hídricos e energéticos, bem como nas estratégias de mitigação para os possíveis impactos nesses setores.

Além disso, a produção de energia hidrelétrica, muitas vezes considerada uma fonte de energia limpa e renovável e ambientalmente melhor em comparação com os combustíveis fósseis, também pode trazer danos ambientais aos ecossistemas. Pois neste tipo de geração, as vazões dos rios são alteradas por meio de barragens, o que pode alterar ou diminuir os ecossistemas e a biodiversidade de uma região (KURIKI et al., 2020).

a hydrologic, and an ecohydraulic model were integrated to estimate the influence of nine hydrologically-based environmental flow methods on hydropower production, flow regime alteration and fish habitat conditions. The target fish species was a native cyprinid fish, the Iberian barbel (*Luciobarbus bocagei*).

Portanto, o aumento da demanda por energia elétrica também gera uma tensão entre as metas relacionadas à redução das emissões de CO₂ e aquelas relacionadas à conservação dos ecossistemas, por meio do *trade-off* entre as unidades de conservação e a expansão das hidrelétricas. Vários estudos têm mostrado que é necessário comprometer a produção de energia a partir de usinas hidrelétricas para melhorar a proteção ambiental em várias regiões do mundo (KARABULUT et al., 2018; KURIQI et al., 2020; SUWAL et al., 2020; YUAN; LO, 2020) a hydrologic, and an ecohydraulic model were integrated to estimate the influence of nine hydrologically-based environmental flow methods on hydropower production, flow regime alteration and fish habitat conditions. The target fish species was a native cyprinid fish, the Iberian barbel (*Luciobarbus bocagei*). Assim, além do nexo clima, água e energia, o nexo água, energia e ecossistema também se faz necessário conhecer.

Para avaliar os impactos associados às mudanças climáticas, que o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) foi estabelecido pelo Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) e pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) em 1988 (IPCC, 2021). Desde a sua criação, o IPCC vem divulgando Relatórios de Avaliação (AR) sobre mudanças climáticas, divulgando diversos cenários de projeção utilizando diferentes Modelos Climáticos Globais (GCM - Modelo de Circulação Geral) baseados na emissão de Gases de Efeito Estufa (IPCC, 2021). Esses modelos seguem uma padronização entre os diversos Institutos que cooperam com o projeto, denominados de *Intercomparison Model Projects* (CMIP), vinculado ao *World Climate Research Programme* (WCRP) e que está em sua sexta fase (CMIP6).

Diversos estudos utilizando os modelos do IPCC em sua quinta fase (CMIP5) mostraram que a precipitação média anual no NEB poderia diminuir em aproximadamente 25% a 50% dependendo

do cenário de emissões para o século 21 em comparação com o século 20 (GUIMARÃES et al., 2016; JONG et al., 2018; SILVEIRA et al., 2013, 2016). Anomalias de precipitação entre -20% e 20% foram mostradas por Silveira et al. (2016) para a bacia do rio São Francisco a cada 30 anos (2011 a 2040, 2041 a 2070 e 2071 a 2100). De acordo com Jong et al. (2018), após analisar uma série temporal de chuvas de 57 anos, foi constatado que as chuvas já apresentam um declínio de mais de 25% em relação à média histórica de 1961 a 1990, ficando abaixo da média desde o ano de 1992. Assim, os autores dizem que se esta tendência de declínio continuar, a redução das chuvas nesta bacia pode ser ainda mais severa do que as projeções dos modelos mais pessimistas.

Além da possível diminuição da precipitação média anual no NEB, esses trabalhos também mostraram aumento na temperatura de aproximadamente 4° a 5°C (GUIMARÃES et al., 2016; JONG et al., 2018; SILVEIRA et al., 2013, 2016). Temperaturas mais altas e chuvas significativamente reduzidas podem resultar em reduções nas vazões variando de 60% a 90% para o século 21 em comparação com o século 20 para várias bacias hidrográficas do NEB (FERNANDES et al., 2017; SILVA et al., 2020).

A sexta fase do projeto CMIP (CMIP6) começou recentemente a divulgar os primeiros resultados dos modelos. Essa fase traz avanços na modelagem de CGMs e alterações considerações de cenários futuros (IPCC, 2021). A combinação de desenvolvimento socioeconômico e tecnológico com cenários de forçante radiativo futuro baseados em dados atualizados sobre tendências de emissões foi a inovação das projeções climáticas do CMIP6 em comparação com CMIP5 (EYRING et al., 2016; O'NEILL et al., 2016)current, and future climate, the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP).

Embora vários impactos das mudanças climáticas na Bacia do Rio São Francisco tenham sido relatados, os impactos na geração de

hidroeletricidade devido ao clima futuro associado ao crescimento do consumo raramente são abordados, especialmente usando os modelos CMIP6 mais recentes. O aumento da demanda de água nas próximas décadas, causado pelo crescimento populacional e de riqueza, aumento da demanda agrícola devido às altas temperaturas e a adição de novas demandas por um projeto de transferência de água podem exercer pressão significativa sobre a geração de energia hidrelétrica no NEB.

Para confirmar essa suposição, foi proposto um conjunto de cenários para considerar as mudanças climáticas e o crescimento da demanda de consumo. Foi avaliado como cada demanda pode aumentar e seu impacto na produção de hidroeletricidade usando vazões naturais afluentes futuras.

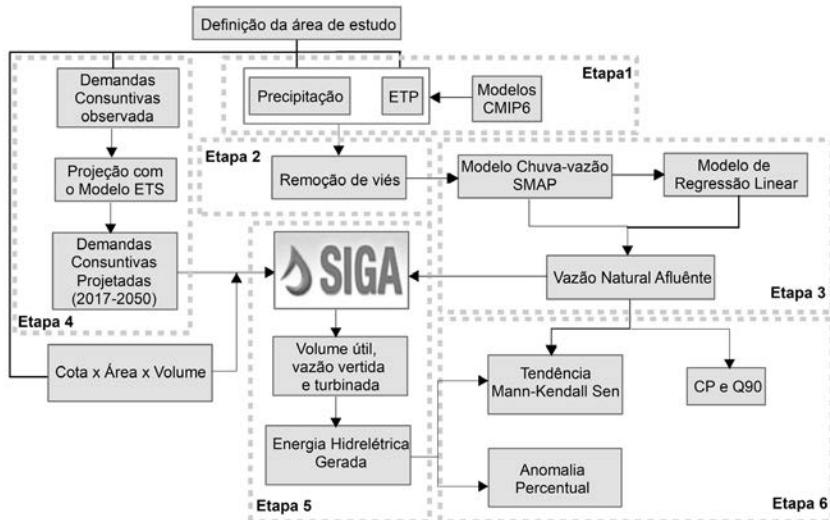
Assim, este trabalho teve como objetivo esclarecer o papel das mudanças climáticas e das demandas crescentes na produção de hidroeletricidade, estimando os impactos que o clima futuro projetado pelos recentes modelos CMIP6 combinado com o crescimento das demandas consuntivas projetadas pode causar nas vazões naturais afluentes e na geração de energia hidrelétrica na BHSF. Os resultados devem ajudar os tomadores de decisão a se prepararem melhor para cenários futuros e a reduzir os impactos das mudanças climáticas na relação clima-água-energia-alimentos.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Para avaliar os possíveis impactos nas estações de aproveitamento hidroelétrico da Bacia Hidrográfica do rio São Francisco Estendida (BHSFE), foram analisadas as respostas das vazões naturais afluentes baseadas nos cenários dos climas futuros SSP2-4.5 e SSP5-8.5, e modelos do CMIP6 e dos possíveis cenários futuros das demandas consuntivas. Para tanto, a metodologia consistiu

na escolha das sub-bacias dos reservatórios da BHSFE, obtenção dos dados de vazões naturais afluentes, na projeção das demandas consuntivas com geração de possíveis cenários, processo que ficou dividido em seis etapas (ver Figura 1).

Figura 1: Fluxograma das etapas metodológicas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Etapa 1 foram extraídas as séries temporais das variáveis de precipitação e temperaturas do ar superior (TAS) máximos, mínimos e médias observadas e dos modelos do CMIP6 sobre as sub-bacias dos reservatórios das UH da BHSFE com o método clássico de Thiessen (THIESSEN, 1911). Ainda na Etapa 1, com as TAS máximas, mínimas e médias, foi estimada a variável de Evapotranspiração Potencial (ETP) com o método de Hargreaves-Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985).

Na Etapa 2 foram realizadas as correções estatísticas para a remoção de viés das séries temporais de precipitação e ETP dos

modelos do CMIP6 com os dados observados. Para tanto, foi utilizado a Cumulative Distribution Function (CDF) gama.

Na Etapa 3 os dados de precipitação e ETP com viés removidos do CMIP6 foram utilizados como entrada pelo modelo hidrológico chuva-vazão SMAP para gerar os dados de vazão naturais afluentes das sub-bacias de Sobradinho, Itaparica e Três Marias. Ainda na Etapa 3 foram estimadas as vazões naturais afluentes para os reservatórios restantes (Xingó, Moxotó, Complexo Paulo Afonso e Queimado). Para tanto, utilizou-se os dados de vazão naturais afluentes gerados com o modelo SMAP e as séries mensais de vazões naturalizadas disponibilizadas pelo ONS, dividindo-os em dois grupos com 4 reservatórios cada. Os 4 reservatórios com o modelo SMAP calibrado foram utilizados como preditora das vazões naturais afluentes dos 4 reservatórios restantes.

Na Etapa 4 foram agregadas na BHSFE a jusante dos principais reservatórios as demandas consuntivas municipais. Para tanto, foram quantificados através de técnicas de geoprocessamento. Além disso, as mesmas foram projetadas utilizando o modelo Exponential Smoothing para o período de 2017 a 2050.

Na Etapa 5 foi realizada a simulação da operação dos reservatórios da bacia com foco no atendimento às demandas de água por meio do software Sistema de Suporte à Decisão (SIGA). Para isso, foram utilizados os dados de vazões naturais afluentes obtidas com o modelo SMAP com dos dados dos modelos do CMIP6 nos cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 e os cenários das demandas consuntivas. Ainda na Etapa 5, com às respostas das simulações realizadas no SIGA, foi possível estimar a geração de Energia Hidrelétrica.

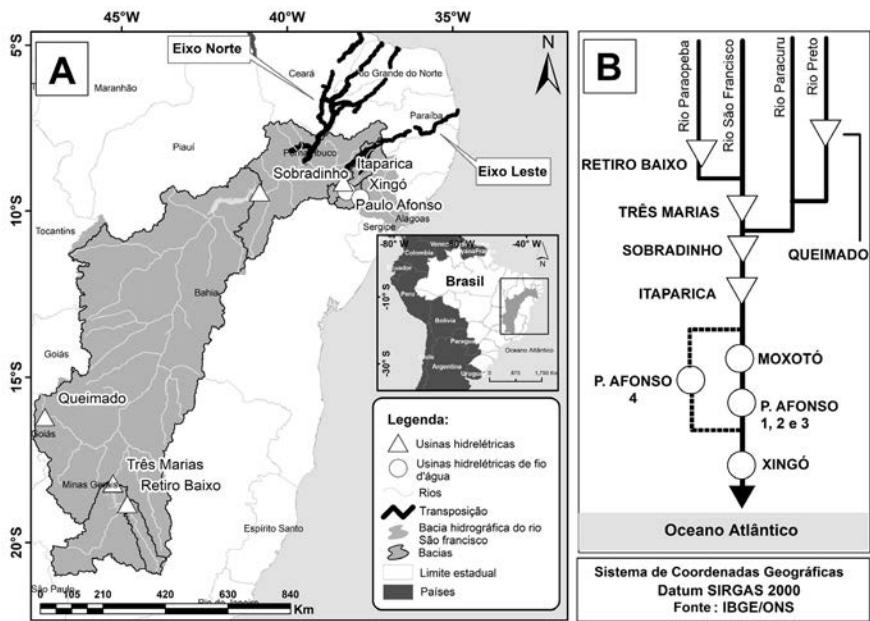
Na Etapa 6 foram realizadas as análises da Q90 e da Energia Hidrelétrica através do teste de Mann-Kendall Sen e anomalia percentual. Os próximos tópicos dissertam sobre a região de estudo, base de dados e metodologia aplicada.

3. REGIÃO DE ESTUDO

A região de estudo deste trabalho foi a Bacia Hidrográfica do rio São Francisco Estendida (BHSFE), conforme Figura 2. A mesma drena uma área de 639,219 km², o que equivale a cerca de 8% do território brasileiro. Nascendo na Serra da Canastra no Estado de Minas Gerais, o rio São Francisco possui 2,700 km de extensão. Escoa pelos Estados da Bahia e Pernambuco, no sentido sul-norte, alcançando o Oceano Atlântico por meio da divisa entre Alagoas e Sergipe. Ao todo, a BHSFE atravessa sete Estados: Bahia, Minas Gerais, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Goiás e Distrito Federal. Além disso, abrange 507 municípios (quase 9% do total de municípios no Brasil), com população residente que chega a 20 milhões de pessoas (ANA, 2017).

Os principais reservatórios da BHSFE são Três Marias, Sobradinho e Itaparica (também conhecido por Luiz Gonzaga), que têm volumes úteis de 15,278 hm³, 28,669 hm³ e 3,549 hm³, respectivamente, e áreas de superfície de 1,040 km², 4,214 km² e 828 km², respectivamente (CHESF, 2017). Dois sistemas independentes, denominados Eixo Norte e Eixo Leste, captam água no rio São Francisco entre as barragens de Sobradinho e Itaparica, no Estado de Pernambuco (ver Figura 2). Compostos de canais, estações de bombeamento de água, pequenos reservatórios e UH para autossuprimento, esses sistemas atenderão às necessidades de abastecimento de municípios dos Estados de Pernambuco, Paraíba, Rio Grande do Norte e Ceará (ANA, 2017).

Figura 2: Localização dos (A) Reservatórios, dos Eixos da Transposição no NEB e o (B) Diagrama esquemático das UH pertencentes à BHSF.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A região do projeto é conhecida por longos períodos de estiagem. A área que mais sofre com os efeitos dessas secas prolongadas encontra-se localizada na parte Semiárida ao norte do rio São Francisco. Essa área abrange parcialmente os Estados de Pernambuco, Ceará, Paraíba e Rio Grande do Norte (regiões que serão contempladas com a transposição). O empreendimento viabilizará o fornecimento de água para vários fins (abastecimento humano, irrigação, dessedentação de animais, criação de peixes e de camarão), numa área que possui cerca de 12 milhões de habitantes (ANA, 2017). Atualmente, antes da finalização dos eixos da transposição, cerca de 77% da demanda total é destinada à irrigação, 11% à demanda urbana e 7% à industrial (ANA, 2017).

3.1. Coupled Model Intercomparison Project Phase 6

As projeções das mudanças climáticas foram analisadas através dos dados provenientes do CMIP6. Os mesmos são resultados das simulações de cinco MCG disponíveis para download até dezembro de 2020, são eles: *Canadian Earth System Model 5nd generation* (CanESM5), *Institut Pierre-Simon Laplace-5 Component Models version A-Medium Resolution* (IPSL-CM5A-MR), *Model for Interdisciplinary Research on Climate version 6* (MIROC6), *Beijing Climate Center-Climate System Model version 2-Medium Resolution* (BCC-CSM2-MR), e *Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0* (MRI-ESM2.0). A Tabela 1 traz as instituições, países e trabalhos que dissertam sobre os modelos supracitados.

Tabela 1: Modelos do CMIP6 com Instituições, países e citações

Models	Instituição ou Organização (Países)	Citações
CanESM5	<i>Canadian Earth System Model 5nd generation</i> (Canadá)	(SWART et al., 2019)
IPSL-CMSA-MR	<i>Institut Pierre-Simon Laplace</i> (França)	(BOUCHER et al., 2020)
MIROC6	<i>Atmosphere and Ocean Research Institute, National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology</i> (Japão)	(HIROTA et al., 2018)
BCC-CSM2-MR	<i>Beijing Climate Center climate system model version 2</i> (China)	(WU et al., 2019)
MRI-ESM2-0	<i>Meteorological Research Institute Earth System Model version 2</i> (Japão)	(YUKIMOTO et al., 2019)

Fonte: elaborado pelo autor.

O CMIP6 possui o cenário histórico (baseado nas observações históricas do clima presente) e cenários futuros que combinam desenvolvimento socioeconômico e tecnológico, denominados *Shared Socioeconomic Pathways* (SSP), com cenários futuros das forçantes radiativas, denominado de *Representative Concentration Pathways* (RCP) (GIDDEN et al., 2019). Neste estudo foram utilizadas as variáveis de Precipitação, TAS média, máxima e mínima mensais para os cenários histórico (1971 a 2000, século XX) e de projeções SSP2-4.5 e SSP5-8.5 para o século XXI (2021 a 2050).

O SSP2 é denominado de cenário do “meio da estrada”, com crescimento populacional moderado, convergência mais lenta dos níveis de renda entre os países. No SSP5 espera-se um mundo com forte crescimento econômico com o uso de combustíveis fósseis e impactos potencialmente grandes das mudanças climáticas (GIDDEN et al., 2019). Em relação ao RCP, o RCP 4.5 é o cenário de projeção que possui estabilização da forçante radiativa em 4,5 W/m² (antes do final do século XXI) e o RCP8,5 é o mais pessimista entre os cenários RCP, com caminho crescente atingindo 8,5 W/m² em 2100 (IPCC, 2014).

3.1.1. Dados utilizados

Neste estudo, para a calibração dos parâmetros do modelo chuva-vazão SMAP e validação das vazões simuladas, foram utilizados as séries históricas no período de 1991 a 2017 de vazões mensais naturalizadas disponibilizados pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) dos reservatórios da BHSF (ONS, 2019); as precipitações mensais obtidas através das estações pluviométricos da Agência Nacional de Águas (ANA), mediadas na bacia através do método de Thiessen; e com as TAS máximas, mínimas e médias do Climatic Research Unit (CRU) (HARRIS et al., 2020) foram estimadas a ETP, com o método de Hargreaves-Samani (HARGREAVES;

SAMANI, 1985). Os parâmetros e inicializações do modelo SMAP são discorridos nos próximos tópicos, bem como o modelo de Regressão Linear.

3.1.2. Remoção de Viés

Foi utilizada a Função de Distribuição Acumulada Gama para ajustar os dados provenientes dos modelos com os dados observados. Isso é feito, pois os resultados dos modelos climáticos, como os modelos CMIP6, apresentam erros sistemáticos, principalmente relacionado ao viés. (SILVA et al., 2021; SILVEIRA; SOUZA FILHO; VASCONCELOS JÚNIOR, 2017). A Função de Distribuição Acumulada Gama é expressa pela equação 1:

$$f_x(x) = \frac{1}{\beta^\gamma \Gamma(\gamma)} x^{\gamma-1} e^{-x/\beta}, \quad (1)$$

em que x é a variável (precipitação ou ETP nesse caso); β é o parâmetro de escala; γ é o parâmetro de forma; e Γ é a função Gama.

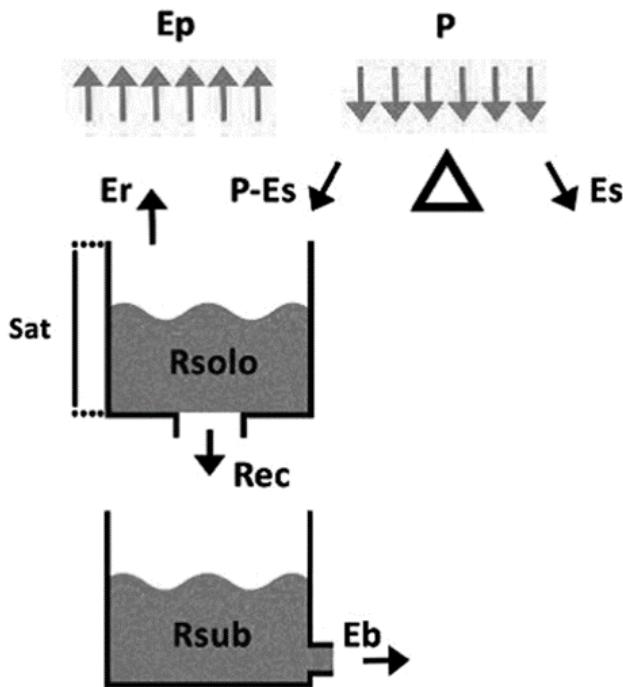
O ajuste dos dados dos modelos com os dados observados das variáveis de precipitação e ETP se deu na escala mensal, onde cada série temporal (modelada e observada) se encaixaram a uma Função de Distribuição Acumulada Gama, sendo salvos os parâmetros β e γ . Foram considerados 12 ajustes gama, um para cada mês do ano, ou seja, todas as precipitações/ETP que ocorreram ao longo de cada mês de janeiro são agrupadas e gerados os parâmetros. Em seguida, o mesmo procedimento é realizado para os outros meses.

As curvas de distribuição de probabilidade acumulada geradas possibilitam conferir o comportamento probabilístico dos dados modelados em relação aos dados observados. Logo, o valor corrigido da precipitação/ETP dos modelos foi obtido ajustando ao valor da precipitação/ETP correspondente à mesma probabilidade de ocorrência na curva dos valores observados.

3.2. Modelo hidrológico SMAP

Foi utilizado neste estudo o modelo hidrológico concentrado chuva-vazão SMAP (LOPES; BRAGA; CONEJO, 1982) adaptado para passos de tempo mensais. O mesmo tem o processo de balanço hidrológico baseado em dois reservatórios hipotéticos, sendo um de solo (R_{sol}_o) e um subterrâneo (R_{sub}), conforme Figura 3.

Figura 3: Esquema de funcionamento do modelo SMAP mensal



Fonte: Lopes, Braga e Conejo (1982).

O modelo SMAP possui quatro parâmetros: a capacidade de saturação do solo (SAT); o expoente relacionado à geração de escoamento superficial (pes); o coeficiente de recarga do aquífero (C_{rec}), que está relacionado com a permeabilidade da zona não saturada

do solo; e a constante de recessão (K) do nível d'água do segundo reservatório R_{sub} , responsável pela geração do escoamento de base. Além de duas inicializações: a taxa de umidade inicial do solo (TU_{in}), que determina o nível inicial do segundo reservatório R_{solo} ; e o escoamento de base inicial (EB_{in}). A Tabela 2 traz os valores das inicializações e dos parâmetros calibrados para cada reservatório da BHSF.

Os dois reservatórios são atualizados do mês 1 para o mês $i+1$ através das equações 2 e 3:

$$R_{solo}(i+1) = R_{solo}(i) + P - E_r - E_s - R_{rec}, \quad (2)$$

$$R_{sub}(i+1) = R_{sub}(i) + R_{rec} - E_b, \quad (3)$$

em que E_s é o que Escoamento Superficial em mm, P é a Precipitação em mm, E_r é a Evapotranspiração real em mm.

O primeiro parâmetro do modelo é o R_{solo} , que, por definição, recebe por valor máximo o do SAT. Por sua vez o SAT pode ser expresso pela equação 4:

$$SAT = \frac{R_{solo}}{TU_{in}} \quad (4)$$

A E_r também é calculado através da TU_{in} e E_p que é a Evapotranspiração Potencial (uma das variáveis de entrada) através da equação 5:

$$E_r = TU_{in} \times E_p \quad (5)$$

A recarga R_{rec} , que aparece nas equações 12 e 13, é expressa pela equação 6:

$$R_{rec} = R_{solo} - C_{rec} \times {TU_{in}}^4 \quad (6)$$

O E_s é expresso pela equação 7:

$$E_s = P \times TU_{in}^{pes} \quad (7)$$

O EB_{in} é expresso pela equação 8:

$$EB_{in} = R_{sub} \times \left[1 - \left(\frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{K}} \right] \quad (8)$$

O E_s e o EB_{in} compõe juntos com a Área, a vazão afluente da bacia (Q) em m^3/s , dada pela equação 9:

$$Q = \frac{(EB_{in} + E_s) \times \text{Área}}{2630} \quad (9)$$

Neste trabalho a calibração se deu em uma única etapa, na qual os parâmetros SAT, pes, CREC e K do nível da R_{SUB} que gera o R_{SOLO} , bem como as inicializações, o $TUin$ e $EBin$, sofreram uma otimização através da ferramenta solver presente na planilha Microsoft Excel, maximizando o coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) (NASH; SUTCLIFFE, 1970) e minimizando o Percent Bias (PBIAS) (GUPTA; SOROOSHIAN; YAPO, 1999). Os mesmos são expressos nas equações 10 e 11:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})_i^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2}, \quad (10)$$

$$PBIAS = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})_i}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i})}, \quad (11)$$

em que Q_{obs} é vazão observada, Q_{sim} é a vazão simulada, \bar{Q}_{obs} é a média das vazões observadas; e n é o número total de observações.

A Tabela 2 traz as inicializações e parâmetros de calibração do modelo SMAP para os quatro reservatórios analisados.

Tabela 2: Inicializações e Parâmetros de calibração do modelo SMAP

Bacias	Área (km ²)	Período de calibração	TUin	EBin	SAT	Pes	CREC	K
Retiro Baixo	12.187	01/1996 a 12/2006	68,66	54,74	3.240,12	8,34	1,89	0,09
Três Marias	50.732	-	86,36	212,83	1.769,15	8,05	2,6	0,02
Sobradinho	467.000	-	60,7	751,65	1.500,14	5,75	4,10	0,01
Itaparica	93.188	-	97	322	5.000	5,6	0,69	13,25

Fonte: Elaborado pelo autor

3.3. Modelo de Regressão Linear

Neste estudo foi utilizado o modelo hidrológico concentrado de chuva-vazão SMAP para a geração das vazões naturalizadas das bacias de Sobradinho, Itaparica, Três Marias e Retiro Baixo, como descrito no tópico anterior. Para as demais, os reservatórios das UH's de Queimado e as de fio d'água Xingó, Moxotó e Complexo Paulo Afonso, optou-se pelo modelo de Regressão Linear. Para tanto, as vazões naturalizadas obtidas com o modelo SMAP foram utilizadas como preditora das demais, salvando os parâmetros de regressão. Isso foi possível, pois as estações dos reservatórios das UH's modeladas estão a jusante das bacias preditoras, fazendo parte da mesma rede.

Esse modelo foi utilizado em estudos que descreveram sua boa performance em representar as vazões em diversos reservatórios (SILVA et al., 2020; SILVEIRA et al., 2016). A primeira etapa metodológica se deu através da padronização das séries mensais das vazões naturalizadas utilizando a equação 12:

$$Z_{i,j,k} = \frac{q_{i,j,k} - \bar{q}_{i,j}}{\sigma_{i,j}}, \quad (12)$$

em que Z é a vazão normalizada, i o número de meses (variando de 1 a 12), k o número de anos (variando de 1931 a 2008), j o número de reservatórios (no total de 8), $q_{i,j,k}$ vazão naturalizada do posto j no mês i no ano k , $\bar{q}_{i,j}$ é a matriz que representa a média de todos os meses e postos, e $\sigma_{i,j}$ é a matriz que representa o desvio padrão da série mensal de todos os postos.

A segunda etapa foi realizar a regressão linear das vazões naturalizadas do ONS para obter os parâmetros de cada reservatório que não possui o SMAP calibrado, considerando todos os demais reservatórios como variáveis explanatórias (Itaparica, Sobradinho, Três Marias e Retiro Baixo). A regressão linear foi dada pela equação 13:

$$Z_{i,pj,k} = \sum_{pk=1}^{pk=4} Z_{i,pk,k} \cdot \beta_{i,pk}, \quad (13)$$

em que pk são as vazões das 4 bacias obtidas através do modelo SMAP (variando de 1 a 4), pj são os reservatórios que não possuem o SMAP calibrado (variando de 1 a 4) e $\beta_{i,pk}$ os coeficientes de regressão.

3.4. Modelo ETS e cenários de demandas consuntivas

Para as projeções das demandas consuntivas (período de 2018 a 2050) para as sub-bacias da BHSF, considerou-se três cenários: o cenário 1 com as demandas estáticas, ou seja, considerando a última vazão retirada observada; o cenário 2 com as demandas consuntivas projetadas com o modelo ETS, considerando o limite inferior do intervalo de confiança de 95%; o cenário 3 com as demandas consuntivas projetadas com o modelo ETS; e o cenário 4 com as demandas consuntivas projetadas com o modelo ETS considerando o limite superior de 95% do intervalo de confiança.

O modelo ETS possui três componentes a saber: o Erro, a Tendência e a Sazonal (E, T, S). Essas componentes, por sua vez, podem ser aditivos (A) ou multiplicativos (M) na componente Erro; na sazonal, podem ser A ou M ou Nenhuma (N); e na Tendência, podem ser A ou M ou N ou Aditiva amortecida (Ad) ou multiplicativa amortecida (Md). Para este estudo o ETS foi baseado nos métodos descritos por Hyndman; Akram e Archibald (2008) including the models that underly exponential smoothing methods. We find that the usual parameter restrictions (requiring all smoothing parameters to lie between 0 and 1, que é disponibilizado por meio do pacote *forecast* no ambiente do software R. Para a escolha do melhor modelo ETS foi utilizado a estatística *Akaike's Information Criterion* (AIC), *Schwarz's Bayesian Information Criterion* (BIC) e AIC com viés removido (AICc), expressas nas equações 14 a 16.

$$AIC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \frac{2T_p}{T}, \quad (14)$$

em que LL é o log likelihood, T_p é o total de parâmetros e T é número de observações.

$$AIC_c = AIC + \frac{2(k+2)(k+3)}{T-k-3}, \quad (15)$$

em que a expressão $\frac{2(k+2)(k+3)}{T-k-3}$ é a correção de viés.

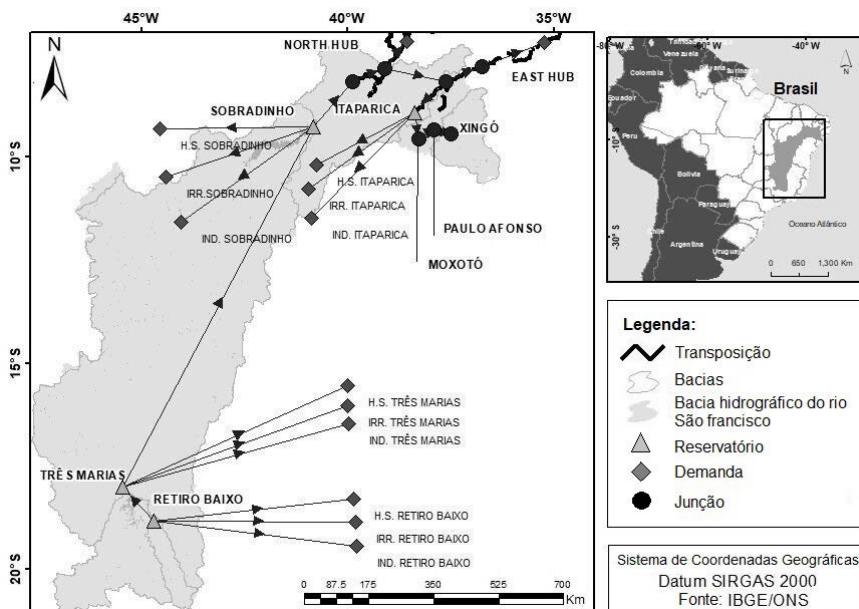
$$BIC = -2LL + k \ln(T), \quad (16)$$

em que k é a estimativa dos parâmetros dos modelos obtido através dos mínimos quadrados.

3.5. Sistema de Suporte a Informação

A gestão das águas da bacia do rio São Francisco foi feita através da operação simulada do seu hidrossistema através de uma rede de fluxo caracterizada por diferentes demandas e suas prioridades, bem como às garantias de abastecimento inerentes à curva de permanência de suas vazões. Os quatro reservatórios de usos múltiplos da bacia do rio São Francisco foram modelados em série juntamente com suas demandas e os canais de transposição, formando uma rede, conforme Figura 4.

Figura 4: Modelo do Hidrossistema do rio São Francisco.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os eixos Norte e Leste da transposição do São Francisco foram considerados como demandas a serem atendidas pelo sistema,

através da unificação de seus usos: humana, industrial e irrigação. Estes usos também foram modelados no trecho à jusante de cada reservatório da bacia, através de demandas.

Além do atendimento às demandas, o sistema modelado também deve atender aos limites máximos e mínimos de vazão nos trechos do rio de acordo com a regulamentação feita pelo operador do sistema (ONS, 2017), conforme Tabela 3: Neste estudo foram utilizados os valores dos limites mínimos.

Tabela 3: Restrições Operativas à jusante dos reservatórios da BHSFE.

Reservatório	Vazão Mínima (m ³ /s)	Vazão Máxima (m ³ /s)
Três Marias	100	2500
Sobradinho	700	8000
Itaparica	700	8000

Fonte: ONS (2017).

A simulação de operação da rede de fluxo é realizada por meio da equação do balanço de massa hídrica nos reservatórios expressa na equação 17:

$$V_{t+1} = V_t + I_t - E_t * A_t - R_t - S_t, \quad (17)$$

em que V_t é o volume armazenado no início do período de tempo t (hm³); V_{t+1} é o volume do reservatório no início do próximo período de tempo $t+1$ (hm³); I_t é o volume afluente ao reservatório durante o período de tempo t (natural e de transferência) (hm³); E_t é a lâmina evaporada durante o período de tempo t , suposta constante ao longo do período (hm); A_t é a área do espelho d'água no início do período t , suposta constante para intervalos de tempos pequenos

e função de V_t (hm^2); R_t são as Retiradas operacionais (hm^3); e a S_t é o vertimento (hm^3).

As simulações da rede de fluxo tiveram as retiradas operacionais otimizadas para garantir o atendimento aos limites operativos, o máximo atendimento às demandas e a minimização do volume evaporado, durante os períodos de simulação escolhidos, por meio do software SIGA que utiliza o *Multiple Objective Particle Swarm Optimization - MOPSO* como algoritmo de otimização (BARROS et al., 2013).

Durante um período em que haja falha de atendimento às demandas, o SIGA adota um sistema de prioridades, da menor para a maior, para determinar os nós do sistema que sofrerão desabastecimento. Neste estudo foi considerado o sistema de prioridades definido na Tabela 4, que visa o atendimento prioritário ao abastecimento humano em detrimento ao da irrigação e indústria. O segundo maior valor de prioridade atribuído às demandas dos canais de Transposição do São Francisco, pois se dá pelo uso dessas águas para auxiliar sistemas de abastecimento humano de outras bacias.

Tabela 4: Classificação de prioridades para simulação do sistema de reservatórios.

Demanda	Prioridade
Abastecimento Humano (AH)	1
Transposição (TRA)	2
Irrigação (IRR)	3
Indústria (IND)	4

Fonte: elaborado pelo autor.

3.6. Determinação da Produção de Energia nas Usinas Hidrelétricas

Convencionalmente, tem-se que a potência produzida em uma unidade hidrelétrica de energia (UHE) por:

$$ph = G \cdot \eta_t \cdot hl \cdot q \quad (18)$$

em que G é uma constante com valor $9,81 \cdot 10^{-3}$ ($\text{kg/m}^2\text{s}^2$) que representa o produto entre a densidade da água (1000 Kg/m^3), a gravidade (g) e uma última constante com valor 10^{-6} que converte a energia de (J) em (MJ); η_t é o rendimento hidráulico da turbina; hl é a altura de queda líquida (m); q é a vazão turbinada em apenas uma unidade geradora (m^3/s).

Desse modo, em princípio se estabelece que a potência gerada na usina é obtida através do produto entre a equação 18 e “ n ” unidades geradoras, de modo que a potência de saída na UHE corresponde a:

$$PH_{\text{saída}}(n) = G \cdot \eta_t \cdot hl \cdot Q \quad (19)$$

em que $PH_{\text{saída}}$ é um vetor que possui n valores de potência gerada pela UHE (MW).

Usualmente, a altura de queda líquida tem sido representada por meio de polinômios de quarta ordem dependentes do volume armazenado (no caso do nível de montante) e da vazão defluente (no caso do nível de jusante). O valor da cota de montante é dado pelo seguinte polinômio:

$$fcm = a_0 + a_1 \cdot V + a_2 \cdot V^2 + a_3 \cdot V^3 + a_4 \cdot V^4 \quad (20)$$

em que fcm é o valor da cota de montante (m); a_0, \dots, a_4 são os coeficientes do polinômio que representa a cota de montante para o reservatório; V é o volume armazenado (hm^3).

Por outro lado, o nível de jusante da usina é a cota do rio após a turbinagem. O mesmo pode ser dado através do polinômio que relaciona a vazão defluente (vazão turbinada - Q mais a vazão vertida - S na UHE) com os respectivos coeficientes:

$$fcj = b_0 + b_1(Q+S) + b_2(Q+S)^2 + b_3(Q+S)^3 + b_4(Q+S)^4 \quad (21)$$

em que fcj é o valor da cota de jusante (m); S é a vazão vertida na UHE (m^3/s); $b_0 \dots b_4$ são os coeficientes do polinômio que representa a cota de jusante para o reservatório.

Desse modo, com base nas Equações 20 e 21, a altura de queda bruta (m) passa a ser:

$$hb = fcm - fcj \quad (22)$$

Contudo, nem toda essa altura está disponível na entrada da turbina, pois uma parte dela se perde quando a água passa pelo conduto forçado e demais elementos de adução. Assim, tem-se que a altura de queda líquida na unidade hidrelétrica é definida como a diferença entre hb e a perda hidráulica, como pode ser expressa por:

$$hl = hb - pl \quad (23)$$

em que pl é a perda líquida hidráulica (m).

As perdas hidráulicas, por sua vez, foram modeladas como uma função quadrática da vazão turbinada e uma determinada constante, do seguinte modo:

$$pl = k_p \cdot q^2 \quad (24)$$

em que k_p é uma constante que depende das características físicas do conduto forçado que conecta o reservatório com uma certa unidade hidrelétrica (s^2/m^5);

Quanto ao rendimento da turbina, para construir uma modelagem mais próxima à realidade do comportamento físico do

rendimento hidráulico de uma turbina, duas variáveis devem ser levadas em consideração: a altura de queda líquida que a mesma está submetida e a sua vazão turbinada (BRANDÃO, 2004). Deste modo, esse conjunto de dados é representado através da seguinte função quadrática côncava:

$$\eta_t = r_0 + r_1 \cdot q + r_2 \cdot hl + r_3 \cdot q \cdot hl + r_4 \cdot q^2 + r_5 \cdot hl^2 \quad (25)$$

em que r_0, r_1, r_2, r_3, r_4 e r_5 são os coeficientes do polinômio que representa o rendimento de uma dada unidade hidrelétrica.

Esses níveis foram representados através de polinômios de quarto grau, foram obtidos através de regressão polinomial. Utilizou-se o Rendimento turbina-gerador (%) da UH Itaparica, disponibilizado por Brandão (2004), equivalente a η igual a 91%. A constante k_p para obtenção das perdas hidráulicas, pertencente à equação 24, considerou os valores de k_p de 2,53E-05, para a UH Três Marias; 9,84E-07, para a UH Sobradinho; e 0 para a UH Itaparica (o que tornou p_l igual a zero, ou seja, sem perdas).

3.7. Análise das variáveis hidrológicas e do hidrossistema

Para as análises estatísticas das projeções das vazões e energias foi utilizado o cálculo das anomalias percentuais. Neste estudo foram utilizadas as projeções relacionadas com os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 no período de 2021 a 2050 (século XXI), em comparação com a representação do século XX (1971 a 2000) do *historical*. A mesma é expressa pela Equação 30.

$$A_{anual} = \frac{(Y_{XXI}^a - Y_{XX}^a)}{Y_{XX}^a} \times 100 , \quad (26)$$

em que Y_{XXI}^a é a média anual das variáveis de precipitação e temperatura para os cenários do século XXI e Y_{XX}^a é a média anual das variáveis de precipitação e temperatura do século XX.

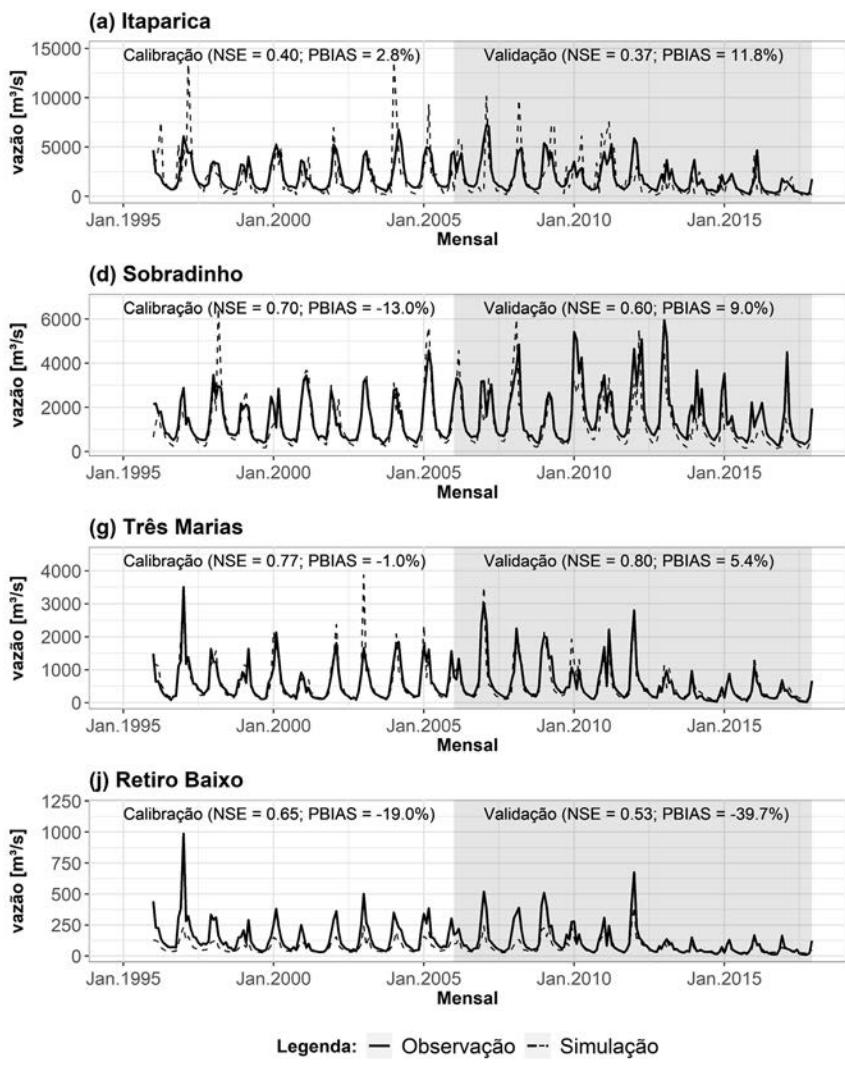
Foi utilizado também o teste não paramétrico de Mann-Kendall Sen para verificar tendências nas séries de vazão naturalizadas. Segundo Moreira e Naghettini (2016), o teste não paramétrico de Mann-Kendall-Sen vem sendo amplamente utilizado para estudos hidrológicos e é recomendado pela Organização Mundial de Meteorologia (OMM).

4. RESULTADOS

4.1. *Calibração e Validação do modelo SMAP*

A Figura 5 traz os resultados da etapa de calibração (1996 a 2005) e validação (2006 a 2017) das vazões simuladas com o modelo SMAP em comparação com as vazões naturalizadas da ONS. É possível perceber que a maioria dos reservatórios apresentaram boa performance de acordo com a classificação apresentada no estudo de Almeida, Pereira e Pinto (2018), em que o modelo é considerado “muito bom” se $0,75 < \text{NSE} < 1,00$ e $\text{PBIAS} < \pm 10$, “bom” se $0,60 < \text{NSE} \leq 0,75$ e $\pm 10 < \text{PBIAS} \leq \pm 15$, e “satisfatório” se $0,36 < \text{NSE} \leq 0,60$ e $\pm 15 < \text{PBIAS} \leq \pm 25$. A única exceção foi no período de validação do reservatório de Retiro Baixo, que apresentou PBIAS igual a -39,7%, período no qual o modelo SMAP superestimou as vazões naturalizadas da ONS abaixo do satisfatório.

Figura 5: Resultados da etapa de calibração (1996 a 2005) e validação (2006 a 2017) das vazões simuladas



Fonte: Elaborado pelo autor.

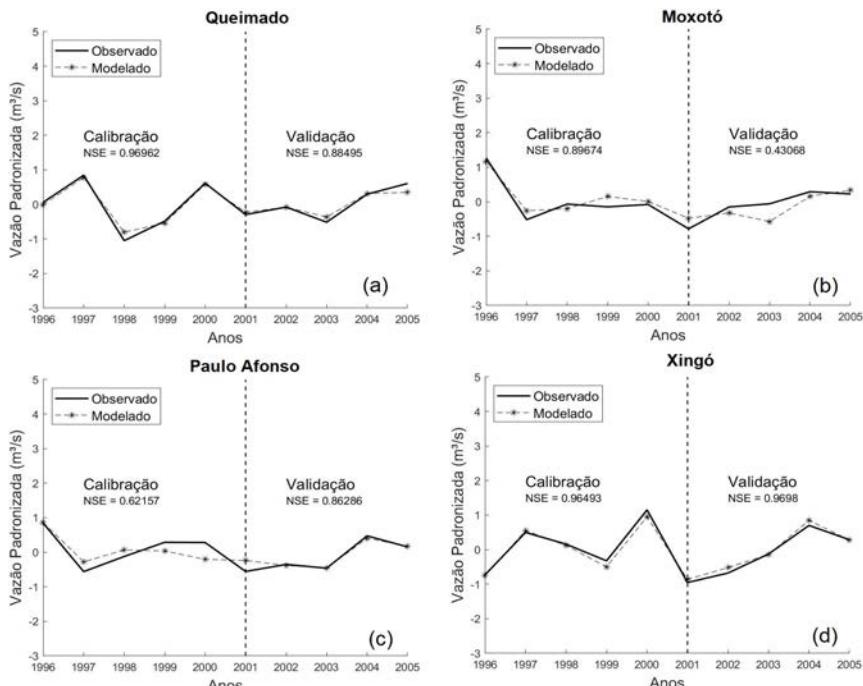
As vazões também foram superestimadas no período de calibração no reservatório de Retiro Baixo, Sobradinho e Três Marias por apresentarem PBIAS negativo de -19%, -13% e -1%, respectivamente; enquanto que no reservatório de Itaparica as vazões foram subestimadas com

PBIAS positivo de 2,8%. No período de validação, com exceção de Retiro Baixo, as vazões simuladas dos reservatórios foram subestimadas. Em relação ao NSE, o reservatório de Itaparica foi o que apresentou os menores coeficientes, tanto na calibração como na validação, com classificação “satisfatório”. Enquanto que o reservatório de Três Marias apresentou os maiores coeficientes, com classificação “muito bom”.

4.2. Calibração e Validação do modelo de Regressão Linear

A Figura 6 traz os resultados da etapa de calibração e validação das vazões simulados com o modelo de Regressão Linear para as estações das UH's de fio d'água (Moxotó, Paulo Afonso e Xingó) e Queimado.

Figura 6: Resultados da etapa de calibração (1996 a 2001) e validação (2002 a 2005) das vazões simuladas com o modelo de Regressão Linear para (a) Queimado, (b) Moxotó, (c) Paulo Afonso e (d) Xingó.



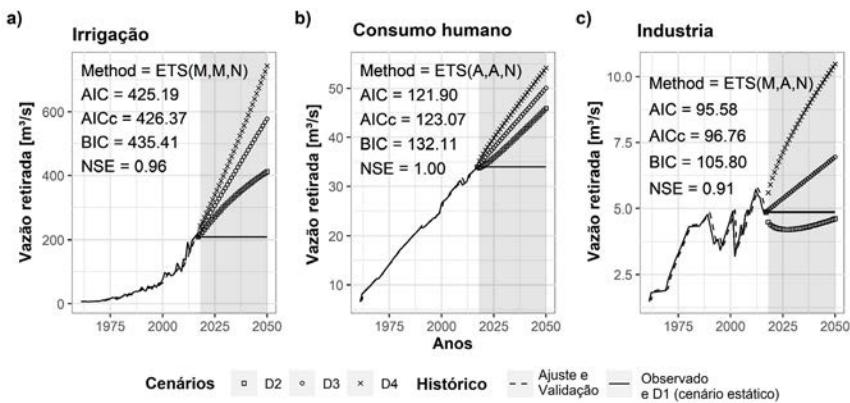
Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se a boa performance do modelo de Regressão Linear em representar as vazões naturalizadas da ONS, com o NSE apresentando valores acima 0,8 para a calibração e a validação das UH's de Queimado e Xingó. O NSE também foi acima de 0,8 na calibração da UH de Moxotó e na validação de Paulo Afonso. Na calibração da UH de Paulo Afonso o NSE apresentou valor acima de 0,6. O menor valor de NSE foi verificado na validação de Moxotó com valor de 0,43, no entanto, ainda sendo satisfatório de acordo com a classificação de Almeida; Pereira e Pinto (2018).

4.3. Projeções das demandas consuntivas

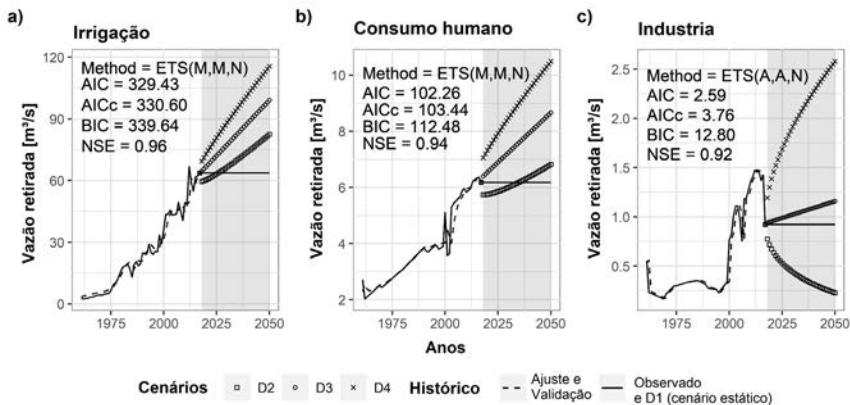
Nas séries temporais históricas de vazões retiradas para as demandas consuntivas no período de 1961 a 2017, foi possível observar o aumento das mesmas ao longo do tempo, conforme as Figuras 7, 8, 9 e 10 e Tabela 5: Os resultados mostraram que a demanda da irrigação com as maiores taxas médias anuais de crescimento 6.80%, 7.42%, 10.99% e 9.29% em Itaparica, Sobradinho, Três Marias e Retiro Baixo, respectivamente. Também é a demanda da irrigação que possui os maiores valores em três dos quatro reservatórios analisados. A exceção foi o reservatório de Retiro Baixo, no qual a demanda humana superou as demais. O modelo ETS projetou, para a maioria das demandas consuntivas, cenários de crescimento para o período de 2018 a 2050. As exceções foram as demandas da indústria que, no cenário D2 (mais otimista), projetou redução das vazões retiradas com taxa média anual de -3.73%, -0.70%, -0.08% e -1.53% para os reservatórios de Itaparica, Sobradinho, Três Marias e Retiro Baixo, respectivamente, e do Consumo humano com taxa média anual de -1.02% para o reservatório de Três Marias, também no cenário D2.

Figura 7: Cenários de projeções das demandas consuntivas sobre o reservatório de Sobradinho utilizando o modelo ETS para o período de 2017 a 2050.



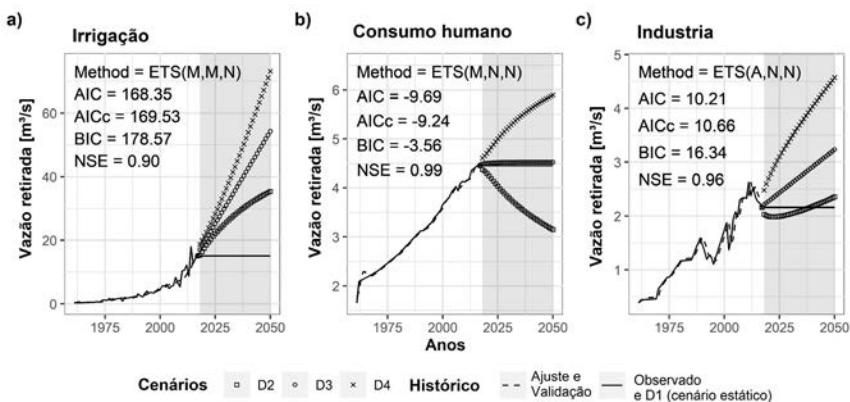
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 8: Cenários das projeções das demandas consuntivas sobre o reservatório de Itaparica utilizando o modelo ETS para o período de 2018 a 2050.



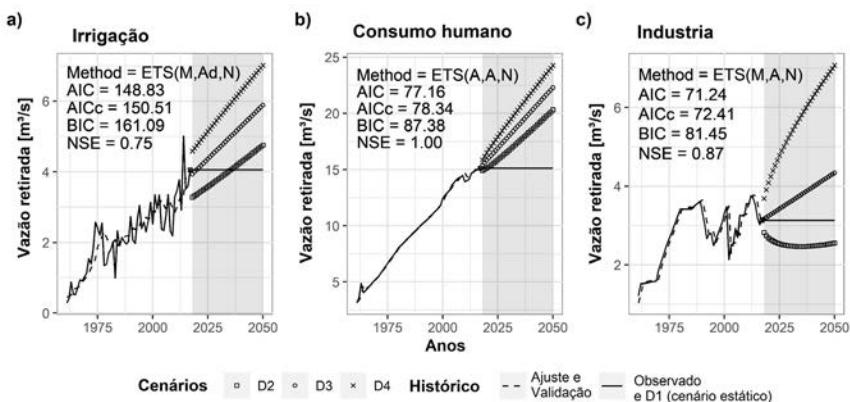
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 9: Cenários das projeções das demandas consuntivas sobre o reservatório de Três Marias utilizando o modelo ETS para o período de 2018 a 2050.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10: Cenários das projeções das demandas consuntivas sobre o reservatório de Retiro Baixo utilizando o modelo ETS para o período de 2018 a 2050.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 5: Taxa média de crescimento anual das demandas consuntivas

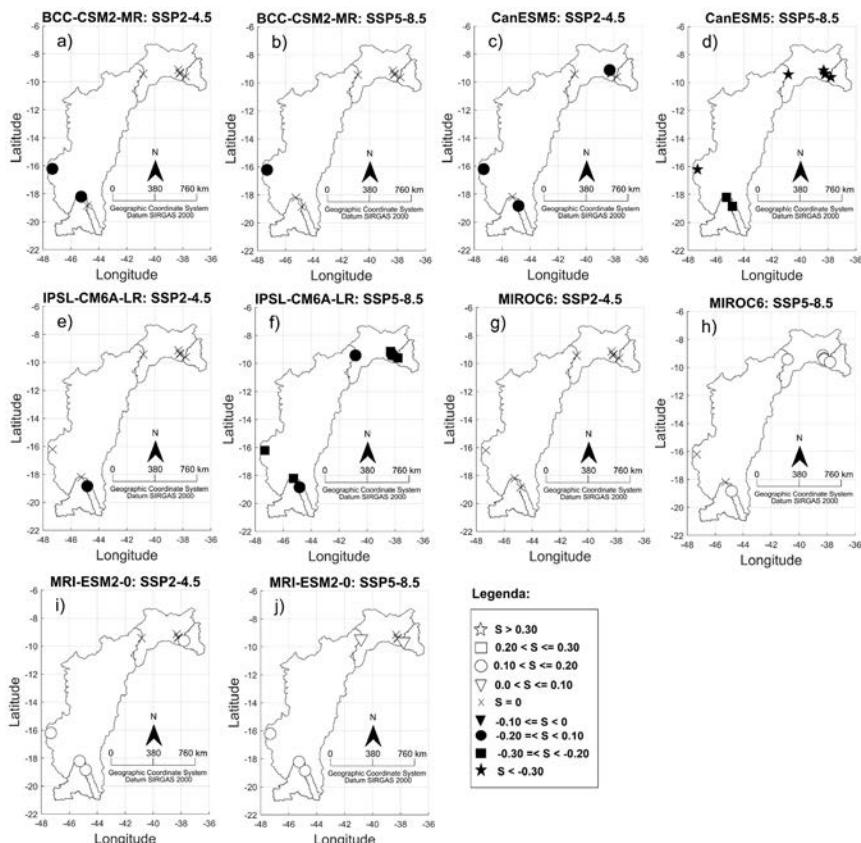
Reservatório	Demandas	Taxa média de crescimento anual (%)			
		Histórico (1961-2017)	D2	D3	D4
Itaparica	Irrigação	6,80	0,81	1,35	1,73
	Consumo humano	1,88	0,54	0,95	1,25
	Industria	2,87	-3,73	0,66	2,46
Sobradinho	Irrigação	7,42	1,41	2,93	3,80
	Consumo humano	3,03	0,97	1,18	1,36
	Industria	2,53	-0,70	1,07	1,99
Três Marias	Irrigação	10,99	1,80	3,70	4,62
	Consumo humano	1,84	-1,02	0,02	0,77
	Industria	3,53	-0,08	1,19	1,93
Retiro Baixo	Irrigação	9,29	1,10	1,27	1,37
	Consumo humano	2,99	0,97	1,16	1,34
	Industria	2,15	-1,53	0,99	2,06

Fonte: elaborado pelo autor.

4.4. Vazões Naturalizadas

Na Figura 11 são mostradas as declividades da tendência dos modelos do CMIP6 para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 (período de 2017 a 2100) em relação ao historical (período de 1971 a 2000) das vazões naturais afluentes dos reservatórios da BHSFE, de acordo com o teste de Mann-Kendall Sen.

Figura 11: Tendência, de acordo com o teste de Mann-Kendall para as vazões padronizadas anual, referente aos cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 do CMIP6 no período de 2017 a 2100.



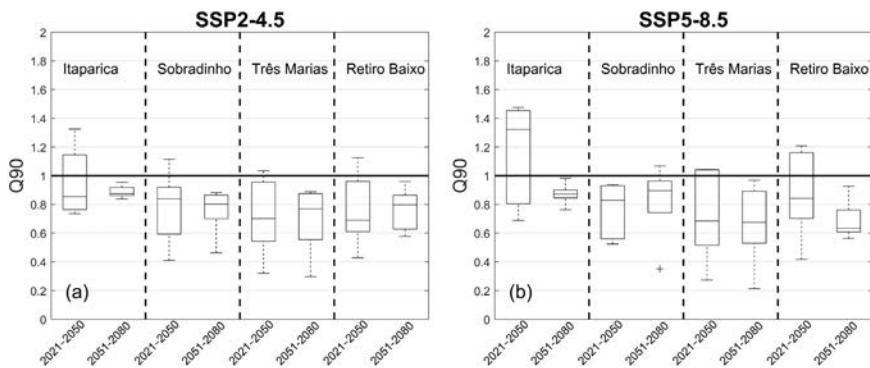
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o conjunto dos modelos que apresentaram tendência significativa, foi possível notar que o aumento das emissões de gases de efeito estufa sugere um maior impacto nas vazões, pois, na maioria dos casos, o módulo de declividade é maior para o cenário SSP5-8.5 em detrimento ao cenário SSP2-4.5. Tal fato pode estar relacionado ao maior aumento de temperatura projetado pelo cenário SSP5-8.5, resultando em um maior aumento na ETP projetada para o século

XXI, como é mostrado no trabalho de Silveira et al (2016) com os dados do CMIP5. Os modelos MIROC6 e MRI-ESM2-0 indicaram tendência positiva, enquanto os demais modelos projetaram tendência negativa, com declividade do modelo CanESM5 apresentando valor inferior a -0.30 para os reservatórios de Queimado, Sobradinho, Itaparica, Moxotó, Xingó e Complexo Paulo Afonso 1, 2, 3 e 4.

A Figura 12 apresenta os box-plots da razão entre a Q90 para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 variando em 30 anos (2021-2050 e 2051-2080), respectivamente, e a Q90 no período *historical* (1971-2000) para os reservatórios da BHSFE, correspondentes aos cinco modelos analisados.

Figura 12: Razão entre a vazão: (a) com 90% de garantia dos modelos do cenário futuro SSP2-4.5 (2021-2050 e 2051-2080) e a vazão com 90% de garantia do período de controle dos modelos *Historical* (1901-2000) e (b) com 90% de garantia dos modelos do cenário futuro SSP5-8.5 (2021-2050 e 2051-2080) e a vazão com 90% de garantia do período de controle dos modelos *Historical* (1971-2000). A linha horizontal contínua representa a situação sem mudança futura, com razão igual a 1.



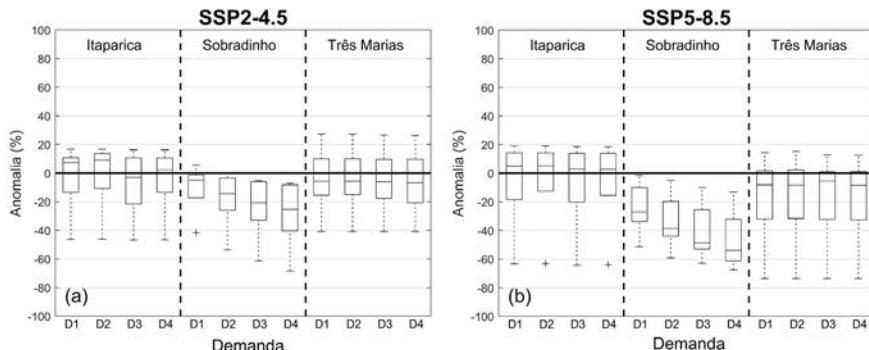
Fonte: Elaborado pelo autor.

O conjunto dos modelos indicaram reduções na Q90 para a maioria dos reservatórios da BHSFE e para os dois períodos analisados. A exceção foi o reservatório de Itaparica, que para o cenário SSP5-8.5, no período de 2021 a 2050, a mediana dos modelos indicou aumento na Q90.

4.5. Energia

A Figura 13 indica o comportamento das anomalias na média percentual das Energias das UH's de Itaparica, Sobradinho e Três Marias mostrada pelos modelos do CMIP6 para o período futuro de 2021 a 2050 para os cenários climáticos SSP2-4.5 e SSP5-8.5 e de demandas D1, D2, D3 e D4 em relação ao período de 1901 a 2000 do *historical*. Os modelos para o cenário SSP5-8.5 indicam projeções com reduções de Energia hidrelétrica mais intensas do que o cenário SSP2-4.5 para dois, das três UH's analisadas nesse estudo, sendo a UH de Itaparica a exceção com os modelos indicando, para os dois cenários do clima futuro e para a maioria dos cenários das demandas consuntivas, aumento da Energia hidrelétrica.

Figura 13: Anomalia percentual anual das Energias das UH's de Itaparica, Sobradinho e Três Marias obtidas com o Software SIGA com as projeções das demandas consuntivas D1, D2, D3 e D4 com o cenário: a) SSP2-4.5 e b) SSP5-8.5 no período de 2021 a 2050.



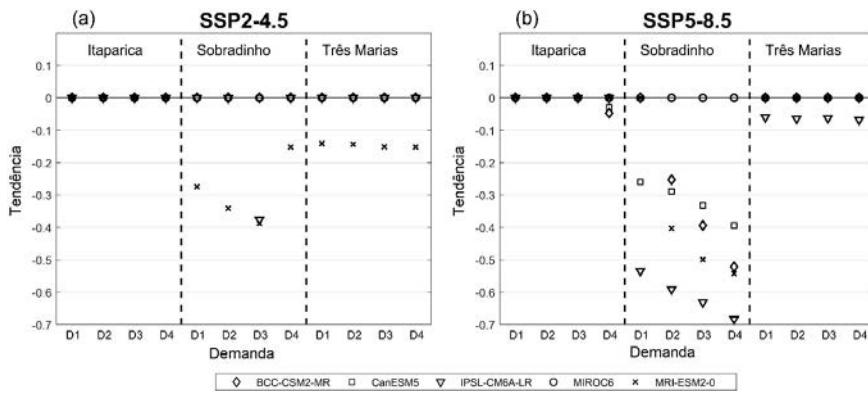
Fonte: Elaborado pelo autor.

No que diz respeito às demandas consuntivas, foi possível observar que a UH de Sobradinho foi a que demonstrou maior sensibilidade aos cenários futuros dessas demandas, tendo apresentado maior intensidade na diminuição da UH ao passo que os cenários de demandas vão ficando mais pessimista, ou seja, o cenário de D4 apresentou maior intensidade da diminuição da Energia hidrelétrica com mediana menor que -50%, em detrimento aos demais cenários de demandas consuntivas D1 (sem alteração das demandas a partir de 2016) com aproximadamente -30%, D2 com aproximadamente -40% e D3 com aproximadamente -50% no cenário SSP5-8.5.

Nas UH's de Três Marias e Itaparica houve pouca alteração em função das demandas consuntivas, ficando as medianas das anomalias próximas de -10% e 10%, respectivamente, nos dois cenários climáticos (SSP2-4.5 e SSP5-8.5).

Na Figura 14 são mostradas as declividades da tendência dos modelos do CMIP6 para os cenários do clima futuro SSP2-4.5 e SSP5-8.5 e das demandas consuntivas D1, D2, D3 e D4 usando o teste de Mann-Kendall Sen das Energias das UH's de Itaparica, Sobradinho e Três Marias. Analisando o conjunto de modelos que possuem tendência significativa, há uma clara evidência na UH de Sobradinho, que o aumento das emissões de gases de efeito estufa sugere um maior impacto na geração de energia elétrica, visto que o modulo de declividade é maior para o cenário SSP5-8.5 em detrimento ao SSP2-4.5. Além disso, também ficou evidente na UH de Sobradinho, a maior magnitude dos módulos de declividade dos cenários das demandas consuntivas mais pessimistas.

Figura 14: Tendência de acordo com o teste de Mann-Kendall Sen da Energia hidrelétrica anual padronizada, referente aos cenários: a) SSP2-4.5 e b) SSP5-8.5 para o período de 2021-2050. D1, D2, D3 e D4 são as projeções das demandas consuntivas obtidas com o modelo ETS e suas variações.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Dentre os modelos que indicaram reduções na geração de energia elétrica, se destaca o modelo IPSL-CM6A-LR chegando ao módulo de declividade de -0,7 no cenário D4. Na UH de Três Marias, para o cenário SSP2-4.5, somente o modelo MRI-ESM2-0 apresentou tendência significativa com declividade negativa em todos os cenários de demandas consuntivas, enquanto que no cenário SSP5-8.5 somente o modelo IPSL-CM6A-LR apresentou tendência significativa, sendo também negativa. Na UH de Itaparica, somente no cenário climático SSP5-8.5 e no cenário de demanda D4, os modelos BCC-CSM2-MR e CanESM5 apresentaram tendência significativa, sendo estas com declividades negativas próximas de -0,05.

5. CONCLUSÃO

As mudanças climáticas, somadas ao aumento das demandas de consumo, podem exercer pressão significativa sobre os hidrosistemas, especialmente quando ampliadas por novas demandas

adicionais de projetos de transferência de água. Tal situação pode influenciar significativamente a geração hidrelétrica. Sendo assim, este estudo teve como objetivo gerar informações sobre o impacto dessas mudanças (clima e demanda) na produção de energia elétrica da BHSF. Os tomadores de decisão podem usar essas informações para adotar políticas e medidas de geração de energia para mitigar os possíveis impactos de tais cenários.

O conjunto de modelos indicou reduções na Q90 para a maioria dos reservatórios da BHSF nos dois períodos analisados (2021–2050 e 2051–2100). Exceto para o reservatório de Itaparica, que para o cenário SSP5-8.5, de 2021 a 2050, a mediana dos modelos indicou um aumento na Q90. Para o conjunto de modelos que apresentaram tendência significativa de acordo com o teste de Mann-Kendall Sen, o aumento nas emissões de gases de efeito estufa indica impacto mais significativo nas vazões naturalizadas, pois o módulo de inclinação foi maior para o cenário SSP5-8.5 do que para o cenário SSP2-4.5.

Quatro cenários possíveis de demandas de consumo foram projetados para 2017-2051, juntamente com o cenário climático futuro (SSP2-4.5 e SSP5-8.5). Para o cenário SSP5-8.5, os modelos indicaram projeções com reduções das energias hidrelétricas mais intensas do que no cenário SSP2-4.5 nas UHE Sobradinho e Três Marias. A exceção foi a UHE Itaparica, em que os modelos indicaram, para os dois cenários climáticos futuros e para a maioria dos cenários de demandas consuntivas, um aumento da energia hidrelétrica. A UHE Sobradinho foi a que apresentou maior sensibilidade aos cenários futuros de demandas consuntivas, apresentando maior intensidade na redução de energia hidrelétrica variando de -30% a -50% no período de 2021 a 2050 em comparação com o período histórico (1971 a 2000).

A possível redução na disponibilidade de água e energia e o aumento nas demandas de consumo, especialmente a demanda de irrigação, revela que os conflitos futuros podem se intensificar entre os múltiplos usos. Além disso, uma possível desaceleração econômica devido à redução de água para a agricultura e a indústria, a escassez de abastecimento de água municipal e a crise no setor elétrico da região são possíveis resultados futuros.

A necessidade de novas políticas para restringir o crescimento da irrigação e para prevenir e se opor à captação ilegal de água é evidente na BHSF. No que diz respeito à geração de energia hidrelétrica, com o aumento da necessidade de água para atender às demandas de consumo, é necessário investir cada vez mais em formas alternativas de geração de energia elétrica para suprir essa redução na geração hidrelétrica.

Duas possibilidades para aumentar a geração futura de energia podem ser implementadas, resultando em *feedback* positivo ou negativo sobre as mudanças climáticas. O *feedback* positivo para as mudanças climáticas seria um investimento em energia não renovável, como a geração de energia térmica que usa combustíveis fósseis e emite CO₂ na atmosfera. Em 2015, esse tipo de energia foi responsável por 47% de toda a energia gerada na região do NEB. A outra possibilidade diante desses cenários e com *feedback* negativo para as mudanças climáticas seria o investimento maciço em fontes renováveis, como a eólica e a solar. Em 2018, a participação da energia eólica já foi de aproximadamente 52% na região.

No geral, este estudo mostrou que as mudanças climáticas associadas às crescentes demandas de consumo de usuários existentes e novos podem afetar significativamente a produção de hidroeletricidade na BHSF. Em um futuro incerto, planejar proativamente como o nexo água, clima, energia e alimento irá interagir nas próximas décadas é a chave para promover um futuro sustentável

para a sociedade. Esses resultados apoiam a necessidade de investir em energia renovável para compensar as perdas de produção hidrelétrica e investir em regulamentações de irrigação na região.

6. REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, R. A.; PEREIRA, S. B.; PINTO, D. B. F. Calibration and validation of the SWAT hydrological model for the Mucuri river basin. *Engenharia Agricola*, v. 38, n. 1, p. 55–63, 2018.
- ANA. **Conjuntura Dos Recursos Do Brasil**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <http://www.snrh.gov.br/portal/snrh/centrais-de-conteudos/conjuntura-dos-recursos-hidricos/conj2017_rel.pdf>.
- BARROS, F. V. F. et al. The development and application of Information System for Water Management and Allocation (SIGA) to a negotiable water allocation process in Brazil. *Journal of Chemical Information and Modeling*, v. 53, n. 9, p. 1689–1699, 2013.
- BOUCHER, O. et al. Presentation and Evaluation of the IPSL-CM6A-LR Climate Model. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, v. 12, n. 7, p. 1–52, 2020.
- BRANDÃO, J. L. B. Modelo para operação de sistemas de reservatórios com usos múltiplos. **Tese (Doutorado)**, Universidade de São Paulo, p. 182 p., 2004.
- BRASIL. **Projeto de Integração do São Francisco**. Disponível em: <<https://antigo.mdr.gov.br/images/stories/ProjetoRioSaoFrancisco/ArquivosPDF/documentostecnicos/RIMAJULHO2004.pdf>>. Acesso em: 25 mar. 2021.
- CAMPOS, J. N. B. Paradigms and Public Policies on Drought in Northeast Brazil: A Historical Perspective. *Environmental Management*, v. 55, n. 5, p. 1052–1063, 2015.
- CHESF. **Companhia hidro elétrica de são francisco (chesf)**.
- EYRING, V. et al. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, v. 9, n. 5, p. 1937–1958, 2016.
- FERNANDES, R. DE O. et al. Intercomparação das vazões regularizadas de grandes reservatórios da bacia do Rio Jaguaribe-CE em cenários de mudanças climáticas. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v. 22, 2017.

- GIDDEN, M. J. et al. Global emissions pathways under different socioeconomic scenarios for use in CMIP6: A dataset of harmonized emissions trajectories through the end of the century. **Geoscientific Model Development**, v. 12, n. 4, p. 1443–1475, 2019.
- GUIMARÃES, S. O. et al. Projeções de mudanças climáticas sobre o nordeste Brasileiro dos modelos do CMIP5 e do CORDEX. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n. 3, p. 337–365, 2016.
- GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S.; YAPO, P. O. Status of Automatic Calibration for Hydrologic Models: Comparison with Multilevel Expert Calibration. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 4, n. 2, p. 135–143, 1999.
- HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. A. Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 1, n. 2, p. 96–99, 1985.
- HARRIS, I. et al. Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. **Scientific Data**, v. 7, n. 1, p. 1–18, 2020.
- HIROTA, N. et al. Roles of shallow convective moistening in the eastward propagation of the MJO in MIROC6. **Journal of Climate**, v. 31, n. 8, p. 3033–3047, 2018.
- HYNDMAN, R. J.; AKRAM, M.; ARCHIBALD, B. C. The admissible parameter space for exponential smoothing models. **Annals of the Institute of Statistical Mathematics**, v. 60, n. 2, p. 407–426, 2008.
- IPCC. Summary for policymakers. **Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation: Special Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**, v. 9781107025, p. 3–22, 2014.
- IPCC. Summary for Policymakers. In: **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge University Press. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/03736245.2010.480842>>.
- JONG, P. et al. Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. **Science of the Total Environment**, v. 634, p. 1540–1553, 2018.
- KARABULUT, A. A. et al. A proposal for integration of the ecosystem-water-food-land-energy (EWFLE) nexus concept into life cycle assessment: A

synthesis matrix system for food security. *Journal of Cleaner Production*, v. 172, p. 3874–3889, 2018.

KURIQI, A. et al. Water-energy-ecosystem nexus: Balancing competing interests at a run-of-river hydropower plant coupling a hydrologic-ecohydraulic approach. *Energy Conversion and Management*, v. 223, n. May, 2020.

LOPES, J. E. G.; BRAGA, B. P. F.; CONEJO, J. G. L. SMAP - A Simplified Hydrological Model, Applied Modelling in Catchment Hydrology. *Water Resources Publications*, p. 1982, 1982.

MARENGO, J. A. et al. Assessing drought in the drylands of northeast Brazil under regional warming exceeding 4 °C. *Natural Hazards*, v. 103, n. 2, p. 2589–2611, 2020.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, v. 10, n. 3, p. 282–290, 1970.

O'NEILL, B. C. et al. The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, v. 9, n. 9, p. 3461–3482, 2016.

ONS. **Plano de Operação Energética 2019-2023**. Disponível em: <http://www.ons.org.br/AcervoDigitalDocumentosEPublicacoes/PEN_Executivo_2019-2023.pdf>.

PONTES FILHO, J. D. et al. Copula-Based Multivariate Frequency Analysis of the. 2020.

SCHAEFLI, B. Advanced Review Submitted to WIREs Water. p. 1–25, 2015.

SILVA, M. V. M. et al. Projections of climate change in streamflow and affluent natural energy in tbrazilian hydroelectric sector of cordex models. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v. 25, p. 1–15, 2020.

SILVA, M. V. M. et al. Projection of Climate Change and Consumptive Demands Projections Impacts on Hydropower Generation in the São Francisco River Basin, Brazil. *Water*, v. 13, n. 3, p. 332, 2021.

SILVEIRA, C. DA S. et al. Performance assessment of CMIP5 models concerning the representation of precipitation variation patterns in the twentieth century on the northeast of Brazil, Amazon and Prata Basin and analysis of projections for the scenery RCP8.5. *Performance assessment of CMIP5 models concerning the representation of precipitation variation patterns in the twentieth century on the northeast of Brazil, Amazon*

and Prata Basin and analysis of projections for the scenery RCP8.5, v. 28, n. 3, p. 317–330, 2013.

SILVEIRA, C. DA S. et al. Mudanças climáticas na bacia do rio São Francisco: Uma análise para precipitação e temperatura. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n. 2, p. 416–428, 2016.

SILVEIRA, C. DA S.; DE SOUZA FILHO, F. DE A.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. DAS C. Streamflow projections for the Brazilian hydropower sector from RCP scenarios. **Journal of Water and Climate Change**, v. 8, n. 1, p. 114–126, 2017.

SUWAL, N. et al. Optimisation of cascade reservoir operation considering environmental flows for different environmental management classes. **Renewable Energy**, v. 158, p. 453–464, 2020.

SWART, N. C. et al. The Canadian Earth System Model version 5 (CanESM5.0.3). **Geoscientific Model Development**, v. 12, n. 11, p. 4823–4873, 2019.

WU, T. et al. The Beijing Climate Center Climate System Model (BCC-CSM): The main progress from CMIP5 to CMIP6. **Geoscientific Model Development**, v. 12, n. 4, p. 1573–1600, 2019.

YUAN, M. H.; LO, S. L. Ecosystem services and sustainable development: Perspectives from the food-energy-water Nexus. **Ecosystem Services**, v. 46, n. November, p. 101217, 2020.

YUKIMOTO, S. et al. The meteorological research institute Earth system model version 2.0, MRI-ESM2.0: Description and basic evaluation of the physical component. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 97, n. 5, p. 931–965, 2019.

PROJEÇÕES DO IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS PARA O SETOR HIDROELÉTRICO BRASILEIRO UTILIZANDO OS CENÁRIOS RCP 4.5 E RCP 8.5 DO CORDEX

Marx Vinicius Maciel da Silva

Henrique Lima da Silva

Greicy Kelly da Silva

Antonio Duarte Marcos Junior

Carlos Eduardo Sousa Lima

Cleiton da Silva Silveira.

1. INTRODUÇÃO

As economias modernas necessitam do fornecimento de eletricidade que seja confiável e acessível para toda a população, sendo parâmetro do grau de desenvolvimento econômico e social. Segundo a IEA (2020), o crescimento do consumo de energia elétrica deverá superar nos próximos 25 anos o consumo de energia como um todo. Todavia, ao mesmo tempo que se possui um aumento pela demanda de eletricidade, ocorre mudanças nos sistemas de energia elétrica global impulsionada pela realidade das mudanças climáticas. Dessa forma, proteger o meio ambiente e suprir as necessidades da economia se tornou o grande desafio para o desenvolvimento sustentável.

No Brasil, o Sistema Interligado Nacional (SIN), que é o responsável pela produção e transmissão de energia elétrica, é um sistema hidro-termo-eólico de grande porte com predominância de usinas hidrelétricas (ONS, 2020). Estudos mostraram que as mudanças

climáticas podem trazer grandes impactos que afetam diretamente a umidade do solo, as reservas de água subterrânea e a sazonalidade da vazão devido as mudanças nos padrões espaciais e temporais de precipitação e evapotranspiração no país (GUIMARÃES *et al.*, 2016; SILVEIRA *et al.*, 2016; SALES *et al.*, 2015). Tais aspectos, associados com a projeção de aumento da demanda por água e energia nas próximas décadas, ocasionado principalmente pelo crescimento populacional e da riqueza, podem exercer grande pressão nos hidrossistemas brasileiros, afetando a oferta hídrica e energética e, consequentemente, toda a economia nacional (FERNANDES *et al.*, 2017; PRADO *et al.*, 2016).

No ano de 2017, por exemplo, devido às condições climáticas/hidrológicas desfavoráveis, houve redução de 3,4% da energia hidráulica disponibilizada em relação ao ano anterior (EPE, 2018). Para suprir esse déficit, as usinas térmicas, em geral localizadas próximas dos principais centros de carga, são acionadas. Seu papel é importante na estratégia para assegurar o atendimento futuro, sendo despachadas em função das condições hidrológicas vigentes. Todavia, fazem uso de combustíveis fósseis, funcionando como *feedback* positivo para o aquecimento global e as mudanças climáticas. Existe, portanto, uma interdependência ou “nexo” entre clima, água e energia (AL-MUTRAFI *et al.*, 2018; PARDOE *et al.*, 2017; SCANLON *et al.*, 2017; ZHANG *et al.*, 2018; ZHOU *et al.*, 2019).

O planejamento hídrico e energético de longo prazo possibilita reduzir impactos sociais e econômicos em diversos setores e evitam episódios de interrupção do fornecimento de energia elétrica que, por exemplo, ocorreram entre os anos de 2000 e 2002 em todo o país. Desse modo, as projeções de vazão e Energia Natural Afluente (ENA), que é a energia que define o potencial da geração de energia de um sistema hidroelétrico associada aos impactos das mudanças climáticas no século XXI, surgem como informações importantes

para o setor elétrico brasileiro ao fornecer possíveis impactos sofridos na geração de energia elétrica a longo prazo.

Nesse contexto, o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC - *Intergovernmental Panel on Climate Change*) é, internacionalmente, o principal órgão científico para as avaliações dos impactos associados com as mudanças do clima – tendo sido criado pelo Programa das Nações Unidas para o Ambiente (PNUA) e pela Organização Mundial de Meteorologia (OMM) em 1988 (IPCC, 2014).

Desde a sua criação, o IPCC vem lançando Relatórios de Avaliação (AR - *Assessment Report*) sobre as mudanças climáticas, divulgando cenários de projeções (que inclui o cenário presente, cenários futuros, simulações de paleoclima e simulações idealizadas) – utilizando Modelos Climáticos Globais (GCM - *General Circulation Model*) – baseadas na emissão de Gases de Efeito Estufa (GEE) (IPCC, 2014). Todavia, para que os resultados dos vários modelos possam ser comparados, todas as simulações seguem um padrão, desde os dados de entrada até as simulações, através de grupos que cooperam entre si no Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP - *Model Intercomparison Projects*), tendo vínculo com o Programa de Pesquisa Climática Mundial (WCRP - *World Climate Research Programme*).

Na sua quinta fase (CMIP5) realizou projeções baseadas em cenários denominados *Representative Concentration Pathways* (RCP). Os RCP são conjuntos de projeções das componentes de forçantes radiativas de cunho antropogênico, utilizados como dados de entrada nos GCM para modelagem climática e química da atmosfera (IPCC, 2014). Para a estimativa dessas forçantes, utilizou por critério a contribuição dos GEE (IPCC, 2014). Com isso, no Quinto Relatório de Avaliação (AR5 - *Fifth Assessment Report*) publicado em 2014, o IPCC gerou os seguintes cenários para o final

do século XXI: RCP 3,0-PD (*Peak and Decline*), com pico na forçante radiativa em 3 W/m² em meados do século XXI que decai para 2,6 W/m² até 2100, sendo denominado também de RCP 2.6; RCP 4.5 com estabilização em 4,5 W/m² antes do final do século XXI; RCP 6.0 com estabilização em 6 W/m² após 2100; e RCP 8.5 com caminho crescente, atingindo 8,5 W/m² em 2100 e 12 W/m² após o século XXI (IPCC, 2014; SALES *et al.*, 2015).

Fazendo uso dos dados desses modelos do CMIP, acoplados a modelos hidrológicos, é que vários estudos vêm analisando as projeções do impacto da mudança climática nos recursos hídricos e energéticos na América do Sul e, em especial, no Brasil (GONDIM *et al.*, 2018; HO *et al.*, 2016; MENDES *et al.*, 2017; RIBEIRO NETO *et al.*, 2016; OLIVEIRA *et al.*, 2017; SORRIBAS *et al.*, 2016; SILVEIRA *et al.*, 2019). No trabalho de Oliveira *et al.* (2017), por exemplo, foram avaliados os impactos das mudanças climáticas nas vazões e potencial hidrelétrico na região de cabeceira da bacia do Rio Grande, sudeste do Brasil. Para isso, utilizou os dados de um modelo regional forçado por dois modelos do CMIP5, HadGEM-ES e MIROC5, para os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 no período de 2007 a 2099. Os resultados indicaram redução significativa nas vazões e no potencial hidrelétrico durante o período analisado e para os dois cenários.

Ribeiro Neto *et al.* (2016) avaliaram os impactos das mudanças climáticas nos recursos hídricos e nos processos hidrológicos em todo o território brasileiro, através do acoplamento de um modelo hidrológico para grandes bacias a um modelo regional climático forçado com os modelos HadGEM2-ES e MIROC5 do CMIP5. Foram analisados os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 e os resultados mostraram que a disponibilidade de água diminui em quase toda a área de estudo, exceto para a região Sul.

Todavia, para estudos de riscos, adaptação e estratégias de mitigação relacionada com as mudanças climáticas, se faz necessário

informações de menor escala (regional e local) que os GCM não contemplam (GUIMARÃES *et al.*, 2016; SALES *et al.*, 2015). Para tanto, normalmente se utiliza técnicas de refinamento, como é o caso do *downscaling* dinâmico, onde os resultados dos GCM são utilizados como entrada para forçar Modelos Climáticos Regionais (*Regional Climate Models*, RCM). Para padronizar as simulações com essa técnica, assim como no CMIP5, grupos de modelagem regionais seguem uma metodologia padronizada referente ao projeto CORDEX (*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*), divididas sobre alguns domínios regionais sobre o globo que cobrem parte ou continentes inteiros.

Os resultados do CORDEX apresentam dois conjuntos de simulações, um deles e que diz respeito ao utilizado nesse estudo, são as projeções climáticas forçadas pelos GCM do CMIP5 que, por sua vez, se dividem em *historical* (tendo como referência o clima atual) e as simulações dos cenários do clima futuro, no qual se prioriza nesse estudo os *downscaling* dos RCP 4.5 e RCP 8.5.

Fazendo uso desses resultados, que diversos trabalhos vêm mostrando o bom desempenho dos modelos RCM do CORDEX em representar as principais variáveis climáticas e possíveis impactos futuros no clima, recursos hídricos e energia em diversas regiões (GUIMARÃES *et al.*, 2016; REBOITA *et al.*, 2018; SALES *et al.*, 2015). Dentre esses trabalhos, o de Guimarães *et al.* (2016), utilizando resultados do CORDEX e CMIP5 para o Nordeste do Brasil, mostraram que a média dos conjuntos dos dados das variáveis de precipitação, temperatura do ar próximo a superfície, Evapotranspiração Potencial (ETP), e Índice de Aridez (IA) produz uma significante representação do clima recente (1985-2005), com especial destaque aos RCM do CORDEX, que apresentaram as maiores correlações. Além disso, a média dos modelos indicaram aumento da ETP, IA e temperatura entre 2,1 °C e 4 °C para os RCP4.5 e RCP8.5, respectivamente, durante o período de 2079-2099.

Desse modo, o objetivo do presente estudo foi avaliar as projeções do CORDEX para a vazão e ENA para o SIN baseados nos cenários do RCP 4.5 e RCP 8.5. Partindo do pressuposto que dados modelados com maior resolução espacial, através do *downscaling* dinâmico, favorecem a representação de fenômenos climáticos locais que influenciam diretamente nas taxas pluviométricas e, consequentemente, na vazão e produção de energia elétrica no Brasil.

2. METODOLOGIA

Para avaliar as projeções de mudanças climáticas do CORDEX para os postos de aproveitamento hidroelétrico do Brasil foram analisadas as vazões e ENA no SIN baseada nos RCP 4.5 e RCP 8.5, se fez necessária uma metodologia que passa pela escolha das bacias representativas do SIN, obtenção dos dados de vazões naturalizadas até o cálculo final da ENA – processo que ficou dividido em seis etapas.

Na etapa 1 foram feitas as escolhas das bacias hidrográficas representativas do SIN. Para tanto, foram utilizados 24 postos de algumas Usinas Hidrelétricas para a geração de 24 bacias hidrográficas, conforme Figura 1.

Na etapa 2 foram extraídas as séries temporais das médias espaciais mensais sobre as 24 bacias das variáveis de precipitação, temperaturas do ar próximo a superfície (TAS) médias, mínimas e máximas dos RCM do CORDEX referentes aos cenários *historical* (1951-2005), RCP4.5 e RCP 8.5 (2006 até o final do século XXI) e observacionais de precipitação do *Global Precipitation Climatology Centre* (GPCC) e de TAS médias, máximas e mínimas do *Climate Research Unit* (CRU), ambos no período de 1931-2018. Com as séries de TAS, média, máxima e mínima observacionais e numéricas,

foram estimadas as séries temporais de Evapotranspiração Potencial (ETP) observacionais e numéricas através do método de Hargreaves-Samani.

Na etapa 3 foram realizadas as correções estatísticas para a remoção de viés usando a função de distribuição gama dos dados obtidos/estimados de precipitação/ETP dos cenários do CORDEX tendo como base os dados observacionais de precipitação e ETP obtidas e estimadas do GPCC e CRU, respectivamente.

Na etapa 4, os dados de ETP e precipitação com viés removidos do CORDEX são utilizados como entrada pelo modelo hidrológico SMAP para gerar os dados de vazão das bacias representativas do SIN. Para isso, o modelo SMAP teve seus parâmetros calibrados utilizando os dados selecionados das estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) no período de 1992 a 2007 (precipitação, insolação, temperatura, umidade). Além disso, foi utilizado um procedimento de otimização objetivo com base no coeficiente de Nash-Sutcliffe, no qual compara as séries de vazões obtidas pelo SMAP com a série disponibilizada pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) – para mais detalhes ver subtópico “Modelo Hidrológico SMAP”.

A etapa 5 consistiu na estimativa dos dados de vazão para os postos restantes, que não possuem o modelo SMAP calibrado. Para tanto, é utilizado o método de regressão mensal tendo por base os dados de vazão gerados com o modelo SMAP e as séries mensais de vazões naturalizadas disponibilizadas pelo ONS. Dessa forma, os dados de vazões naturalizadas da ONS são divididas em dois grupos: um com 24 postos e outro com 161, no qual os 24 postos são utilizados como preditora das demais vazões dos postos. Sendo assim, foi possível obter os parâmetros da regressão dos 185 postos usando o stepwise.

Na etapa 6 foi calculada a Energia Natural Afluente (ENA) através das vazões naturais e da produtividade equivalente a

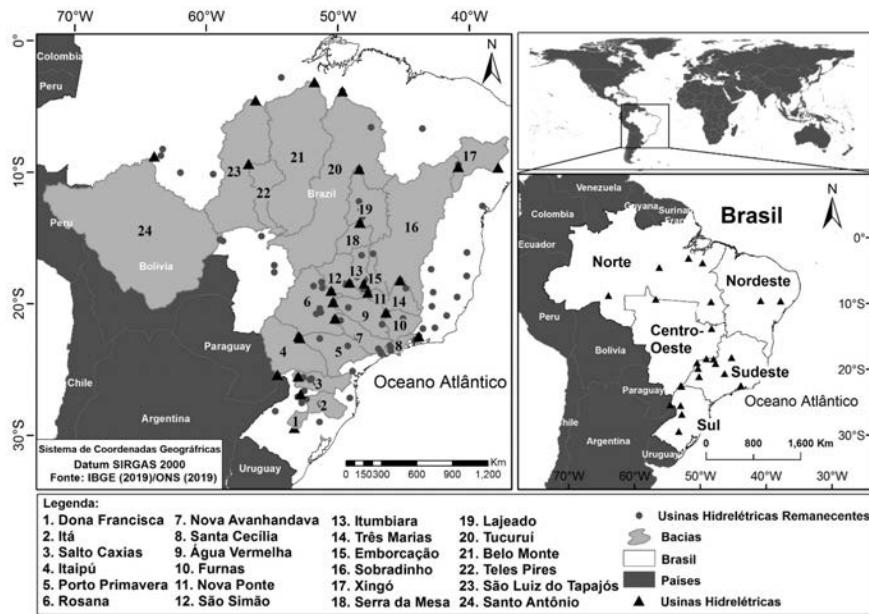
65% do volume de armazenamento útil dos reservatórios das Usinas Hidrelétricas.

Todos os passos, como também a descrição da área de estudo, dados utilizados e análises estatísticas realizadas, serão discorridos nos próximos tópicos.

2.1. Áreas de Estudo

Na Figura 1 é possível observar as bacias hidrográficas representativas do SIN, os postos das usinas hidrelétricas e subsistemas.

Figura 1: Região de Estudo com as Bacias Hidrográficas representativas do SIN.



As bacias hidrográficas, com exceção da bacia hidrográfica de Santo Antônio, estão totalmente inseridas em território brasileiro. Na região Norte estão localizadas as bacias hidrográficas de Serra da

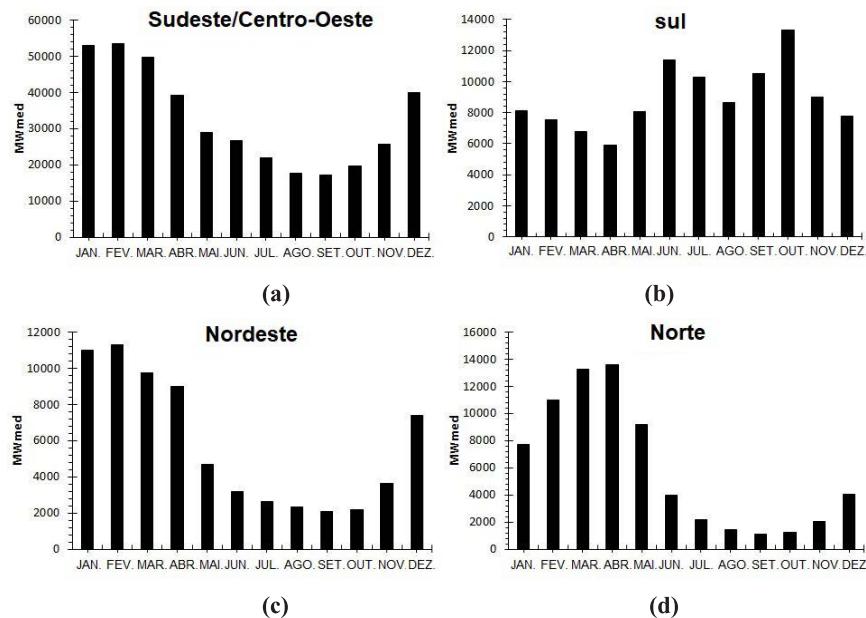
Mesa, Lajeado, Tucuruí, Belo Monte, Teles Pires, São Luiz do Tapajós e Santo Antônio. No setor Sudeste/Centro-Oeste estão localizadas as bacias hidrográficas de Itaipú, Rosana, Porto Primavera, Nova Avanhandava, Santa Cecília, Furnas, Água Vermelha, São Simão, Itumbiara, Nova Ponte, Emborcação e Três Marias, sendo o setor de maior demanda do país. No setor Sul estão localizadas as bacias hidrográficas de Dona Francisca, Itá e Salto Caxias que recebem uma boa parte da demanda da região Sudeste/Centro-Oeste. Na região Nordeste estão localizadas as bacias hidrográficas de Sobradinho e Xingó.

Devido ao seu vasto tamanho e localizações das usinas, o SIN é influenciado por diversos fenômenos meteorológicos, fazendo com que apresente uma grande variabilidade espacial e temporal com comportamento sazonal, interanual e decadal distintos das chuvas (SILVEIRA *et al.*, 2016). Dentre os fenômenos meteorológicos que podem contribuir para a variabilidade sazonal das precipitações e consequentemente na vazão e energia sobre o SIN, se destacam a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), Complexo Convectivo de Mesoescala (CCM), Jatos de Baixos Níveis (JBN) e a Frente Fria (FF).

A ZCIT é o principal fenômeno atmosférico de grande escala influenciadora das chuvas atuante na região do Atlântico equatorial, com papel importante sobre a curta estação chuvosa da região Nordeste do Brasil, principalmente entre dezembro e maio, quando a mesma se posiciona mais ao sul (REBOITA *et al.*, 2010). Como consequência desse posicionamento, é possível observar que os maiores valores de ENA apresentam-se nesse período, conforme Figura 2c. A ZCIT também influência na região Norte do Brasil, onde o ar úmido trazido por ela sofre levantamento orográfico sobre os Andes, favorecendo a atividade convectiva e precipitação com máximas no verão e outono austral (CAPOZZOLI; CARDOSO;

FERRAZ, 2017; REBOITA *et al.*, 2010), onde os valores de ENA são maiores (ver Figura 2d). As regiões Sudeste e Centro-Oeste apresentam regime pluviométrico bem definido com pico de precipitação entre outubro e fevereiro – período em que apresenta os maiores valores de ENA (ver Figura 2a) –, influenciados, principalmente, pela presença da ZCAS e dos JBN, com mínimos de precipitação ocorrendo entre os meses de julho e setembro, com menores valores de ENA (REBOITA *et al.*, 2010). A região Sul tem as FF e os CCM como os principais causadores de chuvas durante o ano todo, sendo exceção em relação as outras regiões que apresentam uma estação chuvosa e outra seca (REBOITA *et al.*, 2010). É devido a isso, que os valores de ENA nessa região possuem uma menor variação sazonal, quando comparados com os demais subsistemas (ver Figura 2b).

Figura 2: ENA em MWmed dos subsistemas do setor elétrico brasileiro: a) Sudeste / Centro-Oeste; b) Sul; c) Nordeste; e d) Norte. Período de 2000 a 2017.



Sendo assim, devido a essa distinção nas variabilidades das chuvas e na ENA, que o SIN é dividido em quatro subsistemas, são eles: Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. Eles são interligados entre si por uma extensa malha de transmissão que permite que as energias excedentes sejam transferidas e favoreçam a otimização dos estoques armazenados dos reservatórios das usinas hidrelétricas.

2.2. Dados Observacionais

Para a calibração dos parâmetros do modelo chuva-vazão SMAP foi utilizada uma base de dados observacionais obtidas do INMET de precipitação, insolação, temperatura, umidade mensal no período de 1992-1999 e de vazão naturalizadas mensal da ONS no período de 1931-2008. De outra forma, para correção estatística gama, foram utilizados os dados de precipitação mensal do GPCC (SCHNEIDER *et al.*, 2017) no período de 1901-2013 e TAS média, máxima e mínima do CRU no período de 1901-2013, ambos com resoluções espaciais de $0,5^{\circ} \times 0,5^{\circ}$. As vazões naturalizadas mensais da ONS também foram utilizadas para o modelo de regressão linear.

2.3. Dados do CORDEX

Os dados provenientes do CORDEX são resultados das simulações do RCM *Rossby Centre regional atmospheric model version 4* (RCA4) para o domínio da América do Sul (SAM-44, 18,75N-58,25S e 16,25 W-106,25W), através da técnica de *downscaling* dinâmico. Essa técnica é utilizada para aumentar a resolução espacial dos dados do GCMs do CMIP5, utilizando-os como condicionantes de contorno das simulações do RCM, resultando em dados com uma grade de $0,44^{\circ} \times 0,44^{\circ}$ (aproximadamente 50 km).

O RCA4 é desenvolvido no Instituto Meteorológico e Hidrológico da Suécia (SMHI, *Swedish Meteorological and Hydrological Institute*). No seu desenvolvimento, foi priorizado a fácil transferência e aplicabilidade a qualquer domínio global, sem

precisar reajustar (STRANDBERG *et al.*, 2014). Nas simulações foram utilizados 24 níveis verticais nas coordenadas híbridas sigma-z (SIMMONS; BURRIDGE, 1981) e esquema de convecção de Bechtold Kain-Fritsch, que separa os processos de convecção superficial e profundo (STRANDBERG *et al.*, 2014).

Para este estudo, foram utilizadas as variáveis de Precipitação, TAS média, máxima e mínima mensais para as projeções RCP 4.5 e RCP 8.5 no período de 2006 até o final do século XXI. As configurações das simulações são padronizadas pelos institutos em códigos no formato de “rxiypz”, onde: “r” são as rodadas, “i” inicializações e “p” perturbação na física, ou seja, para um modelo r1i1p1 tem-se rodada 1, 1 inicialização e 1 perturbação na física. A Tabela 1 traz os modelos GCM que forçaram o RCM RCA4, o código de cada modelo e as instituições ou organizações com seus respectivos países.

Tabela 1: Modelos considerados para o estudo das projeções dos cenários do RCP 4.5 e RCP 8.5.

Modelos	Código	Instituição e Organização (Países)
CSIRO-Mk3-6-0	r1i1p1	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization in collaboration with Queensland Climate Change Centre of Excellence (Australia)
ICHEC-EC-EARTH	r2i1p1	Irish Centre for High-End Computing (Ireland)
IPSL-CMSA-MR	r1i1p1	Institut Pierre-Simon Laplace (Paris)
HadGEM2-ES	r1i1p1	Met Office Hadley Centre (United Kingdom)
NCC-NorESM1-M	r1i1p1	Integrated Earth System Approach to Explore Natural Variability and Climate Sensitivity (EarthClim) and Research Council of Norway (Noruega)
NOAA-GFDL-ESM2M	r1i1p1	National Oceanic and Atmospheric Administration and Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (United States)

2.4. Estimativa da ETP através do Método de Hargreaves-Samani

Para a estimativa da ETP, foram utilizados os dados observacionais do CRU e do RCM dos cenários de projeções do RCP 4.5 e RCP 8.5 das variáveis de TAS média, máxima e mínima (em graus Celsius), através do método de Hargreaves-Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985; HARGREAVES, 1993), conforme equação 1:

$$ETP = 0,0023(TAS_{\text{máx}} - TAS_{\text{min}})^{0,5} (TAS_{\text{med}} + 17,8) Ra, \quad (1)$$

onde a ETP é dada em mm/mês; e a Radiação Externa Média (Ra) foi estimada a partir da latitude e do mês do ano, conforme o trabalho de Hargreaves (1993).

2.5. Correção Estatística usando a função de distribuição acumulativa gama

A correção estatística via Função de Distribuição Cumulativa (FDC) gama é realizada nas séries temporais mensais de precipitação e ETP estimada dos RCM do CORDEX para as 24 representativas do SIN. Isso foi feito, pois estudos de impactos (como é o caso do presente trabalho), normalmente não utiliza dados diretos dos modelos climáticos, porque os erros são elevados quando comparados com dados observados (RAMIREZ-VILLEGAS *et al.*, 2013). Segundo Volosciuk *et al.* (2017), o principal problema relacionado com as previsões dos modelos climáticos está no viés.

Dito isso, para a correção gama, um ajuste para remoção de viés foi realizado de acordo com as seguintes etapas: (i) uma distribuição gama foi ajustada aos dados de precipitação e ETP observados para cada bacia para identificar os parâmetros que representassem a distribuição de frequência mensal, salvando os parâmetros de forma e escala; (ii) o mesmo na etapa i, mas para os dados de precipitação e

ETP do RCM para o século XX (*historical*) para cada bacia, salvando os parâmetros de forma e escala; (iii) o mesmo que na etapa i, mas para os dados de precipitação e ETP do RCM para o século XXI (cenários RCP 4.5 e RCP 8,5); e (iv) Remoção de viés para o século XX e XXI dos dados de precipitação e ETP do RCM.

2.6. O Modelo Hidrológico SMAP

O modelo SMAP mensal foi desenvolvido em 1981 (LOPES; BRAGA JÚNIOR; CONEJO, 1981). Este modelo opera realizando o balanço hidrológico em dois reservatórios: um de solo e um subterrâneo, sendo estes hipotéticos. Como resultado, a cada mês as variáveis de estado sofrem atualização. Para isso, seus parâmetros de entrada (capacidade de saturação do solo, escoamento e recarga) recebem uma atribuição de valores que sugerem a existência de água, em armazenamentos nos reservatórios, no período de iniciação da simulação. A água armazenada em cada reservatório é atualizada a cada intervalo de tempo devido a incorporação de um dado médio novo de chuva, por meio de equações de transferências, sendo em seu total 4 funções. Dessa forma, sendo que E_s o Escoamento superficial (mm), P a Precipitação (mm), T_u o Teor de umidade inicial (adimensional), E_r a evapotranspiração real, E_p a evapotranspiração potencial (mm), P_{es} o parâmetro de escoamento superficial (adimensional), C_{rec} o coeficiente de recarga (adimensional), E_b o escoamento de base (mm), K a constante de recessão ($mês^{-1}$), R_{solo} o reservatório do solo, R_{sub} o reservatório subterrâneo e R_{ec} a recarga subterrânea; as funções de transferência são dadas por:

$$E_s = f_1 \cdot P, \quad (2)$$

onde $f_1 = T_u^{P_{es}}$.

$$E_r = f_2 \cdot E_p, \quad (3)$$

sendo $f_2 = T_u$.

$$R_{ec} = f_3 \cdot R_{solo}, \quad (4)$$

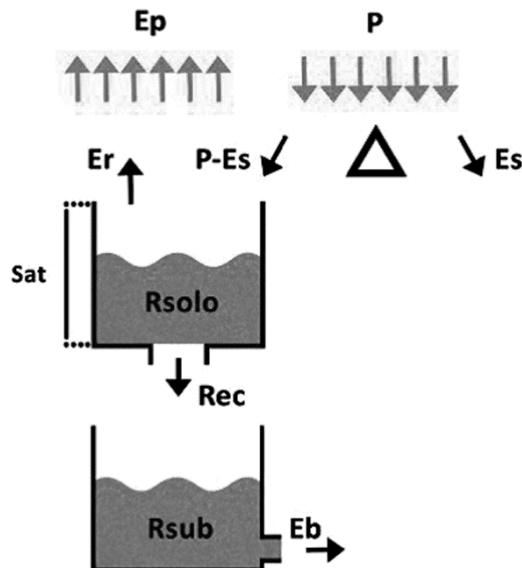
onde $f_3 = C_{rec} \cdot T_u^4$.

$$E_b = f_4 \cdot R_{sub}, \quad (5)$$

em que $f_4 = 1 - K$.

A Figura 3 mostra uma esquematização de como funciona o modelo SMAP mensal.

Figura 3: Esquema de funcionamento do modelo SMAP mensal.



Fonte: LOPES et al. (1981).

Neste trabalho, a calibração se deu em uma única etapa, na qual os parâmetros de Capacidade de Saturação do Solo (Sat), Escoamento superficial (P_Es) e Coeficiente de Recarga, que é o parâmetro associado com a permeabilidade na zona não saturada do solo (C_{rec})

e a taxa de deplecionamento (K) do nível R_{sub} que gera o E_b sofreram uma otimização através da ferramenta solver presente na planilha Microsoft Excel seguido de um refinamento manual por tentativa e erro. A pluviometria média (mm/mês), a vazão observada (m^3/s), a evapotranspiração potencial (mm/mês) e a área da bacia (km^2) foram os dados de entrada inseridos inicialmente. Além disso, outras duas variáveis de estado tiveram seus valores inicializados, foram elas: a Taxa de Umidade do solo inicial ($TUin$) que determina o nível inicial do R_{solo} , e o Escoamento de Base inicial ($EBin$) que define o valor inicial do R_{sub} que foram ajustados manualmente tendo por base os valores calculados para o Coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NASH) a cada simulação.

O NASH é uma função objetivo que mede a eficiência de ajuste entre um modelo e dados observados, sendo um dos critérios mais utilizados em Hidrologia (ANDRADE et al., 2017). Conforme a formulação apresentada por Mathias et al. (2015) e considerando o número de amostras, o_i os dados observados, m_i sendo os dados modelados e \bar{o}_i a média dos dados observados, o NASH é calculado através da equação 6:

$$NASH = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (o_i - m_i)^2}{\sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o}_i)^2}. \quad (6)$$

Os valores de referência para o NASH, sugeridos por Andrade et al. (2017), estão classificados em: bom (entre 0,4 e 0,6), muito bom (0,6 e 0,8) e excelente (acima de 0,8). Sendo o seu valor máximo correspondente a 1, o que indica um perfeito ajuste entre os dados modelados e observados. A Tabela 2 traz os parâmetros do modelo SMAP calibrados para as bacias representativas do SIN.

Tabela 2: Parâmetros do modelo SMAP calibrados para as bacias representativas do SIN.

Basins	Área	TUin	EBin	Str	Pes	Crec	K
Emborcação	29000	55	96	900	3.2	20	2
Nova Ponte	15300	52	70	1100	3	25	2
Itumbiara	51011	52	170	2000	3.1	9	2
São Simão	85729	60	349	2100	4.6	7	2
Furnas	50464	48	221	1400	2.2	26	2
Água Vermelha	89436	55	449	1200	3.3	20	2
Nova Avanhandava	62300	67	352	1200	4.6	10	3
Porto Primavera	190760	54	1071	1400	3.3	20	3
Rosana	100799	65	1149	1300	3.4	22	2
Itaipú	149000	59	2204	1000	2.9	50	1
Santa Cecília	16694	63	110	2000	3.5	8	3
Salto Caxias	57000	61	762	400	1.8	70	1
Itá	44500	78	513	600	3.7	15	1
Dona Francisca	14014	92	120	1900	7	2	1
Três Marias	50600	45	85	1300	2.3	18	1
Sobradinho	447825	31	541	1800	2.5	50	6
Xingó	110275	22	0	500	2.5	1	1
Serra da Mesa	50975	63	107	1800	3.7	3	2
Lajeado	134543	59	163	1350	3.9	4.5	1
Tucuruí	572482	59	919	1200	5	4	1
Belo monte	480000	72	588	2580	10	0.54	1
Teles pires	90707	61	382	1300	3.8	9.3	2
São Luiz do Tapajós	362293	56	1684	1300	3.8	6	2
Santo Antônio	988873	71	3283	2700	6.4	1.64	2

2.7. O Modelo de Regressões Linear

Para estimar as vazões para os postos das Usinas Hidrelétricas que não possuem o modelo SMAP calibrado, que foi utilizado o modelo de Regressão Linear. O mesmo considera, empiricamente, as relações entre as variáveis observadas sem, necessariamente, considerar o comportamento físico do processo; sendo de fácil ajuste e validação (MALFATTI; CARDOSO; HAMBURGER, 2018). O modelo de Regressão Linear relaciona duas variáveis, uma considerada dependente e outra independente, através do método de mínimos quadrados. A equação 7 expressa o modelo de Regressão Linear:

$$y_i = b_0 + b_1 x_i + \varepsilon_i, \quad (7)$$

onde y_i é a i-ésima observação da variável dependente; b_0 é o intercepto; b_1 é a inclinação; X_i é a i-ésima observação da variável independente; ε_i é o erro aleatório ou residual para a i-ésima observação.

Para o presente estudo o modelo de Regressão Linear foi utilizado tendo por base os dados de vazão gerados com o modelo SMAP e as séries mensais de vazões naturalizadas disponibilizadas pelo ONS. Dessa forma, os dados de vazões naturalizadas da ONS são divididas em dois grupos: um com 24 postos e outro com 161, no qual os 24 postos são utilizados como variável dependente ou preditora das demais vazões dos postos. Sendo assim, foi possível obter os parâmetros da regressão dos 185 postos usando o *stepwise*, que é um método interativo que adiciona ou remove variáveis a partir de um critério de seleção, dado a significância da mesma.

2.8. Cálculo da ENA

A partir das vazões naturais mensais obtidas para cada aproveitamento hidroelétrico foi possível estimar a ENA. Segundo a

ONS (2017), a mesma é calculada a partir das vazões naturais e das produtividades equivalentes ao armazenamento de 65% do volume útil dos reservatórios dos aproveitamentos hidroelétricos, sendo obtida em base diária, semanal, mensal ou anual e, também, por bacia e por subsistema, de acordo com os sistemas de aproveitamentos hidroelétricos existentes nas configurações de bacias hidrográficas e de subsistemas elétricos, através da expressão:

$$ENA_{bacia}(t) = \sum_{i=1}^m [Q_{nat}(j, t) \cdot p(j)], \quad (8)$$

onde t é o intervalo de tempo de cálculo da ENA, i é o aproveitamento pertencente ao sistema de aproveitamentos da bacia considerada; Q_{nat} é a vazão natural do aproveitamento no intervalo de tempo considerado; p é a produtividade média do conjunto turbina-gerador do aproveitamento hidrelétrico, referente à queda obtida pela diferença entre o nível de montante, correspondente a um armazenamento de 65% do volume útil, e o nível médio do canal de fuga; j aproveitamento pertencente ao sistema de aproveitamentos do subsistema considerado; e m é o número de aproveitamentos existentes no sistema de aproveitamentos que, para este estudo, foram 120.

2.9. Análise Estatística das Projeções

Para as análises estatísticas das projeções, foram utilizados dois métodos, são eles: (i) o cálculo das anomalias sazonais; e (ii) o teste de tendência não paramétrico de Mann-Kendall-Sen. Para o cálculo das anomalias sazonais das vazões e ENA utilizou-se os dados do RCM para as projeções relacionados com os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 (período de 2007 até o final do século XXI) em comparação com a representação do RCM (cenário *histotical*) para o século XX (período de 1951-1999), conforme equação 9:

$$A_{anual} = \frac{(P_{XXI}^a - P_{XX}^a)}{P_{XX}^a} \cdot 100, \quad (9)$$

onde P_{XXI}^a é a média anual das variáveis das projeções para os cenários do século XXI e P_{XX}^a é a média anual das variáveis do século XX.

De outra forma, foi utilizado o teste não paramétrico de Mann-Kendall-Sen para verificar tendências nas séries de vazão e ENA nas projeções dos cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 para o século XXI. Segundo Moreira e Naghettini (2016), o teste não paramétrico de Mann-Kendall-Sen vem sendo amplamente utilizado para estudos hidrológicos e é recomendado pela Organização Mundial de Meteorologia (OMM) para análise de séries temporais de variáveis ambientais.

Como no cálculo da anomalia, para os testes de tendência de Mann-Kendall-Sen, as projeções do século XXI foram comparadas com as características do século XX. Para tanto, as mesmas foram padronizadas de acordo com a equação 10:

$$Z = \frac{(X_{XXI}^j - \bar{X}_{XX})}{\sigma_{XX}}, \quad (10)$$

onde Z são as séries dos cenários do XXI padronizadas; X_{XXI}^j são as séries médias anuais dos cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 para um ano j ; \bar{X}_{XX} são as médias das séries médias anuais do século XX; e σ_{XX} são os desvios padrão das séries médias anuais do século XX.

Sendo assim, segundo Yue, Pilon e Cavadias (2002) e Wagesho, Goel e Jain (2012), a estatística do teste Mann-Kendall para uma série (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) proveniente de uma amostra de n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, é dada na equação 11:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sinal}(Z_j - Z_i), \quad (11)$$

onde S são os valores da série em intervalos de tempo anuais; i e j são os índices de tempo, e n é o número de elementos da série (MOREIRA; NAGHETTINI, 2016). O termo sinal ($Z_j - Z_i$) é resultado da equação 12:

$$\text{sinal}(Z_j - Z_i) = \begin{cases} +1 & \text{se } (Z_j - Z_i) > 0 \\ 0 & \text{se } (Z_j - Z_i) = 0 \\ -1 & \text{se } (Z_j - Z_i) < 0 \end{cases} \quad (12)$$

Para o teste de hipótese nula H_0 (que considera não ter uma tendência positiva), foram utilizadas as variáveis TAU e p-valor. A variável TAU está relacionada ao coeficiente de classificação de correlação e quantifica a associação monotônica, sendo dada pela equação 13:

$$\text{TAU} = \frac{S}{\frac{1}{2}n(n-1) - \sum_{i=1}^g t_i}, \quad (13)$$

onde n é o tamanho da série.

A H_0 é aceita no TAU de Mann-Kendall quando o teste for menor que um valor crítico denominada α , que para esse estudo foi de $\alpha = 0,05$ (para uma significância estatística de 95%), ou seja, para $\text{TAU} < \alpha$, a série não possui tendência positiva. Caso contrário, ou seja, para $\text{TAU} \geq \alpha$, a ST possui tendência positiva. De outra forma, o p-valor da estatística S considera a H_0 verdadeira, para $p\text{-valor} > \alpha$ e falsa para $p\text{-valor} \leq \alpha$ (MOREIRA; NAGHETTINI, 2016).

O Estimador de Sen, por sua vez, fornece a magnitude das tendências detectadas. Segundo Moreira e Naghettini (2016), a mesma é estimada através da estatística Q, dada pela equação 14:

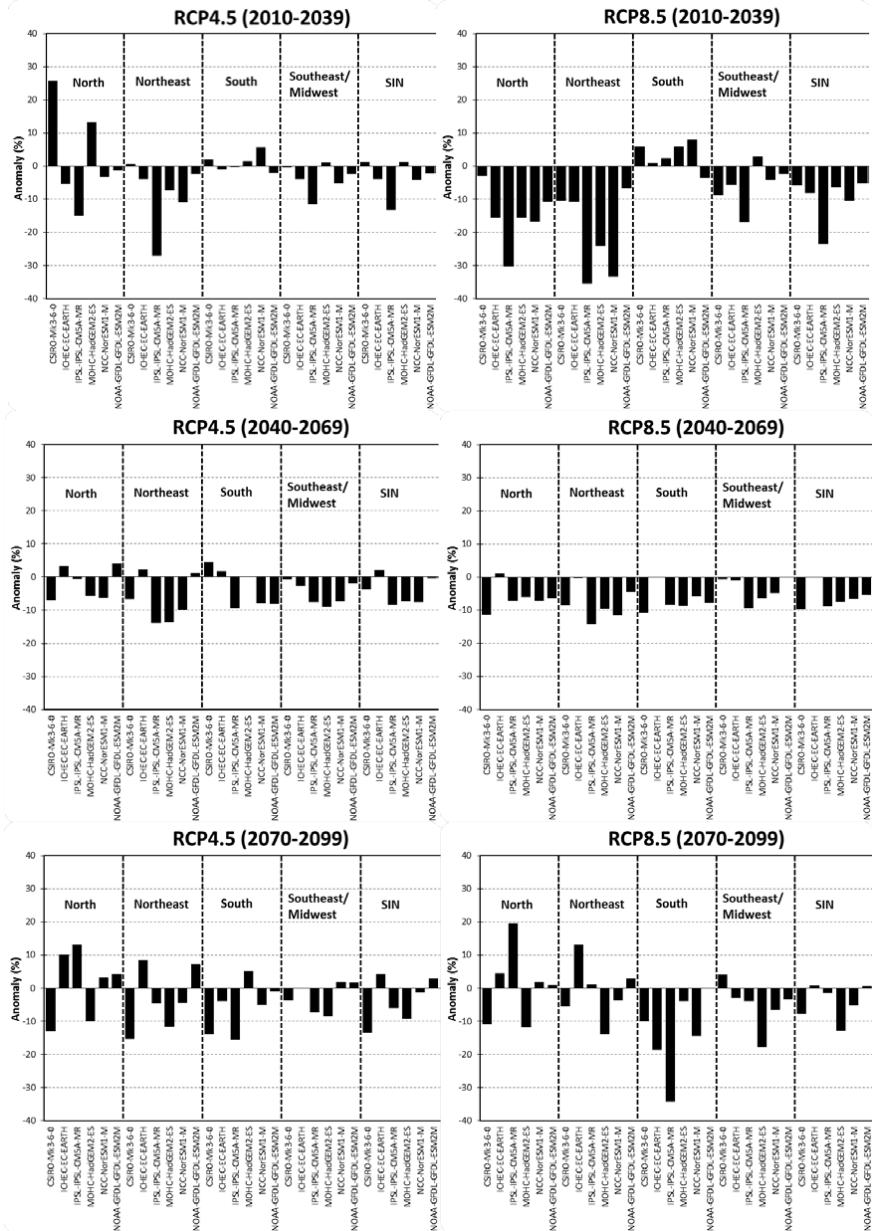
$$Q_{ij} = \frac{X_j - X_i}{j - i} \text{ com } i < j \quad (14)$$

onde X_i e X_j estão relacionados com os valores da variável em estudo nos tempos i e j (MOREIRA; NAGHETTINI, 2016). O valor positivo ou negativo para Q indica tendência crescente ou decrescente, respectivamente.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 4 indica o comportamento das anomalias médias percentual da ENA mostradas pelos modelos do CORDEX para os períodos de 2010 a 2039, 2040 a 2069 e 2070 a 2099 para os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 em relação ao período de 1951 a 1999 para 120 bacias do setor elétrico brasileiro. Os modelos mostram maior dispersão no período de 2070 a 2099, o que pode estar associado ao fato da incerteza das projeções aumentarem em função do tempo. Os modelos do CORDEX ainda indicam projeções com reduções mais intensas no cenário RCP 8.5 do que o RCP 4.5 nos três períodos. Isso, por sua vez, pode estar associado ao aumento de temperatura projetado pelo RCP 8.5, tendo por consequência um aumento das evapotranspirações potenciais projetadas para o século XXI.

Figura 4: Anomalia percentual anual da ENA dos cenários RCP4.5 e RCP8.5 para os subsistemas que compõem o SIN.



Para o primeiro período (2010-2039), a maioria dos modelos indicaram uma maior possibilidade de redução na ENA para maioria dos setores – com magnitudes das anomalias médias no SIN entre -5% e -25% para o cenário RCP 8.5, com destaque para o setor norte e nordeste com alguns modelos indicando redução abaixo de -30%. No entanto, para o setor sul, a maioria dos modelos indicaram um provável aumento da ENA que pode estar associado ao aumento da umidade nesse setor.

Para o período de 2040 a 2069 os modelos sugerem diminuição da ENA para todos os setores, sendo mais intenso no cenário RCP 8.5 do que no cenário RCP 4.5. No período de 2070 a 2099, para o setor norte e nordeste, os modelos indicam bastante incerteza, não havendo convergência a respeito dos resultados dos mesmos na anomalia média anual. Os modelos CSIRO-MK3-6-0 e MOHC-Had-GEM2-ES, por exemplo, indicam diminuição da ENA; enquanto os modelos ICHEC-EC-EARTH, IPSL-IPSL-CM5A-MR e NOAA-GFDL-G-FDL-ESM2M sugerem aumento da ENA. Nos demais setores e para a média no SIN a maioria dos modelos indicam diminuição da ENA.

A mediana das anomalias das vazões médias anuais e ENA reforça que o impacto das mudanças climáticas, mesmo não ocorrendo uniformemente distribuído no Brasil pelos diversos postos, indicam redução das vazões e ENA – com maior intensidade no cenário RCP 8.5 do que no cenário RCP 4.5 – nos setores Centro-Oeste e Sul, conforme as Figuras 5 e 6.

Figura 5: Mediana das anomalias médias anuais percentual da vazão dos modelos do CORDEX, referente aos cenários RCP 4.5 no período de a) 2010-2039, b) 2040-2069, c) 2070-2099 e RCP 8.5 no período de d) 2010-2039, e) 2040-2069, f) 2070-2099.

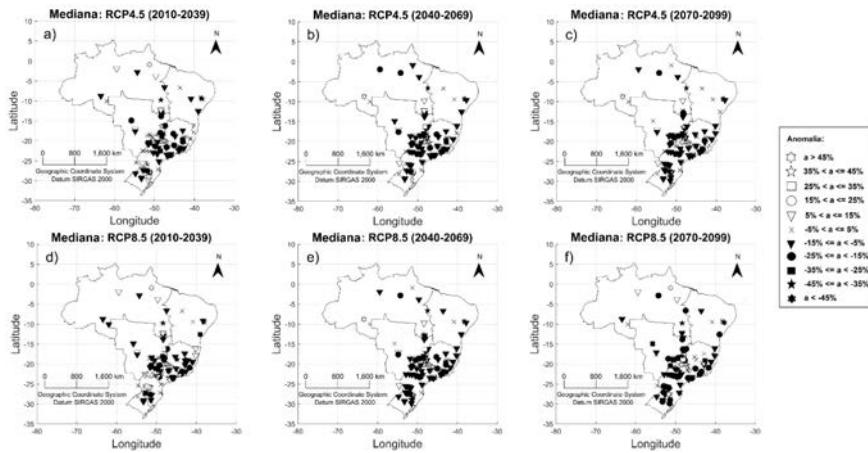
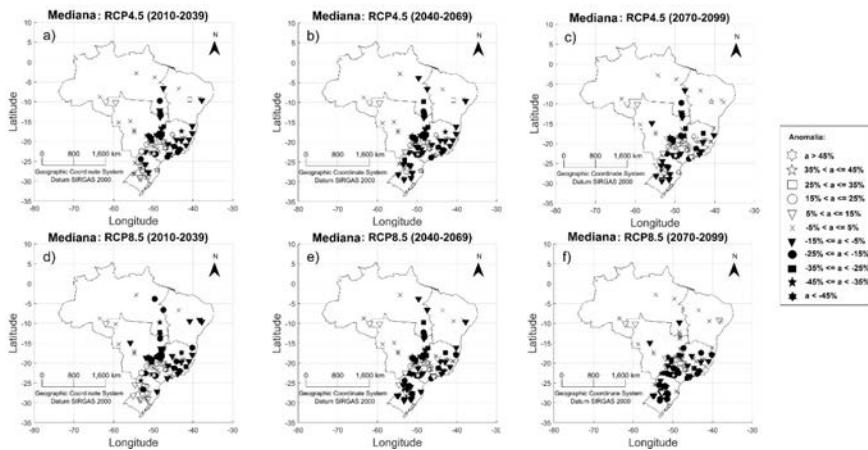


Figura 6: Mediana das anomalias médias anuais percentual de ENA dos modelos do CORDEX, referente aos cenários RCP 4.5 no período de a) 2010-2039, b) 2040-2069, c) 2070-2099 e RCP 8.5 no período de d) 2010-2039, e) 2040-2069, f) 2070-2099.



No extremo Sul, por exemplo, observa-se que a maioria dos postos indicam uma redução na vazão e ENA, com modulo variando entre -5% e -25%, no cenário RCP 8.5 no período de 2070 a 2099, conforme as Figuras 5f e 6f. Nos demais períodos, para os dois cenários, a maioria dos postos apresentaram leve divergência espacial com magnitudes positivas e negativas, e para o cenário RCP 8.5, no período 2010 a 2039 (ver Figura 6a), apresentaram anomalias positivas com magnitude entre 5% e 15% para a ENA.

No subsistema Sudeste/Centro-Oeste, a maioria postos também apresentaram anomalias negativas para as vazões e ENA durante todos os cenários e períodos. Para o cenário RCP 8.5 no período de 2070 a 2099, por exemplo, alguns postos apresentaram magnitudes inferiores a -45% para a vazão e ENA, conforme Figuras 5f e 6f.

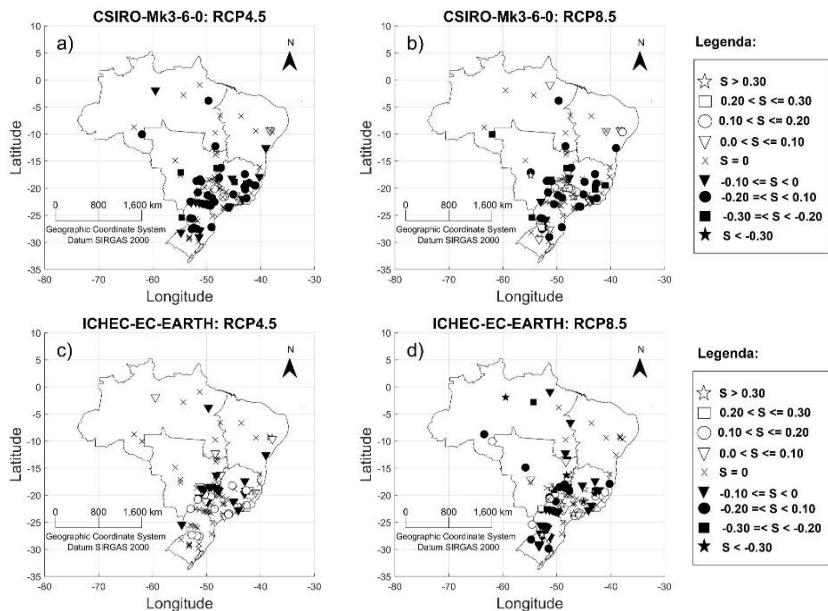
No subsistema Norte se observou uma leve divergência espacial entre as respostas dos postos aos cenários de mudanças climáticas. Os postos mais próximos da região Nordeste com tendência significativa, apresentaram redução na vazão com magnitude das anomalias médias abaixo de -35% no RCP 8.5 no período de 2010 a 2039, enquanto a maioria dos postos mais ao Norte e próximos do Centro-Oeste, apresentaram anomalias positivas com magnitudes superiores a 45%. Por outro lado, para a ENA, devido à ausência de informações de produtividade para alguns postos localizados no extremo Norte, não foi possível verificar anomalias significativas nessa região. Para os postos mais próximos da região Nordeste a maioria dos postos indicaram redução da ENA com magnitudes das anomalias médias abaixo de -35% no cenário RCP 8.5 para o período de 2010 a 2039 que pode estar associado a diminuição da umidade nesse setor.

No subsistema Nordeste, para os postos que apresentaram anomalias significativas, as medianas das anomalias percentuais dos modelos indicam redução das vazões e ENA para ambos os cenários,

com módulo superior para o cenário RCP8.5 – sugerindo que essa região é sensível ao aumento das emissões de gases de efeito estufa.

As Figuras 7 e 8 trazem as declividades da tendência, segundo o método de Mann-Kendall-Sen, dos modelos do CORDEX para os cenários RCP 4.5 e RCP8.5 das variáveis de vazão e ENA, respectivamente. Nas elas é possível verificar, analisando os conjuntos de modelos e levando em consideração todo o SIN, que as tendências são muito mais significativas no cenário RCP 8.5 – cenário de maior emissão dos gases de efeito estufa –, em detrimento ao cenário RCP 4.5, o que sugere que as estações do SIN são sensíveis ao aumento dessas emissões, causando impactos nas vazões e ENA.

Figura 7: Tendência, segundo o método de Mann-Kendall-Sen, da vazão média anual padronizada, referente aos cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 do CORDEX para o período de 2010 a 2099.



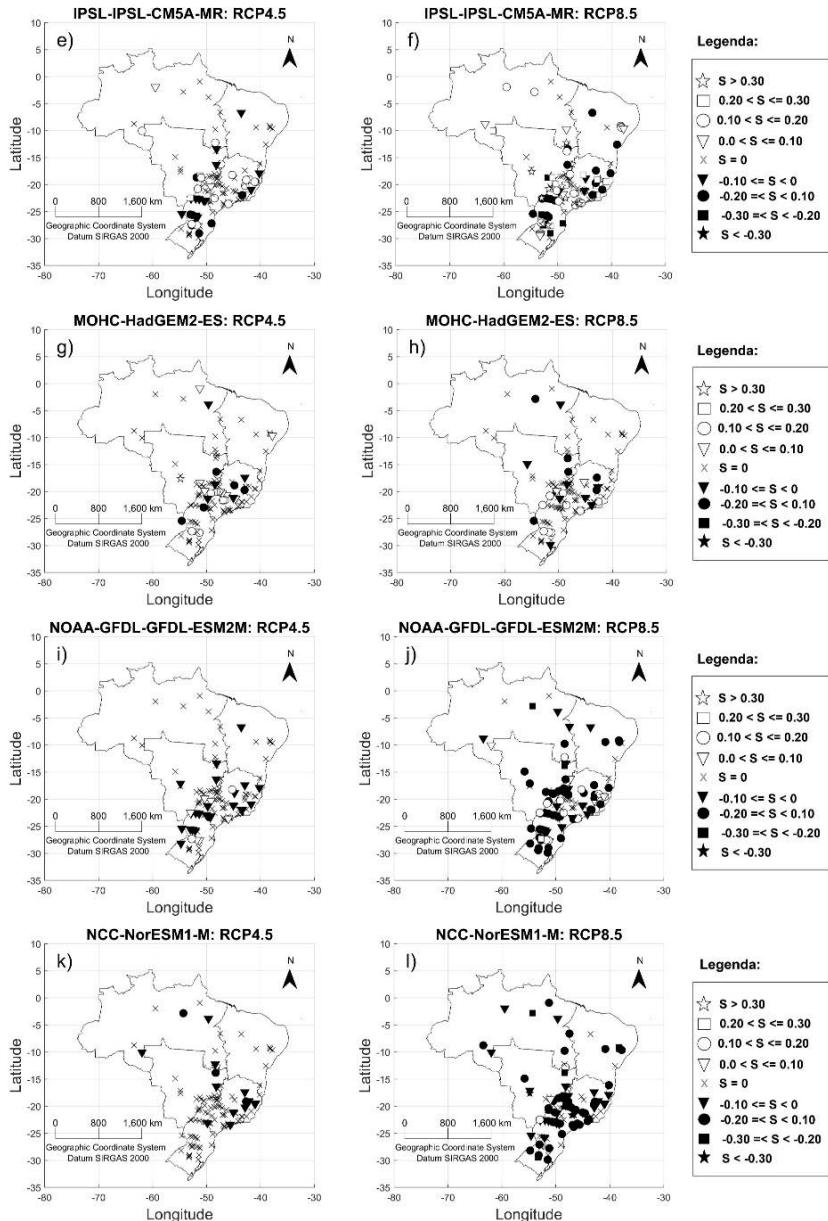
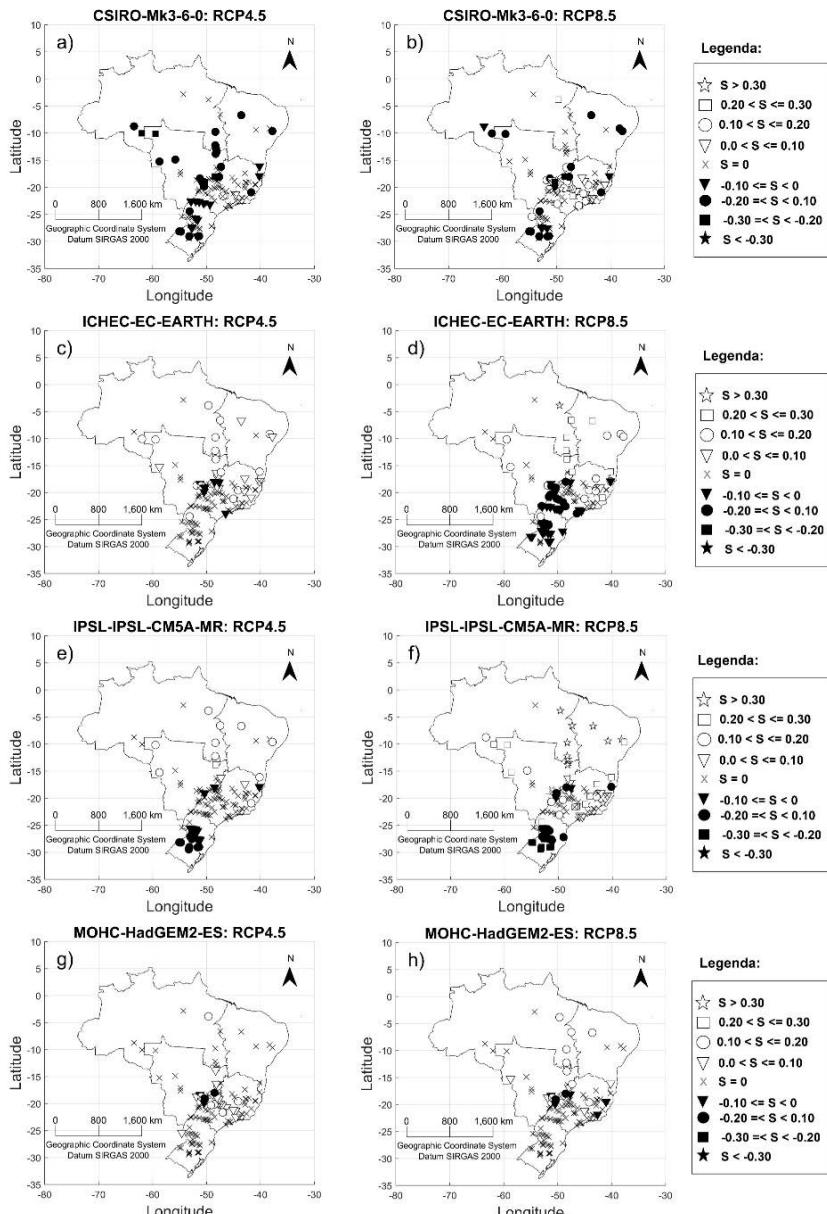
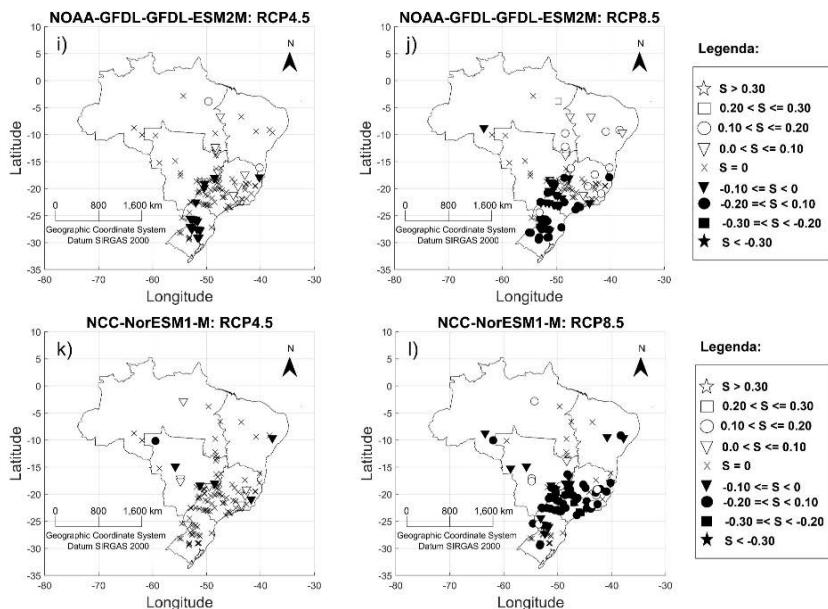


Figura 8: Tendência, segundo o método de Mann-Kendall-Sen, da ENA média anual padronizada, referente aos cenários RCP 4.5 e RCP 8.5 do CORDEX para o período de 2010 a 2099.





Para o subsistema Sul, por exemplo, a maioria dos modelos apresentaram declividade de tendência negativa para as variáveis de vazão e ENA para ambos cenários. Todavia, para o cenário RCP 8.5, esses valores foram mais significativos – variando entre -0.10 e -0.20 – reforçando que a maioria dos postos dessa região são sensíveis ao aumento das emissões de gases de efeito, que contribuem para projeções de redução dos recursos hídricos e energéticos para os hidrossistemas brasileiros.

Para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste, a maioria dos postos apresentaram uma leve divergência na declividade de tendência; onde os postos localizados mais a Sudeste, apresentaram magnitude das tendências negativa, enquanto que para a região mais a Centro-Oeste, a maioria dos modelos indicaram ausência de tendência.

Para os demais subsistemas, Norte e Nordeste, os modelos apresentaram divergências nas declividades das tendências

para as vazões. Para o subsistema Norte, por exemplo, os postos apresentaram declividades distintas para maioria dos modelos. A exceção foram os modelos ICHEA-EC-EARTH e NCC-NorESM1-M, que apontam para declividades de tendência negativa para a maioria dos postos dessa região. No subsistema do Nordeste, a maioria dos modelos indicam ausência de tendência para a região; no entanto, para os modelos NOAA-GFDL-GFDL-ESM2M e NCC-NorESM1-M, a maioria dos postos apresentam declividade de tendência negativa.

Para a ENA, quatro modelos indicam tendência positiva para os postos localizados no subsistema Norte e próximos da região Nordeste, se destacando o modelo IPSL-IPSL-CM5A-MR com magnitude acima de 0.30. No subsistema Nordeste três modelos indicam aumento da ENA para o cenário RCP 8.5, desses, também se destaca o modelo IPSL-IPSL-CM5A-MR com magnitude acima de 0.30 para a região.

4. CONCLUSÃO

As análises propostas pelo presente estudo visaram identificar padrões de projeções para as vazões e ENA para o SIN acerca dos impactos associados as mudanças climáticas. Tais informações são de grande importância para os órgãos do governo e sociedade, pois servem de suporte para tomada de decisões quanto ao gerenciamento dos recursos hídricos e energéticos sob um clima em mudança.

Os modelos do CORDEX indicaram projeções de redução com maior intensidade no cenário RCP 8.5 do que no RCP 4.5 para todos os subsistemas e períodos estudados. No entanto, os impactos ocorreram de forma distinta nas vazões e ENA de acordo com o período e subsistemas do setor elétrico brasileiro.

No período de 2010 a 2039, a maioria dos modelos indicaram uma maior possibilidade de redução na vazão e ENA para maioria dos setores, com destaque para o setor Norte e Nordeste, onde alguns modelos apontaram reduções abaixo de -30%, ao passo que no setor sul a maioria dos modelos indicaram um provável aumento da ENA.

No período de 2040 a 2069 os modelos sugerem diminuição da vazão e ENA para todos os setores, mas com menor intensidade quando comparados ao demais períodos estudados, em contrapartida houve maior dispersão no período de 2070 a 2099, o que podem estar associados ao fato da incerteza das projeções aumentarem em função do tempo. Nesse último período observou-se que os setores Norte e Nordeste apresentaram bastante incerteza, não havendo convergência a respeito dos resultados dos mesmos na anomalia média anual e nas tendências pelo método de Mann-Kendall-Sen.

Os modelos CSIRO-MK3-6-0 e MOHC-HadGEM2-ES, por exemplo, indicam diminuição da ENA; enquanto os modelos ICHE-C-EC-EARTH, IPSL-IPSL-CM5A-MR e NOAA-GFDL-GFDL-ESM2M sugerem aumento da mesma.

As análises das declividades das tendências reforçaram o fato das reduções das vazões e ENA serem mais significativas no cenário RCP 8.5 – cenário de maior emissão dos gases de efeito estufa –, em detrimento ao cenário RCP 4.5. Isso sugere que os postos do SIN são sensíveis ao aumento dessas emissões, causando impactos nas vazões e ENA, que por sua vez, podem estar associados as mudanças nos padrões espaciais e temporais de precipitação e evapotranspiração, que tendem a diminuir e aumentar, respectivamente, durante o século XXI.

Diante disso, e somadas ao possível crescimento da demanda por energia elétrica no Brasil nos próximos anos, podem acarretar em uma crise no setor elétrico brasileiro, podendo influenciar em

investimentos em energias não renováveis devido ao risco de não atendimento ao usuário com a matriz energética atual, causando um feedback positivo para a mudança climática e, consequentemente, aumentando seus danos a todo o sistema climático. De outra forma, poderia influenciar em investimento em fontes renováveis (eólica e solar, por exemplo), para que estas possam atingir uma maior participação na matriz energia elétrica brasileira. Todavia, para este último, se faz necessário uma política bastante complexa com investimentos em tecnologias e capacitações de mão de obra, para que, a longo prazo, o custo dessa geração se torne mais barato para o país.

5. REFERÊNCIAS

- AL-MUTRAFI, H. et al. Assessment of the Water-Energy Nexus in the Municipal Water Sector in Eastern Province, Saudi Arabia. **Computational Water, Energy, And Environmental Engineering**, [S.I.], v. 07, n. 01, p.1-26, 2018.
- ALVES, B. C. C.; SOUZA FILHO, F. A.; SILVEIRA, C. S. Análise de tendência e Padrões de Variação das séries históricas de vazões do Operador Nacional de Sistemas (ONS). **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 18, n. 4, p. 19-34, 2013.
- CAPOZZOLI, C. R.; CARDOSO, A. O.; FERRAZ, S. E. T. Padrões de Variabilidade de Vazão de Rios nas Principais Bacias Brasileiras e Associação com Índices Climáticos. **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 32, n. 2, p.243-254, jun. 2017. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-77862017000200243&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em: 22 jun. 2019.
- COLLISCHONN, B.; CLARKE, R. T. Estimativa e incerteza de curvas cota-volumen por meio de sensoriamento remoto. **Rbrh**, [S.I.], v. 21, n. 4, p.719-727, 13 out. 2016.
- DHAUBANJAR, S.; PANDEY, V. P.; BHARATI, L. Climate Futures for Western Nepal based on Regional Climate Models in the CORDEX-SA. **International Journal Of Climatology**, [S.I.], p.1-62, out. 2019.
- EPE, EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Balanço Energético Nacional 2018: Ano base 2017. **EPE**. Rio de Janeiro. 2018.

EYRING, V. et al. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. **Geoscientific Model Development**, [S.I.], v. 9, n. 5, p.1937-1958, 26 maio 2016.

FERNANDES, R. O. et al. Reservoir yield intercomparison of large dams in Jaguaribe Basin-CE in climate change scenarios. **Rbrh**, [S.I.], v. 22, p.1-11, 2017.

HARGREAVES, G. H.. Defining and Using Reference Evapotranspiration. **Journal Of Irrigation And Drainage Engineering**, [S.I.], v. 120, n. 6, p.1132-1139, nov. 1994.

HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. A.. Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. **Applied Engineering In Agriculture**, [S.I.], v. 1, n. 2, p.96-99, 1985.

IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change: Climate Change 2007: The physical science basis. Cambridge, 18 p. 2007.

IPCC, 2014: Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L. White (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 1132 pp.

JUNGES, A. H. ; BREMM, C.; FONTANA, D. C. Climatologia, variabilidade e tendências de chuvas em Veranópolis, RS, Brasil. **Rev. bras. eng. agrícola. ambiente**. Campina Grande, v. 23, n. 3, p.160-166, mar. 2019. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-43662019000300160&lng=en&nrm=iso>. Acesso em 22 de junho de 2019.

KAYANO, M. T.; CAPISTRANO, V. B. How the Atlantic multidecadal oscillation (AMO) modifies the ENSO influence on the South American rainfall. **International Journal of Climatology**, [S.I.], v. 34, n. 1, p.162-178, 5 jun. 2013.

KNIGHT, J. R.; FOLLAND, C. K.; SCAIFE, A. A. Climate impacts of the Atlantic Multidecadal Oscillation. **Geophysical Research Letters**, [S.I.], v. 33, n. 17, p.1-4, 2006.

KOUTROULIS, A. G. et al. Global water availability under high-end climate change: A vulnerability based assessment. **Global And Planetary Change**, [S.I.], v. 175, p.52-63, abr. 2019.

- LUCENA, A. F.P. et al. Interactions between climate change mitigation and adaptation: The case of hydropower in Brazil. **Energy**, [S.I.], v. 164, p.1161-1177, dez. 2018.
- MALFATTI, M. G. L.; CARDOSO, A. O.; HAMBURGER, D. S. Modelo Empírico Linear para Previsão de Vazão de Rios na Usina Hidrelétrica de Itaipu – Bacia do Rio Paraná. **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 33, n. 2, p. 257-268, June 2018.
- MARCOS JUNIOR, A. D. et al. Classificação Climática de Thornthwaite para o Brasil com Base em Cenários de Mudanças Climáticas do IPCC-AR5. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.I.], v. 33, n. 4, p.647-664, dez. 2018.
- MOREIRA, J. G. V.; NAGHETTINI, M. Detecção de Tendências Monotônicas Temporais e Relação com Erros dos Tipos I e II: Estudo de Caso em Séries de Precipitações Diárias Máximas Anuais do Estado do Acre. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.I.], v. 31, n. 4, p.394-402, 29 set. 2016.
- NAZ, B. S. et al. Effects of climate change on streamflow extremes and implications for reservoir inflow in the United States. **Journal of Hydrology**, [S.I.], v. 556, p.359-370, jan. 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169417307928>>. Acesso em: 21 jun. 2018.
- O'NEILL, B. C. et al. The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. **Geoscientific Model Development**, [S.I.], v. 9, n. 9, p.3461-3482, 28 set. 2016.
- ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – **Submódulo 23.5 Critérios para estudos hidrológicos**. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 11p, 2017.
- ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. O Sistema Interligado Nacional. [S.I.], 2020. Disponível em: <<http://www.ons.org.br>>. Acesso em: 05 nov. 2019.
- PARDOE, J. et al. Climate change and the water–energy–food nexus: insights from policy and practice in Tanzania. **Climate Policy**, [S.I.], v. 18, n. 7, p.863-877, 5 dez. 2017.
- PINHEIRO, E. et al. Relação Entre Duração dos Eventos de *El Niño* com as Condições do Atlântico Tropical e a Precipitação no Ceará. **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 33, n. 3, p.497-508, set. 2018.
- PRADO, F. A. et al. How much is enough? An integrated examination of energy security, economic growth and climate change related to hydropower

expansion in Brazil. **Renewable And Sustainable Energy Reviews**, [S.I.], v. 53, p.1132-1136, Jan. 2016.

QUEIROZ, A. R. et al. Hydropower revenues under the threat of climate change in Brazil. **Renewable Energy**, [S.I.], v. 133, p.873-882, abr. 2019.

RAO, J. et al. Combined Impact of El Niño–Southern Oscillation and Pacific Decadal Oscillation on the Northern Winter Stratosphere. **Atmosphere**, [S.I.], v. 10, n. 4, p.211-217, 22 abr. 2019.

RAO, V. B. et al. Is the Recent Increasing Trend of Rainfall over Northeast Brazil Related to Sub-Saharan Drought? **Journal of Climate**, [S.I.], v. 19, n. 17, p.4448-4453, set. 2006.

REBOITA et al. Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.I.], v. 25, n. 2, p. 185-204, 2010.

ROCHA, R. V.; SOUZA FILHO, F. A.; SILVA, S. M. O. Análise da Relação entre a Precipitação Média do Reservatório Orós, Brasil - Ceará, e os índices PDO e AMO Através da Análise de Changepoints e Transformada de Ondetas. **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 34, n. 1, p.139-149, Mar. 2019.

SCANLON, B. R. et al. The food-energy-water nexus: Transforming science for society. **Water Resources Research**, [S.I.], v. 53, n. 5, p.3550-3556, maio 2017.

SCHNEIDER, U. et al. Evaluating the Hydrological Cycle over Land Using the Newly-Corrected Precipitation Climatology from the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC). **Atmosphere**, [S.I.], v. 8, n. 12, p.52-59, 3 mar. 2017.

SILVEIRA, C. S. et al. Análise das projeções de vazões nas bacias do setor elétrico brasileiro usando dados do IPCC-AR4 para o século XXI. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19,n. 4, p. 59-71, 2014.

SILVEIRA, C. S. et al. Projections of the Affluent Natural Energy (ANE) for the Brazilian electricity sector based on RCP 4.5 and RCP 8.5 scenarios of IPCC-AR5. **Hydrology And Earth System Sciences Discussions**, [S.I.], p.1-18, 19 abr. 2016.

SIMMONS, A. J.; BURRIDGE, D. M. An Energy and Angular-Momentum Conserving Vertical Finite-Difference Scheme and Hybrid Vertical Coordinates. **Monthly Weather Review**, [S.I.], v. 109, n. 4, p.758-766, abr. 1981.

STRANDBERG, G. et al. CORDEX scenarios for Europe from the Rossby Centre regional climate model RCA4. 116. ed. Norrköping: Smhi, 2014. 84 p. Disponível em: <https://www.smhi.se/polopoly_fs/1.90273!/Menu/general/extGroup/attachmentColHold/mainCol1/file/RMK_116.pdf>. Acesso em: 31 out. 2019.

STRECK, N. A. et al. Associação da variabilidade da precipitação pluvial em Santa Maria com a Oscilação Decadal do Pacífico. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, [S.I.], v. 44, n. 12, p.1553-1561, dez. 2009.

TOLEDO, C. E.; ARAÚJO, J. C.; ALMEIDA, C. L. The use of remote-sensing techniques to monitor dense reservoir networks in the Brazilian semiarid region. **International Journal of Remote Sensing**, [S.I.], v. 35, n. 10, p. 3683-3699, 2014.

TOFIQ, F.; GÜVEN, A. Potential changes in inflow design flood under future climate projections for Darbandikhan Dam. **Journal of Hydrology**, [S.I.], v. 528, p.45-51, set. 2015. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169415004369>>. Acesso em: 21 jun. 2018.

VIEGAS, et al. Caracterização dos Diferentes Tipos de *El Niño* e seus Impactos na América do Sul a Partir de Dados Observados e Modelados. **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 34, n. 1, p.43-67, mar. 2019. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-77862019000100043&lng=en&nrm=iso>. Acessado em: 22 junho 2019.

WAGESHO, N.; GOEL, N.K.; JAIN, M.K. Investigation of nonstationarity in hydro-climatic variables at Rift Valley lakes basin of Ethiopia. **Journal of Hydrology**, [S.I.], v. 444-445, p. 113-133, mar. 2012.

YUE, S.; PILON, P.; CAVADIAS, G. Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. **Journal Of Hydrology**, [S.I.], v. 259, n. 1-4, p.254-271, mar. 2002.

ZHANG, X. et al. Impacts of climate change, policy and Water-Energy-Food nexus on hydropower development. **Renewable Energy**, [S.I.], v. 116, p.827-834, fev. 2018.

ZHOU, Y. et al. Managing water resources from the energy - water nexus perspective under a changing climate: A case study of Jiangsu province, China. **Energy Policy**, [s.l.], v. 126, p.380-390, mar. 2019.

UTILIZAÇÃO DE MACHINE LEARNING COM DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO: CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DO SOLO DA CAATINGA

João Maria de Andrade

John Elton de Brito Leite Cunha

Iana Alexandra Alves Rufino

Carlos de Oliveira Galvão

Sabrina Holanda Oliveira

Ulisses Alencar Bezerra

1. INTRODUÇÃO

A Caatinga é a maior FTSS contínua do continente Americano (Allen et al., 2017; Queiroz et al., 2017; Pennington et al., 2018), cobrindo uma área de cerca de 844,453 km², correspondendo a 11% da Território brasileiro com cerca de ~ 1700 espécies, das quais pelo menos 300 são endêmicas (Moro et al., 2014; Brasil-MMA, 2019; Castanho et al., 2020). A conservação da Caatinga tem influência direta em diversos processos ambientais associados à proteção do solo, recursos hídricos, manutenção do clima (Manhães et al., 2016) e atividades econômicas (Brasil-MMA, 2019). Dentre os biomas brasileiros, apesar de sua rica variação na topografia, clima, fauna, vegetação e solo, sendo-lhe conferida o título de floresta seca mais rica do mundo no que se refere a biota, a Caatinga se enquadra como o bioma menos estudado quando comparado às florestas tropicais da Amazônia e das savanas do Brasil central (Santos et al., 2011; Tabarelli et al., 2018, Gomes et al., 2020). Carecendo,

assim, de informações precisas acerca da cobertura do solo para um monitoramento e desenvolvimento eficientes de estudos ambientais (hidrológicos e ecossistêmicos) e estratégias de gestão (Gómez et al., 2016).

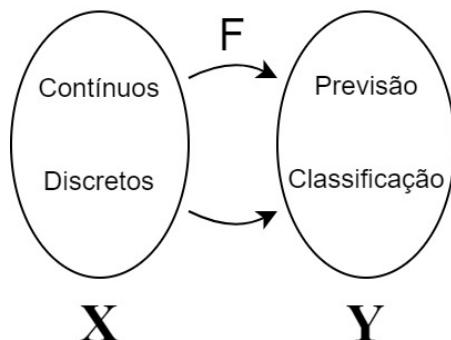
O Sensoriamento Remoto é utilizado em estudos relacionados a mudança de uso e cobertura do solo na Caatinga e para mapeamento de suas fisionomias. Por exemplo, Silveira et al. (2018) utilizou dados multi-temporais Sentinel-2 e LiDAR para mapeamento das fisionomias na Caatinga. Beuchle et al. (2015) destaca as mudanças na cobertura do solo da Caatinga com base na série Landsat. Oliveira et al. (2017) analisa o desmatamento em áreas protegidas decorrente da expansão agrícola no oeste da Bahia baseado no mapeamento do uso e cobertura do solo geradas através de imagens Landsat 5. A disponibilidade de dados de SR e avanço dos algoritmos de classificação oferecem novas oportunidades para o mapeamento das complexas fisionomias da Caatinga.

Os algoritmos de *machine learning* (ML) têm sido empregados por pesquisadores e cientistas de SR para mapeamento da cobertura do solo nos últimos anos (Silveira et al., 2018; Nguyen et al., 2020). De modo geral, esses algoritmos são de natureza não paramétrica e são eficientes em termos de tempo de processo e têm a capacidade de produzir alta precisão (Fassnacht et al., 2016), eles aprendem as características do objeto por meio das amostras de treinamento e as usam para identificar as características dos dados não classificados (James et al., 2013; Belgiu e Drăguț, 2016). Assim, a associação das técnicas de ML e SR está em constante evolução em decorrência da maior disponibilidade de informações da cobertura do solo e aumento da capacidade computacional para o processamento dos dados.

1.1. Machine Learning

Machine Learning (ML) é um campo da inteligência artificial usado para identificar padrões e realizar previsões, apresentando implementação mais fácil e de menor custo computacional quando comparado com modelos de base física (Mosavi, 2018). O termo ML se refere a técnicas que estabelecem relação entre dois conjuntos de dados. Por exemplo, a relação entre os elementos do conjunto domínio X a elementos do conjunto imagem Y, quando Y é contínuo a função F (modelo de ML) realiza uma previsão, quando Y é discreto, realiza uma classificação (James et al., 2013) (Figura 1).

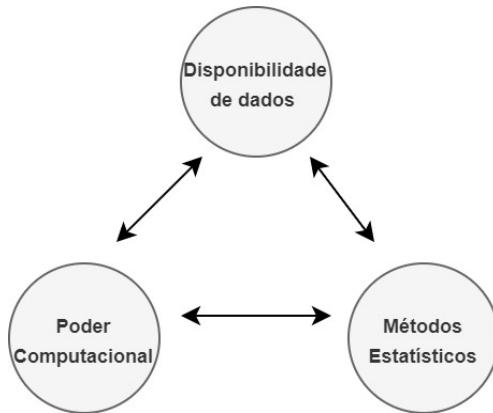
Figura 1: Relação entre dois conjuntos de dados utilizados pelas técnicas de ML com a finalidade de realizar previsão ou classificação.



Este campo é originado em um ambiente onde os dados disponíveis, métodos estatísticos e o poder de computação evoluíram rápida e simultaneamente (Figura 2). O necessário crescimento de dados e poder adicional de computação, estimulou o desenvolvimento de métodos estatísticos para analisar grandes conjuntos de dados, isso criou um ciclo de avanço permitindo um

volume de dados ainda maior e mais interessante a ser coletado (Lantz, 2013).

Figura 2: Ciclo de desenvolvimento dos modelos de ML a partir do avanço computacional, métodos estatísticos e disponibilidade de dados. Fonte: Adaptado de Lantz (2013).



A maioria dos problemas de ML recai em uma de duas categorias, supervisionado ou não supervisionado. Por exemplo, na categoria supervisionada existe uma observação da (s) medição (ões) do preditor x_i , $i = 1, \dots, n$ há uma resposta associada y_i , nesse caso a intenção é ajustar um modelo de ML que relate a resposta aos preditores, com o objetivo de prever com precisão a resposta para novas observações (previsão) ou compreender melhor a relação entre a resposta e os preditores (inferência) (James et al., 2013). No entanto, pode-se buscar entender as relações entre as variáveis ou entre as observações. Uma ferramenta de ML que se pode usar neste cenário é a análise de cluster, ou *clustering* (James et al., 2013). O objetivo da análise de cluster é para determinar, com base em x_1, \dots, x_n , se as observações se aglutinam em grupos relativamente distintos. Por exemplo, em um estudo de segmentação

de mercado, pode se utilizar a análise *cluster* para tentar agrupar os clientes a partir dos dados disponíveis que se enquadram em grupos diferentes, como muito gastadores ou pouco gastadores, com o objetivo de identificar grupos distintos de clientes potenciais (James et al., 2013). Existem inúmeros algoritmos de ML utilizados para diferentes finalidades. Por exemplo, para problemas de classificação pode-se utilizar: *Support vector machine (SVM)*, Modelos baseados em árvores (*Random Forest*, Árvore de decisão, *XGboost*), Redes Neurais Artificiais. Para problemas de previsão pode-se utilizar também o Random Forest, Regressão Linear ou Polinomial, Redes Neurais Artificiais. Já para problemas de clusterização pode-se utilizar K-means; *Principal Component Analysis* (James et al., 2013; Kuhn e Johnson, 2013; Lantz, 2013).

1.2. **Random Forest**

O *Random Forest* (RF) possui uma ampla gama de aplicações em vários problemas de classificação e precisão (Zhang et al., 2019). Ele é baseado na construção de árvores aleatórias de decisão e utilizada a agregação de *bootstrap* (Bagging) para construção de suas árvores com o objetivo de reduzir a variância do modelo.

1.2.1. **Bootstrap**

O *bootstrap* é uma ferramenta estatística amplamente aplicável e extremamente poderosa que pode ser usada para quantificar a incerteza associada a um determinado estimador ou método de ML (James et al., 2013). O *bootstrap* permite que amostras sejam selecionadas várias vezes através de um processo de amostragem com reposição (Efron, 1992). Isso significa que de um conjunto de dados com n amostras, o procedimento de bootstrap criará um ou mais novos conjuntos de dados que também podem conter até n amostras, alguns dos quais são repetidos (Lantz, 2013).

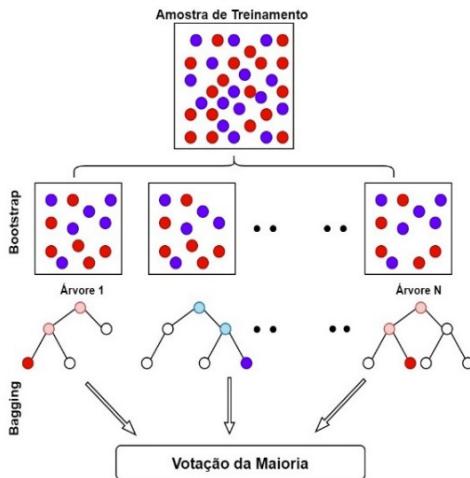
1.2.2. Bagging

Bagging ou agregação de *bootstrap* gera uma série de conjuntos de dados de treinamento por *bootstrap* de amostragem dos dados de treinamento originais. Esses conjuntos de dados são então usados para gerar um conjunto de modelos usando um único algoritmo de aprendizagem. As previsões dos modelos são combinadas por meio de votação (para classificação) ou média (para previsão numérica) (Lantz, 2013). *Bagging* é um procedimento que tem por objetivo reduzir a variância de um método de ML.

1.2.3. Conceito do classificador *Random Forest*

O RF produz múltiplas árvores de decisões, em que cada árvore vota em uma classe e a decisão de classificação final é a classe que obteve o maior número de votos das árvores, para os problemas de classificação (Belgiu e Drăgut, 2016, Liaw e Wiener, 2002) (Figura 3). O RF usa uma amostra de *bootstrap* de dois terços dos dados de treinamento originais (*In-The-Bag/ITB*) para construir árvores aleatoriamente (*ntree*), enquanto o terceiro grupo de amostras conhecido como *out-of-bag* (OOB) é usado para obter uma estimativa de erro interno do processo de treinamento (Breiman, 2001; Hüttich et al., 2011; Belgiu e Drăgut, 2016).

Figura 3: Modelo de classificação no Random Forest. Etapa 1 - Bootstrap: Cada árvore de decisão no conjunto é construída sobre uma amostra aleatória dos dados originais, que contém exemplos positivos (rótulos lilás) e negativos (rótulos vermelhos). Etapa 2 – Bagging: A classe prevista para novas instâncias usando um modelo de *Random Forest* é baseada em um procedimento de votação por maioria entre todas as árvores individuais.



1.2.4. Importância de cada variável no *Random Forest*

No modelo RF, existem dois indicadores que medem a importância das características utilizadas no modelo, *Mean Decrease Accuracy* (MDA) e *Mean Decrease Gini* (MDG) (Corcoran et al., 2013; Nitze et al., 2015). O MDA é baseado no erro interno OOB da árvore (e_t) e no novo erro OOB (e_t^i) é calculado após permutar cada variável preditora X^1 (Equação 1) (Jin et al, 2018). O MDA é a média da diferença dos dois erros de testes OOB. E sua fórmula é a seguinte:

$$V(X^1) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{t=1} (e_t^i - e_t), \text{ Eq.1}$$

O índice Gini é usado para selecionar a melhor divisão em cada nó, é calculado a partir da impureza de cada variável um RF (Breiman,

2001; Jin et al., 2018, 2018; Nitze et al., 2015). A expressão do índice Gini é demonstrada pela Equação 2:

$$Gini(p) = \sum_{i=1}^n p_k (1 - p_k) = 1 - \sum_{i=1}^n p_k^2, \text{ Eq.2}$$

P_k é a probabilidade da enésima categoria entre as n categorias. Sua fórmula é a seguinte (Equação 3):

$$J_b(x_j) = Gini(D) - ((\frac{|D_1|}{|D|} Gini(D1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D2)) , \text{ Eq.3}$$

Onde D1 e D2 são duas categorias nas quais o conjunto D é dividido de acordo com as características. Nesses dois métodos, quanto maior for o indicador, maior será o grau de importância dos recursos e ambos os métodos de avaliação do grau de importância dos recursos são baseados na qualidade dos resultados da classificação (Jin et al., 2018).

1.3. Métricas de avaliação de desempenho da classificação

A avaliação das classificações supervisionadas pode ser realizada com base em quatro indicadores de desempenho de precisão calculados a partir da matriz de confusão: acurácia geral (AG), coeficiente Kappa (k), precisão do produtor (PP), precisão do usuário (PU) e F1-score. A matriz de confusão descreve o padrão das classes obtidas pelo modelo de classificação em relação aos dados de referência (Foody, 2002) (Tabela 1).

Tabela 1: Exemplo da Matriz de Confusão.

Classificação	Dados de Referência						Total
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	Classe m	
Classe 1	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X1+
Classe 2	X21	X22	X23	X24	X25	X26	X2+

Classe 3	X31	X32	X33	X34	X35	X36	X3+
Classe 4	X41	X42	X43	X44	X45	X46	X4+
Classe 5	X51	X52	X53	X54	X55	X56	X5+
Classe m	X61	X62	X63	X64	X65	Xmm	Xm+
Total	X+1	X+2	X+3	X+4	X+5	X+m	n

O coeficiente de concordância Kappa (k) utiliza todos os elementos da matriz de confusão em seu cálculo (Equação 4). Valores de k menores que 0 significa nenhuma concordância e próximos de 1 significa concordância perfeita, ele constitui um importante avaliador de precisão na análise de imagens. Onde n é o número total de amostras e m o número total de classes; x_{ii} é o valor da diagonal da matriz de confusão na linha e coluna i ; x_{i+} é a soma da linha i e x_{+i} é a soma da coluna i da matriz:

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^m x_{i+} x_{+i}}, \text{ Eq. 4}$$

A acurácia geral (AG) é a divisão do número total de amostras classificadas corretamente (soma dos elementos da diagonal principal da matriz de confusão) pelo número total de amostras de referência (Equação 5).

$$AG = \frac{x_{11} + x_{22} + x_{33} + x_{44} + x_{55} + x_{...} + x_{mm}}{n}, \text{ Eq. 5}$$

Já PP é a divisão do número total de amostras classificadas corretamente em uma classe pelo número total de amostras de referência para essa classe (Equação 6), enquanto PU é a divisão do número total de amostras que foram classificadas corretamente em uma classe pelo número total de amostras classificados nessa classe (Equação 7) (Congalton, 1991). Esses indicadores de desempenho

(AG, PP e PU) têm valores entre 0% e 100% (pior e melhor desempenho, respectivamente).

$$PP = \frac{X_{ii}}{X_{+i}}, \text{ Eq. 6}$$

$$PU = \frac{X_{ii}}{X_{i+}}, \text{ Eq. 7}$$

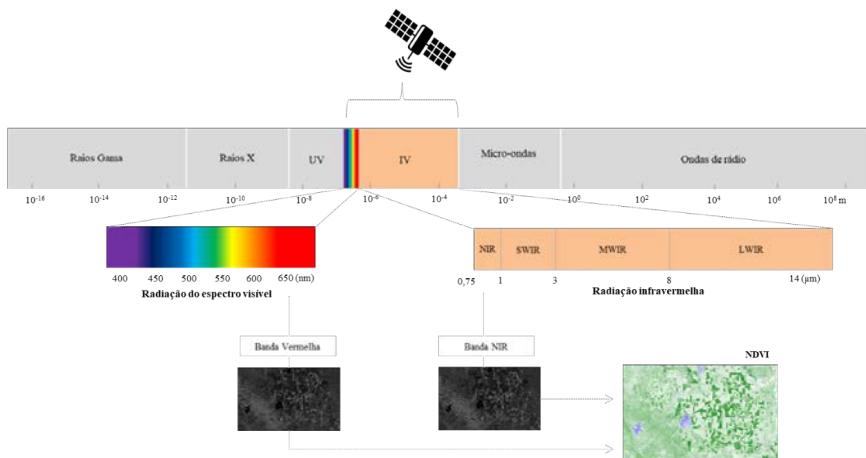
O F1-score é uma métrica frequentemente utilizada na avaliação do desempenho do algoritmo de predição. Combinando os índices de precisão do produtor e do usuário, o F1-score varia entre 0 e 1, onde o score máximo de 1 representa uma classificação perfeita realizada pelo modelo conforme Equação 8 (Chicco e Jurman, 2020; DeVries et al., 2021).

$$F1 - score = \frac{2 \times PP \times PU}{PP + PU}, \text{ Eq. 8}$$

2. SENSORIAMENTO REMOTO

O sensoriamento remoto (SR) oferece uma nova perspectiva para o estudo, monitoramento e caracterização de grandes áreas (Almeida et al., 2019). Os sensores a bordo dos satélites permitem a captura de diferentes informações da superfície terrestre, incluindo dados de reflectância, temperatura e albedo de superfície, umidade do solo, índice de área foliar (IAF) e índices de vegetação (IVs). A extração de informações de cobertura terrestre a partir de imagens de sensoriamento remoto é o resultado da interação dos alvos na superfície e da radiação eletromagnética nas diferentes bandas espetrais (Jensen, 2009) (Figura 4).

Figura 4: Espectro eletromagnético captado por sensoriamento remoto (radiação do visível e infravermelho) devido a interação entre superfície e radiação eletromagnética. E produção do índice de vegetação NDVI a partir das bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo (NIR).



2.1. Índices de vegetação (IVs)

Os Índices de vegetação (IVs) têm como objetivo aumentar a sensibilidade dos recursos espectrais relacionados a uma variável biofísica de interesse, principalmente relacionada à vegetação. Por meio de combinações de bandas, um IV é capaz de aumentar a sensibilidade a um parâmetro específico da cultura e suprimir a influência de outros fatores de interferência, minimizando os efeitos de confusão devido ao ângulo do sol, ângulo de visão e composição atmosférica, variação de fundo do dossel da árvore, incluindo topografia, variações do solo e diferenças na vegetação renascida ou lenhosa (Pôças et al., 2020; Dong et al., 2019).

Várias dezenas de IVs foram desenvolvidos com base em bandas espectrais largas, fazendo uso de dados de sensores de satélite de banda larga (multiespectral), combinando principalmente a refletância dos domínios espectrais vermelho e NIR (Pôças et al.,

2020). O *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) é calculado a partir da normalização dessas bandas (Equação 9), ele é um dos índices mais conhecidos e adotados, com aplicações demonstradas na avaliação de parâmetros como biomassa verde, IAF, crescimento vegetal, fenologia e para mapeamento da cobertura da vegetação (Tucker, 1979; Jiang, Z., & Huete, 2010; Dong et al., 2019, Htitiou et al., 2019; Li et al., 2019).

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}, \text{ Eq. 9}$$

Além disso, outros IVs, também combinando bandas nos domínios NIR e vermelho, foram desenvolvidos para incorporar ajustes do solo e da atmosfera, com a finalidade de melhorar a sensibilidade a condições de alta biomassa (Pôças, 2020). Como por exemplo, o *Soil Adjusted Vegetation Index* – SAVI (Huete, 1988) e o *Enhanced Vegetation Index* - EVI (Huete et al., 2002), que também são amplamente utilizados. O SAVI inclui um fator de calibração do solo (L) para minimizar as influências de fundo do solo (Equação 10):

$$SAVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red + L} \times (1 + L), \text{ Eq. 10}$$

onde L é o índice de condicionamento do solo variando entre 0 e 1, com um valor de L próximo a 1 para vegetação de baixa densidade e próximo a 0,25 para vegetação de densa, com o valor de L de 0,5 representa melhor que NDVI nas várias condições da vegetação (Huete e Liu, 1994).

Já o EVI é um NDVI modificado desenvolvido pelo MODIS *Land Discipline Group* que integra um fator de ajuste do fundo do dossel que aborda a transmissão não linear e diferencial NIR e vermelho através de um dossel (L), bem como dois coeficientes (C1 e C2) que descrevem a correção do espalhamento do aerossol atmosférico

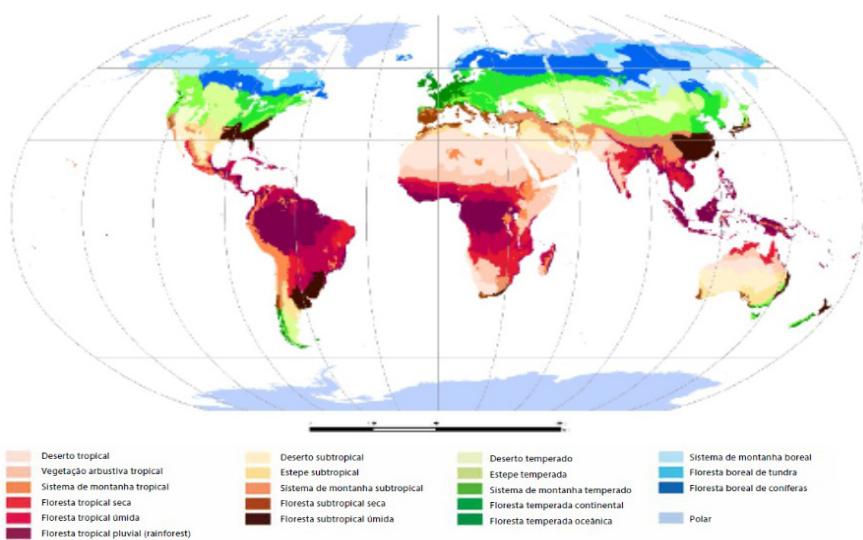
usando a informação de uma faixa de domínio azul para corrigir as influências do aerossol na banda vermelha (Huete, 2002) (Equação 11). O EVI foi desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação, ele apresenta maior sensibilidade às condições de vegetação de alta biomassa, além disso reduz o impacto do sinal de fundo do solo e a influência atmosférica (Jensen, 2009):

$$EVI = 2.5 \frac{(NIR - Red)}{(NIR + C1Red - C2Blue + L)}, \text{ Eq. 11}$$

3. FLORESTAS TROPICAIS SAZONAL SECAS

As florestas tropicais sazonais secas (FTSS) estão presentes nas regiões tropicais que possuem até cinco meses de precipitação inferior a 100 mm (Allen et al., 2017) (Figura 5). As FTSS são ecossistemas que apresentam uma vasta biodiversidade e contribuem para a captura de CO₂ da atmosfera (Pennington et al., 2018; Silva, P et al., 2017). Os agrupamentos vegetais nas FTSS são heterogêneos: variam desde florestas altas até arbustos curtos ou cactos, mas são predominantemente dominadas por árvores decíduas, vegetação caracterizada pela perda de mais de 50% de folhas na estação seca (Espírito-santo et al., 2008; Moro et al., 2015). Além disso, a biomassa das FTSS está associada à disponibilidade de água decorrente da precipitação retida no solo que, além de variar intra e inter-anualmente, também depende da variabilidade horizontal e vertical das propriedades do solo (Almeida, 2019).

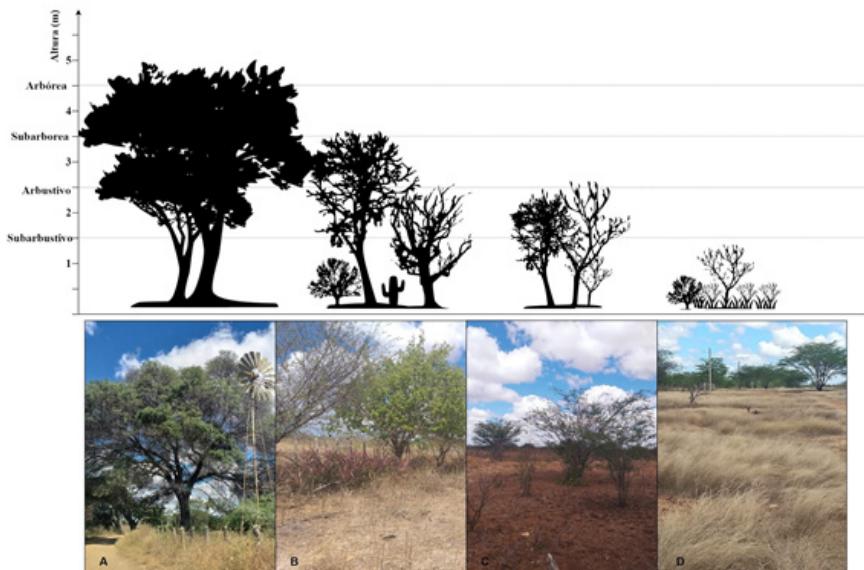
Figura 5: Mapa de zonas ecológicas globais mostrando a distribuição mundial das florestas. Fonte: FAO (2012).



3.1. Caatinga

A vegetação da Caatinga apresenta diferentes fisionomias: arbórea, subarbória, arbustiva, subarbustiva (Chaves et al., 2008) (Figura 6). A distribuição espacial dessas fisionomias está relacionada ao clima e ao grau de antropização da região (Silva et al., 2018; Castro et al., 2019). A Caatinga varia de florestas espinhosas xerófilas - uma combinação de arbustos e pequenas árvores com uma camada herbácea sazonal - a mosaicos de florestas semidecíduas e perenes (Moro et al., 2014; Castanho et al., 2020). As inúmeras combinações dessas fisionomias produzem diferentes respostas espectrais que mudam com as estações do ano, tornando a classificação das imagens por meio de (SR) mais complicada do que em florestas tropicais temperadas e úmidas (Cunha et al., 2020), o que explica a escassez de mapas de vegetação com detalhes de suas fisionomias mesmo em áreas protegidas (Silveira et al., 2018).

Figura 6: Fisionomias da Caatinga: A) Arbórea, B) Subarbória, C) Arbustivo, D) Subarbustivo. Fonte: Andrade et al. (2021).



A Caatinga recebe na maior parte de sua área uma precipitação é inferior a 750 mm/ano (Beuchle et al., 2015). As chuvas são concentradas em três a quatros meses consecutivos, e são extremamente irregulares espacialmente e temporalmente, o que acaba afetando a resposta fenológica da vegetação da Caatinga de forma intra e inter-interanual (Moro et al., 2016). Para tolerar a escassez hídrica, as plantas desenvolveram mecanismos de sobrevivência. Suculentas e cactos evitam o estresse de déficit hídrico armazenando água em tecidos modificados (caules ou folhas) durante os períodos de escassez de água e espécies tolerantes à seca são capazes de sobreviver à perda de água sem sofrer danos irreparáveis aos tecidos vegetativos (Moro et al., 2015). As plantas diminuem seu metabolismo para suportar o estresse hídrico, e as taxas de evapotranspiração (ET) podem variar de 0,2 mm/dia na estação seca a 2,6 mm/dia na estação chuvosa (Marques et al., 2020) em uma área preservada da Caatinga.

A dinâmica da vegetação da Caatinga impacta diretamente o balanço energético e de água. Por exemplo, a variação da área foliar da vegetação modifica proporcionalmente a interceptação da precipitação e luz solar, trocas gasosas e o processo de fotossíntese (Almeida et al., 2019); as raízes das plantas afetam a estrutura do solo e a condutividade hidráulica (Gao et al., 2018). Além disso, a rugosidade aerodinâmica e o albedo causado pela sua estrutura vegetal, e a alta sazonalidade fenológica (fases de crescimento e desenvolvimento das plantas) afetam a demanda de água e são determinantes para a evapotranspiração. Nas áreas mais populosas, a *Caatinga* corre risco de desertificação e perda de biodiversidade devido a degradação da vegetação, como à conversão extensiva de terras para agricultura e pastagem, que associada a fatores climáticos, acelera o processo de desertificação da região (Drumond, 2004; Erasmi et al., 2014; Ribeiro et al., 2015). Consequentemente, as mudanças em sua cobertura do solo modificam diretamente a maior parte dos processos ecossistêmicos, especialmente os processos hidrológicos superficiais e podem potencializar o processo de desertificação (Nosetto et al., 2012).

4. CASO DE ESTUDO: CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DO SOLO PARA DIFERENTES COMPOSIÇÕES TEMPORAIS NA CAATINGA

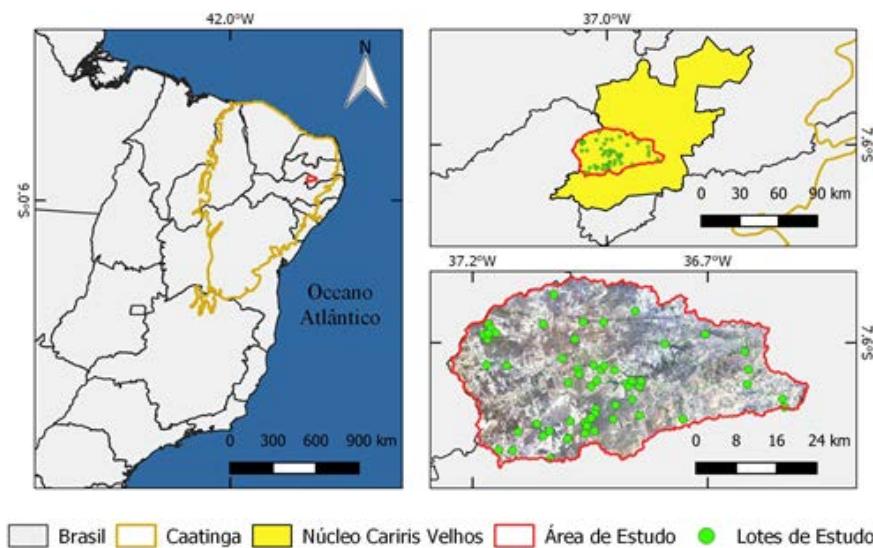
Nesta seção iremos abordar um caso de estudo para classificação da cobertura do solo na Caatinga utilizando dados de sensoriamento remoto do Landsat e o algoritmo de *machine learning Random Forest*. Os objetivos específicos são: i) comparar o desempenho das classificações da cobertura do solo para diferentes momentos da série temporal de NDVI, ii) Avaliar a influência da precipitação no desempenho da classificação para cada classe de cobertura.

4.1. Área de estudo

A área de estudo é a bacia hidrográfica do rio Sucuru (Figura 7), com área territorial de 1.682,87 km², localizada entre as coordenadas geográficas 7°28'30" e 7° 49' 30" Sul e 36° 34' 00"e 37° 12' 00" Oeste. Na área de estudo, a degradação da vegetação da Caatinga ocorreu principalmente por atividades antrópicas, como a exploração agropecuária e a extração de madeira (Alves et al., 2017).

Figura 7: Localização da área de estudo na Caatinga. Os padrões verdes na imagem são as localizações dos dados de referência do solo.

Fonte: Andrade et al. (2021).

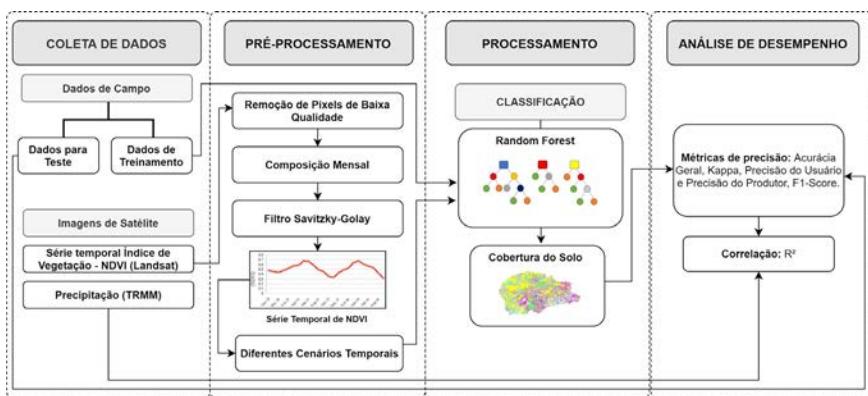


4.2. Métodos

A Figura 8 apresenta o fluxo de trabalho da metodologia aplicada para avaliar o desempenho para a classificação da Caatinga utilizando dados de NDVI. Primeiro, são coletados dados de campo e seleção das imagens de satélite. Em seguida, a série temporal de

NDVI suavizada é reconstruída e os padrões temporais das classes de cobertura vegetal são identificados. Na etapa de processamento, o método *Random Forest* (RF) foi usado tanto para a classificação mensal de NDVI. Por fim, é identificada a precisão e o desempenho dessas classificações, além disso foi avaliado a influência da precipitação na acurácia da classificação.

Figura 8: Fluxograma das etapas metodológicas.



4.2.1. Coleta de dados

A classificação da cobertura do solo da Caatinga seguiu a metodologia proposta por Chaves et al. (2008). Esses autores descrevem e avaliam a vegetação da Caatinga em seus diferentes estágios de antropização, com base no tamanho, características morfológicas e graus de cobertura (Tabela 2) (Andrade et al., 2021). Utilizaram-se 60 polígonos para identificar os diferentes agrupamentos vegetais (classes). Os polígonos não apresentam tamanho padrão e sua forma dependem do agrupamento vegetal que foi monitorado. Juntas, as amostras (polígono) com classes de cobertura do solo reuniram um total de 3.000 pixels, que representam as seis classes de cobertura

solo da Caatinga. Todo o conjunto de pixels foi agrupado aleatoriamente em conjuntos de dados de treinamento (2.000 pixels) e teste (1.000 pixels).

Tabela 2: Classificação da vegetação da Caatinga.

Classes	Altura classe predominante (m)	Altura da segunda classe predominante (m)	Densidade (%)
ASMD	> 4.5 m	3.0 – 4.5 m	>80%
ASD	> 4.5 m	3.0 – 4.5 m	>60 < 80 %
SAA	3.0 – 4.5 m	1.5 – 3.0 m	>40< 60 %
ATSA	1.5 – 3.0 m	3.0 – 4.5 m	>40< 60 %
SAR	0 – 1.5 m	1.5 – 3.0 m	>20< 40 %

Arbórea Subarbórea Muito Densa (ASMD), Arbórea Subarbórea Densa (ASD), Subarbórea Arbustiva Aberta (SAA), Arbustiva Subarbórea Aberta (ATSA), Subarbustiva Arbustiva Rala (SAR), **Fonte:** Chaves et al. (2008).

4.2.2. Aquisição dos dados de precipitação

Os dados de precipitação utilizados foram do *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM). O TRMM, lançado em 1997, é um produto desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Agency* (NASA) em parceria com a *National Space Development Agency of Japan* (JAXA) (Fang et al., 2019) e fornece estimativas consistentes de dados de precipitação mensal para diferentes regiões do globo (Hashemi et al., 2017; Cao, Y. et al., 2018; Brasil Neto, 2021). O algoritmo de processamento dos dados de precipitação mensal foi

desenvolvido na plataforma de processamento em nuvem *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick et al., 2017).

4.2.3. Aquisição das imagens de satélite Landsat

As imagens de SR utilizadas são dos sensores ETM + e OLI, a bordo dos satélites Landsat 7 e 8, respectivamente. Essas imagens estão disponíveis gratuitamente pelo (USGS) (<https://espa.cr.usgs.gov>). O NDVI é calculado usando dados de refletância de superfície das regiões espectrais do infravermelho próximo e vermelho (NIR) (Tucker, 1979). O USGS fornece imagens NDVI consistentes em processamento e qualidade de dados para suportar análises de séries temporais e empilhamento de dados.

4.2.4. Pré-processamento

O pré-processamento digital das imagens, para realização da classificação por séries temporais, foi feito por um script R (R Development Core Team, 2018) desenvolvido para remoção dos pixels que apresentem interferências de sombras de nuvens, nuvens e água e redução de ruído. Primeiro, a avaliação da qualidade da refletância da superfície Landsat (banda pixel_qa) que considera apenas pixels claros (valores 66 e 130 para Landsat 7, ou 322 e 386 para Landsat 8, USGS, 2019a, b) foi usada para reconstruir a série NDVI. Para redução do ruído, foi utilizado o filtro linear Savitzky-Golay é aplicado (Savitzky e Golay, 1964; Cao, R. et al., 2018), com uma janela de cinco meses para suavizar a largura, eliminando os outliers e erros introduzidos por interferência atmosférica não detectadas na remoção das interferências na série temporal.

4.2.5. Classificação

A classificação das imagens supervisionadas foi realizada usando o pacote *Random Forest* R (Liaw e Wiener, 2002). Os principais parâmetros do pacote são a quantidade de árvores e número

de nós, neste estudo utilizamos 500 árvores de decisões e a raiz do número de preditores para a quantidade de nós. Realizamos as classificações utilizando dados NDVI mensal, compreendendo o período de outubro de 2014 a setembro de 2016, totalizando assim 24 classificações.

4.2.6. Estatísticas de desempenho

Para a avaliação dos resultados da classificação do RF, utilizamos a pontuação F1-score (derivada da precisão do produtor e usuário), a acurácia geral (AG) e o coeficiente Kappa. Além disso, foi utilizado o coeficiente de determinação R^2 para avaliar a relação entre a precipitação e o desempenho da classificação.

O coeficiente de determinação representa a variação da variável resposta ou dependente (y) estimada em um modelo de regressão linear com base na variável preditora ou independente (x) (Equação 12). Valores de R^2 próximos ou iguais a 1 representam, inicialmente, um ajuste adequado do modelo de regressão. Onde \hat{y}_i é o valor da variável dependente previsto pela regressão e \bar{y} é a média das variáveis dependentes (Kasuya, 2018).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \text{ Eq. 12}$$

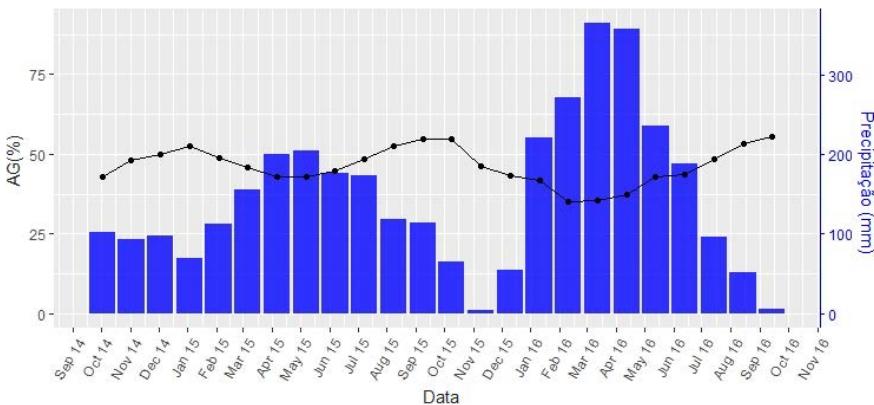
4.3. Resultados

4.3.1. Classificação Mensal

Os resultados mostram que as precisões da classificação da cobertura do solo na Caatinga variam de acordo com a época do ano (Figura 9). Na estação chuvosa a classificação atinge precisão relativamente baixa (AG: ~40). Já na estação seca o AG atinge seu valor mais alto (AG:~50). Isso confirma que é difícil distinguir os agrupamentos vegetais no período de maior atividade fotossintética, mês

de maior umidade do solo, onde o índice de vegetação NDVI atinge seus maiores valores, provocando maior dificuldade de distinção entre as classes de cobertura na Caatinga (Higginbottom et al., 2018).

Figura 9: Visão geral da (AG) para a classificação mensal e dados de precipitação mensal acumulada de quatro meses



O desempenho individual das classes de cobertura é mostrado na Figura 10. A melhor época para a distinção das classes arbóreas ASD e ASMD é na estação seca que apresenta desempenho de 80% e 50% respectivamente. Isso pode ser explicado pela estrutura vegetação mais robusta que possibilita a persistência de arbustos verdes na estação seca (Brandt et al., 2016; Tsalyuk et al., 2017). Por isso o valor de NDVI permanece em um patamar acima de 0.6, tornando a cobertura lenhosa mais fácil de discriminar, em comparação com outros períodos onde as diferenças são menos pronunciadas. Enquanto as demais classes de cobertura o valor de NDVI cai bruscamente na estação seca (Figura 11). Já na estação chuvosa as camadas de grama e madeira são mais difíceis de separar e identificar por isso o menor desempenho das classes nessa época do ano.

Figura 10: Desempenho individual das classes de cobertura do solo

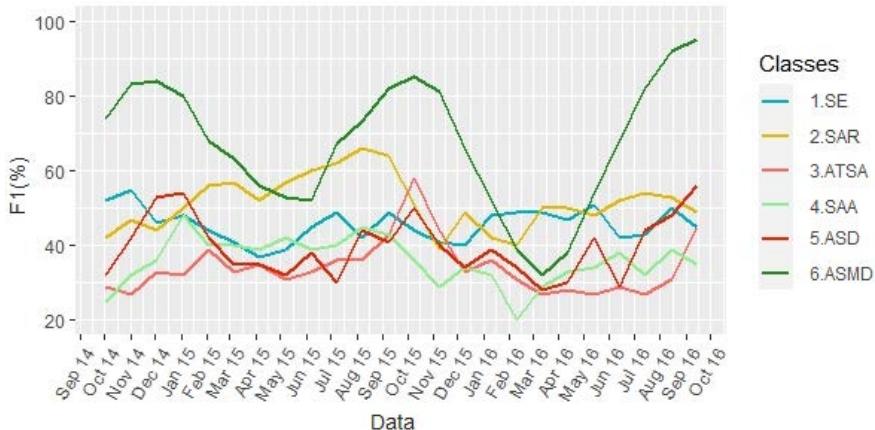
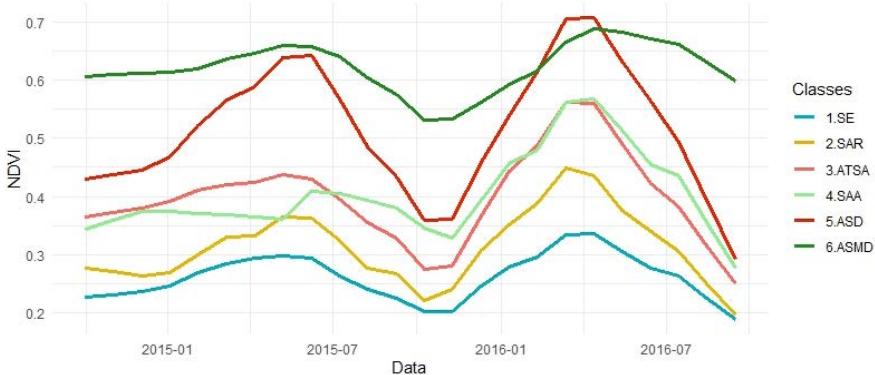


Figura 11: Assinatura temporal de NDVI das classes de cobertura da Caatinga

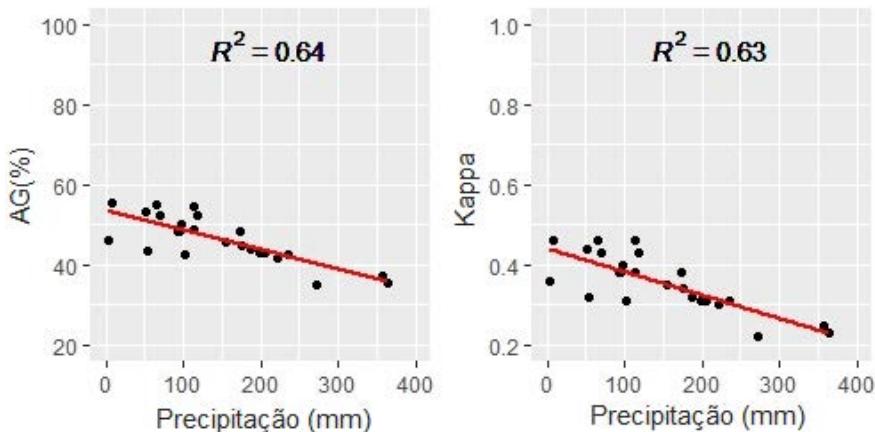


4.3.2. Relação entre o desempenho da classificação e dados de precipitação

As regressões univariadas das variáveis de desempenho AG e kappa e dos dados de precipitação acumulada de quatro meses de vegetação forneceram desempenhos significativos com R^2 de 0.64 e 0.63 para AG e Kappa, respectivamente (Figura 12). Quanto

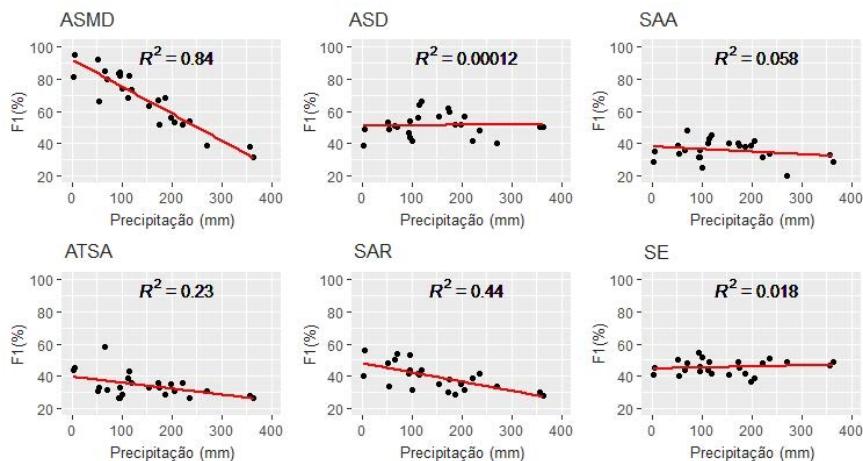
maior a precipitação acumulado em 4 meses, menor o desempenho da classificação.

Figura 12: Relação entre as precisões das classificações (AG e Kappa) e precipitação acumulada de quatro meses



A precisão da classe ASMD apresenta maior sensibilidade à precipitação com R^2 0.84, já as classes ASD e SE apresentam menor sensibilidade a precipitação com R^2 insignificante. O valor de NDVI da classe ASMD é mais estável ao longo do ano, devido à disponibilidade de água presente em regiões próximas aos rios, local em que ela está mais presente. Já o valor de NDVI das demais classes são mais sensíveis à disponibilidade de água em decorrência da precipitação (Figura 13). O valor de NDVI tende a aumentar quando estas classes estão nos períodos de chuvas, provocando maior confusão com a classe ASMD. Por isso, o desempenho da acurácia dessa classe tende a diminuir com o aumento da precipitação. Já nos períodos de estiagem a diferença de NDVI entre as classes é mais acentuada, favorecendo sua diferenciação (Higginbottom et al., 2018).

Figura 13: Relação entre a precisão individual de cada classe (F1-score) e precipitação acumulada de quatro meses.



4.4. Conclusão

A avaliação da utilização do NDVI mensal derivado do Landsat para mapear a cobertura do solo da Caatinga através do algoritmo de *machine learning Random Forest*, demonstrou uma variabilidade do desempenho das classificações. A variabilidade observada no desempenho da classificação para algumas classes de cobertura apresentou forte correlação a precipitação. De modo geral, constatamos que o desempenho da classificação é melhor no período de estiagem do que no período de chuva. Além disso, a distinção da classe ASMD é melhor no período de estiagem e o desempenho da classe de SE sofre pouca influência da precipitação.

5. REFERÊNCIAS

Allen, K., Dupuy, J. M., Gei, M. G., Hulshof, C., Medvigy, D., Pizano, C., ... Powers, J. S. (2017). Will seasonally dry tropical forests be sensitive or resistant

to future changes in rainfall regimes? Environmental Research Letters, 12(2), 023001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5968>.

Almeida, C. L., Carvalho, T. R., & Araújo, J. C. (2019). Leaf area index of Caatinga biome and its relationship with hydrological and spectral variables. Agricultural and Forest Meteorology, 279, 107705. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107705>.

Alves, T. L. B., de Azevedo, P. V., & dos Santos, C. A. C. (2017). Influence of climate variability on land degradation (desertification) in the watershed of the upper Paraíba River. Theoretical and Applied Climatology, 127(3-4), 741–751. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1661-1>.

Andrade, J., Cunha, J., Silva, J., Rufino, I., & Galvão, C. (2021). Evaluating single and multi-date Landsat classifications of land-cover in a seasonally dry tropical forest. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 22, 100515. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100515>.

Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>.

Beuchle, R., Grecchi, R. C., Shimabukuro, Y. E., Seliger, R., Eva, H. D., Sano, E., & Achard, F. (2015). Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach. Applied Geography, 58, 116– 127. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.01.017>.

Brandt, M., Hiernaux, P., Tagesson, T., Verger, A., Rasmussen, K., Diouf, A. A., ... & Fensholt, R. (2016). Woody plant cover estimation in drylands from Earth Observation based seasonal metrics. Remote Sensing of Environment, 172, 28–38. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.10.036>.

Brasil, Ministério do Meio Ambiente. Caatinga: exclusivamente brasileira. (Agenda Caatinga). <http://www.mma.gov.br/biomass/caatinga>. Acesso em: 17 de Março de 2019.

Brasil Neto, R. M., Santos, C. A. G., Silva, J. F. C. B. da C., da Silva, R. M., dos Santos, C. A. C., & Mishra, M. (2021). Evaluation of the TRMM product for monitoring drought over Paraíba State, northeastern Brazil: a trend analysis. Scientific Reports, 11(1), 1097. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80026-5>

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine learning, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.

- Cao, R., Chen, Y., Shen, M., Chen, J., Zhou, J., Wang, C., & Yang, W. (2018). A simple method to improve the quality of NDVI time-series data by integrating spatiotemporal information with the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*, 217, 244–257. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.022>.
- Cao, Y., Zhang, W., & Wang, W. (2018). Evaluation of TRMM 3B43 data over the Yangtze River Delta of China. *Scientific Reports*, 8(1), 5290. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-23603-z>
- Castanho, A. D. A., Coe, M. T., Brando, P., Macedo, M., Baccini, A., Walker, W., & Andrade, E. M. (2020). Potential shifts in the aboveground biomass and physiognomy of a seasonally dry tropical forest in a changing climate. *Environmental Research Letters*, 15(3), 034053. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab7394>.
- Castro, O. G., Francelino, M. R., Arruda, D. M., Fernandes-Filho, E. I., & Schaefer, C. E. G. R. (2019). Climate and soils at the Brazilian semiarid and the forest-Caatinga problem: new insights and implications for conservation. *Environmental Research Letters*, 14(10), 104007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab3d7b>.
- Chaves, I. D. B., Lopes, V. L., Folliott, P. F., & Paes-Silva, A. P. (2008). Uma classificação morfo-estrutural para descrição e avaliação da biomassa da vegetação da caatinga. *Revista Caatinga*, 21(2), 204–213.
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-b](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b).
- Corcoran, J., Knight, J., & Gallant, A. (2013). Influence of Multi-Source and Multi-Temporal Remotely Sensed and Ancillary Data on the Accuracy of Random Forest Classification of Wetlands in Northern Minnesota. *Remote Sensing*, 5(7), 3212–3238. <https://doi.org/10.3390/rs5073212>.
- Cunha, J., Nóbrega, R. L., Rufino, I., Erasmi, S., Galvão, C., & Valente, F. (2020). Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: evidence from the Brazilian Caatinga. *Remote Sensing of Environment*, 238, 111250. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111250>.

- DeVries, Z., Locke, E., Hoda, M., Moravek, D., Phan, K., Stratton, A., Kingwell, S., Wai, E. K., & Phan, P. (2021). Using a national surgical database to predict complications following posterior lumbar surgery and comparing the area under the curve and F1-score for the assessment of prognostic capability. *The Spine Journal*, 21(7), 1135–1142. <https://doi.org/10.1016/j.spinee.2021.02.007>
- Dong, T., Liu, J., Shang, J., Qian, B., Ma, B., Kovacs, J. M., ... Shi, Y. (2019). Assessment of red-edge vegetation indices for crop leaf area index estimation. *Remote Sensing of Environment*, 222, 133–143. <https://doi:10.1016/j.rse.2018.12.032>.
- Drumond, M. A., Kiill, L. H. P., Lima, P. C. F., de Oliveira, M. C., de Oliveira, V. R., de Albuquerque, S. G., & Cavalcanti, J. (2004). Estratégias para o uso sustentável da biodiversidade da caatinga.. In: Silva. J.M.C., Tabarelli, Fonseca, M., M.T., Lins,L.V. Lins (Eds.), *Biodiversidade da Caatinga: áreas e ações prioritárias para a conservação*, Ministério do Meio Ambiente, Brasília , 329–340.
- Efron, B. (1992). Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. *Breakthroughs in Statistics*, 569–593. https://doi:10.1007/978-1-4612-4380-9_41.
- Erasmi, S., Schucknecht, A., Barbosa, M., & Matschullat, J. (2014). Vegetation Greenness in Northeastern Brazil and Its Relation to ENSO Warm Events. *Remote Sensing*, 6(4), 3041– 3058. <https://doi.org/10.3390/rs6043041>.
- Espírito-Santo, M. M., Fagundes, M., Sevilha, A. C., Scariot, A. O., Sanchez-Azofeifa, G. A., Noronha, S. E., & Fernandes, G. W. (2008). Florestas estacionais deciduais brasileiras: distribuição e estado de conservação. *MG Biota*, 1(2), 5–13.
- Fang, J., Yang, W., Luan, Y., Du, J., Lin, A., & Zhao, L. (2019). Evaluation of the TRMM 3B42 and GPM IMERG products for extreme precipitation analysis over China. *Atmospheric Research*, 223, 24–38. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.03.001>
- Fassnacht, F. E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L. T., ... & Ghosh, A. (2016). Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 186, 64–87.
- FAO, Food and Agriculture Organization of the UN. 2012. *Global ecological zones for FAO forest reporting: 2010 update*. Forest Resources Assessment Working Paper 179. Rome: FAO. <http://foris.fao.org/static/data/fra2010/ecozones2010.jpg>. Acessado em: 12 de Novembro de 2021.

- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4).
- Gao, H., Sabo, J. L., Chen, X., Liu, Z., Yang, Z., Ren, Z., & Liu, M. (2018). Landscape heterogeneity and hydrological processes: a review of landscape-based hydrological models. *Landscape Ecology*, 33(9), 1461–1480. <https://doi.org/10.1007/s10980-018-0690-4>.
- Gómez, C., White, J. C., & Wulder, M. A. (2016). Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 116, 55–72. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008>.
- Gomes, R. C. F. de S., Teixeira, B. L. B., Gusmão, C. L. S., & Fernandes, A. M. (2020). Humidity effects on avian blood parasites in the Caatinga of Brazil. *Ornithology Research*, 28(2), 98–104. <https://doi.org/10.1007/s43388-020-00009-y>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Hashemi, H., Nordin, M., Lakshmi, V., Huffman, G. J., & Knight, R. (2017). Bias Correction of Long-Term Satellite Monthly Precipitation Product (TRMM 3B43) over the Conterminous United States. *Journal of Hydrometeorology*, 18(9), 2491–2509. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-17-0025.1>
- Higginbottom, T. P., Symeonakis, E., Meyer, H., & van der Linden, S. (2018). Mapping fractional woody cover in semi-arid savannahs using multi-seasonal composites from Landsat data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139, 88–102. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.02.010>.
- Htitiou, A., Boudhar, A., Lebrini, Y., Hadria, R., Lionboui, H., Elmansouri, L., ... & Benabdellouahab, T. (2019). The Performance of Random Forest Classification Based on Phenological Metrics Derived from Sentinel-2 and Landsat 8 to Map Crop Cover in an Irrigated Semi-arid Region. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences*, 2(4), 208–224. <https://doi.org/10.1007/s41976-019-00023-9>.
- Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-x](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-x).

- Huete, A. R., & Liu, H. Q. (1994). An error and sensitivity analysis of the atmospheric- and soil-correcting variants of the NDVI for the MODIS-EOS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(4), 897–905. <https://doi:10.1109/36.298018>.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., & Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195–213. [https://doi:10.1016/s0034-4257\(02\)00096-2](https://doi:10.1016/s0034-4257(02)00096-2).
- Hüttich, C., Herold, M., Wegmann, M., Cord, A., Strohbach, B., Schmullius, C., & Dech, S. (2011). Assessing effects of temporal compositing and varying observation periods for large-area land-cover mapping in semi-arid ecosystems: Implications for global monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 115(10), 2445–2459. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.005>.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning*. Springer Texts in Statistics. <https://doi:10.1007/978-1-4614-7138-7>.
- Jensen, J. R. (2009). *Remote sensing of the environment: An earth resource perspective* 2/e. Pearson Education India.
- Jiang, Z., & Huete, A. R. (2010). Linearization of NDVI Based on its Relationship with Vegetation Fraction. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(8), 965–975. <https://doi:10.14358/pers.76.8.965>.
- Jin, Y., Liu, X., Chen, Y., & Liang, X. (2018). Land-cover mapping using Random Forest classification and incorporating NDVI time-series and texture: a case study of central Shandong. *International Journal of Remote Sensing*, 39(23), 8703–8723. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1490976>.
- Kasuya, E. (2019). On the use of r and r squared in correlation and regression. *Ecological Research*, 34(1), 235–236. <https://doi.org/10.1111/1440-1703.1011>
- Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied Predictive Modeling*. doi:10.1007/978-1-4614-6849-3.
- Lantz, B. (2013). *Machine learning with R: Learn how to use R to apply powerful machine learning methods and gain an insight into real-world applications*. Packt Publishing.

- Li, C., Li, H., Li, J., Lei, Y., Li, C., Manevski, K., & Shen, Y. (2019). Using NDVI percentiles to monitor real-time crop growth. *Computers and Electronics in Agriculture*, 162, 357–363. <https://doi:10.1016/j.compag.2019.04.026>.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by Random Forest. *R news*, 2(3), 18–22.
- Manhães, A. P., Mazzochini, G. G., Oliveira?Filho, A. T., Ganade, G., & Carvalho, A. R. (2016). Spatial associations of ecosystem services and biodiversity as a baseline for systematic conservation planning. *Diversity and Distributions*, 22(9), 932–943. <https://doi.org/10.1111/ddi.12459>.
- Marques, T. V., Mendes, K., Mutti, P., Medeiros, S., Silva, L., Perez?Marin, A. M., ... Bezerra, B. (2020). Environmental and biophysical controls of evapotranspiration from Seasonally Dry Tropical Forests (Caatinga) in the Brazilian Semi-arid. *Agricultural and Forest Meteorology*, 287, 107957. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.107957>.
- Moro, M. F., Nic Lughadha, E., Filer, D. L., Araújo, F. S. de, & Martins, F. R. (2014). A catalogue of the vascular plants of the Caatinga phytogeographical domain: a synthesis of floristic and phytosociological surveys. *Phytotaxa*, 160–118. <https://doi.org/10.11646/phytotaxa.160.1.1>.
- Moro, M. F., Nic Lughadha, E., de Araújo, F. S., & Martins, F. R. (2016). A Phytogeographical Metaanalysis of the Semi-arid Caatinga Domain in Brazil. *The Botanical Review*, 82(2), 91– 148. <https://doi.org/10.1007/s12229-016-9164-z>.
- Moro, M. F., Silva, I. A., Araújo, F. S. de, Nic Lughadha, E., Meagher, T. R., & Martins, F. R. (2015). The Role of Edaphic Environment and Climate in Structuring Phylogenetic Pattern in Seasonally Dry Tropical Plant Communities. *PLOS ONE*, 10(3), e0119166. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119166>.
- Mosavi, A., Ozturk, P., & Chau, K. W. (2018). Flood prediction using machine learning models: Literature review. *Water*, 10(11), 1536.
- Nguyen, L. H., Joshi, D. R., Clay, D. E., & Henebry, G. M. (2020). Characterizing land cover/land use from multiple years of Landsat and MODIS time series: A novel approach using land surface phenology modeling and random forest classifier. *Remote Sensing of Environment*, 238, 111017. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.016>.
- Nitze, I., Barrett, B., & Cawkwell, F. (2015). Temporal optimisation of image acquisition for land cover classification with Random Forest and MODIS

- time-series. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 34, 136–146. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.08.001>.
- Nosetto, M. D., Jobbág, E. G., Brizuela, A. B., & Jackson, R. B. (2012). The hydrologic consequences of land cover change in central Argentina. Agriculture, Ecosystems & Environment, 154, 2–11. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.01.008>.
- Oliveira, S. N., de Carvalho Júnior, O. A., Gomes, R. A. T., Guimarães, R. F., & McManus, C. M. (2017). Deforestation analysis in protected areas and scenario simulation for structural corridors in the agricultural frontier of Western Bahia, Brazil. Land Use Policy, 61, 40–52. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.10.046>.
- Pennington, R. T., Lehmann, C. E. R., & Rowland, L. M. (2018). Tropical savannas and dry forests. Current Biology, 28(9), R541–R545. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2018.03.014>.
- Pôças, I., Calera, A., Campos, I., & Cunha, M. (2020). Remote sensing for estimating and mapping single and basal crop coefficients: A review on spectral vegetation indices approaches. Agricultural Water Management, 233, 106081. <https://doi:10.1016/j.agwat.2020.106081>.
- Queiroz, L. P., Cardoso, D., Fernandes, M. F., & Moro, M. F. (2017). Diversity and evolution of flowering plants of the Caatinga domain. In: Silva J,C; Leal,I; Tabarelli, M.(Eds). Caatinga: the largest tropical dry forest region in South America. Switzerland: Springer International Publishing, 23–63. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68339-3_2.
- R Development Core Team. (2018). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.r-project.org>. Acessado: 20 Fevereiro 2018.
- Ribeiro, E. M. S., Arroyo-Rodríguez, V., Santos, B. A., Tabarelli, M., & Leal, I. R. (2015). Chronic anthropogenic disturbance drives the biological impoverishment of the Brazilian Caatinga vegetation. Journal of Applied Ecology, 52(3), 611–620. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12420>.
- Santos, J. C., Leal, I. R., Almeida-Cortez, J. S., Fernandes, G. W., & Tabarelli, M. (2011). Caatinga: The Scientific Negligence Experienced by a Dry Tropical Forest. Tropical Conservation Science, 4(3), 276–286. <https://doi.org/10.1177/194008291100400306>.
- Savitzky, A., & Golay, M. J. E. (1964). Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. Analytical Chemistry, 36(8), 1627–1639. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>.

- Silva, M., P. L., Oliveira-Filho, A. T., Pennington, R. T., Neves, D. M., Baker, T. R., & Dexter, K. G. (2018). Using tree species inventories to map biomes and assess their climatic overlaps in lowland tropical South America. *Global Ecology and Biogeography*, 27(8), 899–912. <https://doi.org/10.1111/geb.12749>.
- Silva, P. F. da, Lima, J. R. de S., Antonino, A. C. D., Souza, R., Souza, E. S. de, Silva, J. R. I., & Alves, E. M. (2017). Seasonal patterns of carbon dioxide, water and energy fluxes over the Caatinga and grassland in the semi-arid region of Brazil. *Journal of Arid Environments*, 147, 71–82. <https://doi:10.1016/j.jaridenv.2017.09.003>.
- Silveira, H. L. F., Galvão, L. S., Sanches, I. D., de Sá, I. B., & Taura, T. A. (2018). Use of MSI/Sentinel-2 and airborne LiDAR data for mapping vegetation and studying the relationships with soil attributes in the Brazilian semi-arid region. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 179–190. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.016>.
- Tabarelli, M., Leal, I. R., Scarano, F. R., & Silva, J. M. C. da. (2018). Caatinga: legado, trajetória e desafios rumo à sustentabilidade. *Ciência e Cultura*, 70(4), 25–29. <https://doi.org/10.21800/2317-66602018000400009>.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0).
- Tsalyuk, M., Kelly, M., & Getz, W. M. (2017). Improving the prediction of African savanna vegetation variables using time series of MODIS products. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131, 77–91. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.07.012>
- Zhang, Z., Yang, Z., Ren, W., & Wen, G. (2019). Random forest-based real-time defect detection of Al alloy in robotic arc welding using optical spectrum. *Journal of Manufacturing Processes*, 42, 51–59. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2019.04.023>.

MUDANÇA NO USO E COBERTURA DO SOLO: APLICAÇÕES E USO DO SENSORIAMENTO REMOTO

Rochele Sheila Vasconcelos

Higor Costa de Brito

John Elton de Brito Leite Cunha

Iana Alexandra Alves Rufino

Carlos de Oliveira Galvão

1. INTRODUÇÃO

Analisar a dinamicidade do ambiente que nos circunda tornou-se necessário, para que diante das mais diversas situações climáticas, possamos planejar e adotar medidas mitigadoras adequadas para os mais variados tipos de uso do solo. O uso e a cobertura da terra são considerados um dos componentes mais vitais da mudança ambiental global, responsável por influenciar a quantidade, os padrões sazonais e as durações do fluxo de água nas bacias ao redor do mundo (CHAUHAN et al., 2020).

Entre os eventos climáticos, a seca é o mais complexo de todos os fenômenos naturais, afetando um maior número de pessoas do que qualquer outro, na ocorrência da mesma em longa duração e severas são frequentes em regiões áridas e semiáridas, podem levar a consequências devastadoras, como a redução do abastecimento de alimentos e até mesmo a desertificação dessas áreas (MISHRA; SINGH, 2010). Outro impacto desencadeado pelas secas são as alterações no uso do solo, que podem ter efeitos prejudiciais na hidrologia de uma bacia afetando os picos de cheia, infiltração, taxa

de evapotranspiração, taxa de transporte de sedimentos, qualidade da água poluente, escoamento superficial e recarga de água subterrânea, entre outros (NOORI et al., 2016).

Com relação às interferências humanas na dinamicidade do ambiente, as mudanças antrópicas como a ocupação inadequada das terras, diminuição da matéria orgânica, compactação, impermeabilização, desabamento de terras, contaminação, desmatamento das matas ciliares, crescimento demográfico desordenado, queimadas, irrigação, mineração e erosão (BRIGANTE; ESPINDOLA, 2003), na maioria das vezes causam desequilíbrio ecológico e podem gerar a degradação do meio ambiente.

Cenários incertos postos na atualidade, que são causados ora pelas atividades humanas ora por causas naturais, exigem um planejamento que permita a adaptação a esses novos contextos (RADHAKRISHNAN, 2018). Dessa maneira, o monitoramento do uso e da cobertura do solo, por meio de informações multitemporais, é fundamental para a mitigação dos impactos ambientais (COELHO et al., 2014).

Sistemas de monitoramento, como satélites e sensores, são capazes de detectar e mapear mudanças climáticas em escalas espaciais e com continuidade temporal, sendo essenciais para avaliar a gravidade e extensão da seca e atenuar os seus impactos (LI; RODELL, 2015).

Os satélites de monitoramento revolucionaram estudos nas mais diferentes áreas do conhecimento, mudando a forma pelo qual a sociedade passou a buscar informações sobre o espaço geográfico (BASTISTELLA; MORAN, 2008). O geoprocessamento e o uso de informações de sensoriamento remoto viabilizam a análises de grandes áreas em diversos períodos, tendo como principal vantagem o monitoramento de áreas de difícil acesso e de grandes dimensões.

2. A EVOLUÇÃO DAS TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS POR SENSORIAMENTO REMOTO

A detecção e monitoramento de mudanças (*LULCC - Land Use and Land Cover Changes*) usando dados de imagens Multiespectrais via satélite permitem a observação, identificação, mapeamento, avaliação e monitoramento da cobertura da terra em uma variedade de escalas espaciais e temporais, e aspectos temáticos (Bayma & Sano, 2015; Singh et al., 2015). Os Mapas de mudanças (e ou transições de classes de uso) são frequentemente gerados usando algoritmos de classificação de imagem supervisionada; algoritmos que utilizam a informação espectral e/ou contextual de pixels de amostra com rótulos de classe (isto é, dados de treinamento) para classificar os pixels não rotulados remanescentes na imagem (JENSEN, 2005).

A classificação de imagens digitais procura rotular cada pixel segundo o uso e cobertura da terra, para isso, usam-se os classificadores. Esses extraem informações das imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos. Dependendo do algoritmo utilizado no procedimento, a classificação é dita supervisionada ou não supervisionada. Ambas possuem regras de decisão para que o classificador associe determinado pixel a definida classe ou regiões de similaridade de níveis de cinza. Essas regiões são baseadas nas características espetrais do pixel, ou do pixel e seus vizinhos (MOREIRA, 2005).

Os classificadores supervisionados são amplamente utilizados, uma vez que são mais robustos do que abordagens baseadas em modelos (MAN et al., 2018). Esses classificadores podem aprender as características do alvo, classes de amostras de treinamento e identificar essas características aprendidas nos dados não classificados. Um classificador supervisionado eficiente precisa enfrentar os desafios (MILLARD e RICHARDSON, 2015) envolvidos em (i)

mitigar o fenômeno de *Hughes* (ou seja, a “maldição” de dimensionalidade”), que ocorre quando o número de variáveis é muito maior do que o número de amostras de treino (ii) lidar com não-linearidade das variáveis, (iii) lidar com amostras de treinamento desequilibrado e ruído em ambas as amostras de treino e dados não marcados, e (iv) redução do tempo de computação (BELGIU, DRAGURT, 2016).

Deste modo surge como alternativa para identificação do uso do solo no semiárido, a aplicação de técnicas automatizadas de Aprendizado de Máquina (do inglês *Machine Learning*), pois estes modelos computacionais, baseados em métodos de aprendizagem supervisionados, criam um padrão de classificação a partir de dados de treinamento (VALBUENA et al., 2016).

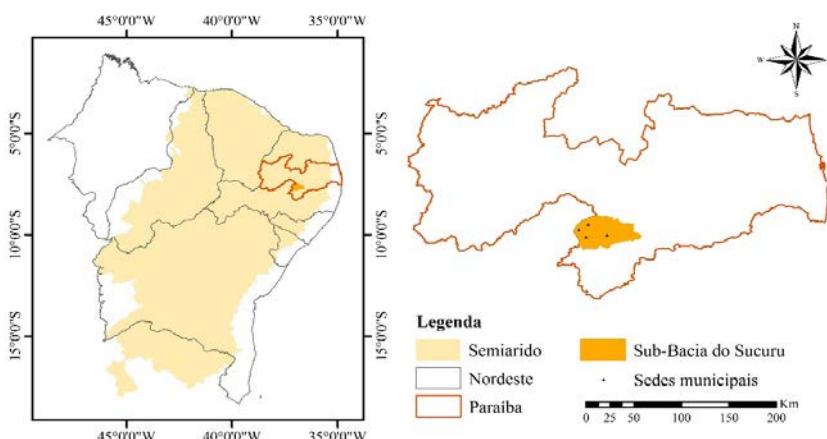
3. A BACIA DO RIO SUCURU (PB): MUDANÇAS OBSERVADAS

O bioma Caatinga é o único bioma terrestre em que apenas 1% de sua área está em áreas de preservação e/ou conservação (IBAMA, 2010). Estudos recentes indicam que a biodiversidade deste bioma está altamente ameaçada principalmente devido às pressões antrópicas que gradativamente convertem as áreas de vegetação nativa em áreas agrícolas, áreas de pastos (pecuária), ou são alcançadas pela urbanização (SANTOS et al., 2014; ALBUQUERQUE et al., 2012).

A sub-bacia do Sucuru, que compõe a bacia do Rio Paraíba, está localizada na porção sul do estado da Paraíba (Figura 1), é uma bacia interior totalmente inserida na região semiárida do Nordeste do Brasil. Possui área de aproximadamente 168,2km² e engloba 4 sedes municipais, apresenta altitude mínima de 446 metros e máxima de 865 metros em relação ao nível do mar.

Foram selecionadas 6 áreas (Corpo d'água, solo exposto, vegetação subarbustiva arbustiva rala, vegetação arbustiva subarbórea rala, subarbórea arbórea aberta e vegetação arbórea subarbórea densa), que correspondem a um pixel (30x30m), classificadas em visitas de campo por Silva (2017). As visitas foram realizadas entre os dias 28/09 a 30/09, 06/10 e 07/10 de 2016, correspondendo o início do verão na região.

Figura 1: Estado da Paraíba e localização da área de estudo.



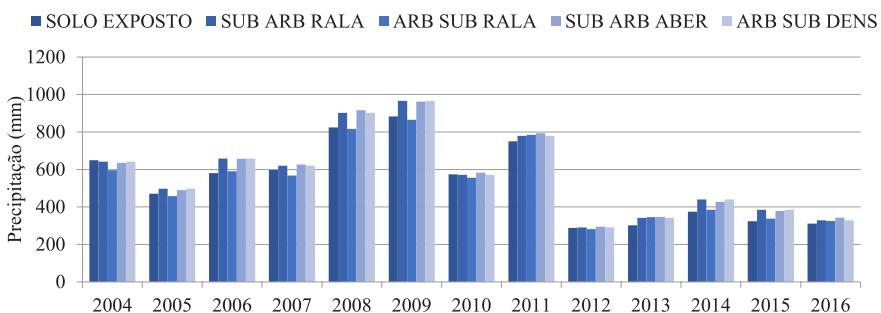
No processo de classificação de dados digitais, os elementos presentes na superfície terrestre foram divididos conforme os pontos de interesse, definindo classes temáticas. Foi realizada a classificação supervisionada pelo classificador (máxima verossimilhança), calibrada com base em dados coletados em campo por Silva (2017).

As imagens dos satélites Landsat (5,7 e 8) utilizadas no estudo foram obtidas através do portal da *United States Geological Survey* (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) por download via internet, priorizando aquelas com pouca presença de nuvens, normalmente encontradas no período seco da região.

Os dados Landsat oferecem um registro exclusivo da superfície terrestre e sua modificação ao longo do tempo. A resolução espacial moderada do Landsat permite capturar a cronologia de mudanças antropogênicas e naturais a escala local a global e as séries temporais de dados são calibradas para fornecer um registro consistente e caracterizado que permitir a discriminação entre artefatos de dados e mudanças temporais reais da superfície terrestre (ROY, 2014).

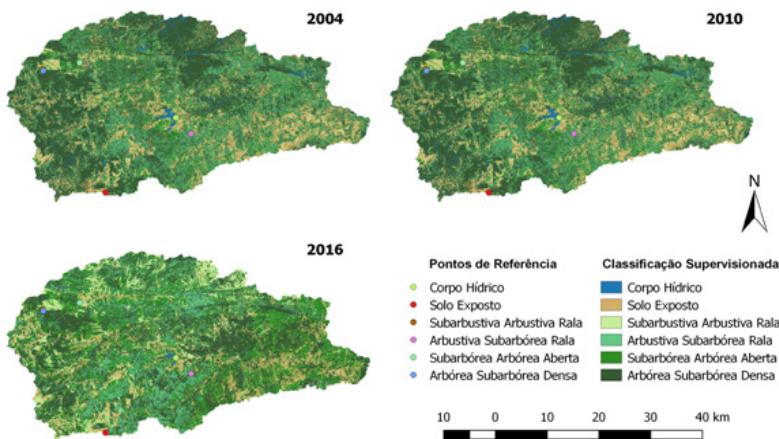
Para verificar de forma mais precisa as mudanças ocorridas, foram obtidas as precipitações acumuladas no período chuvoso de janeiro a julho em cada ponto de interesse, entre os anos de 2004 a 2016, conforme ilustrado no Gráfico 1. Em 2012 houve um período de seca na região, onde pode-se verificar um menor volume da precipitação, tendo continuidade até o ano de 2016. Com a queda do volume precipitado, espera-se que a vegetação tenha uma perda de área foliar, uma vez que a disponibilidade hídrica foi comprometida.

Gráfico 1: Precipitação acumulada de janeiro a julho nas áreas de interesse.



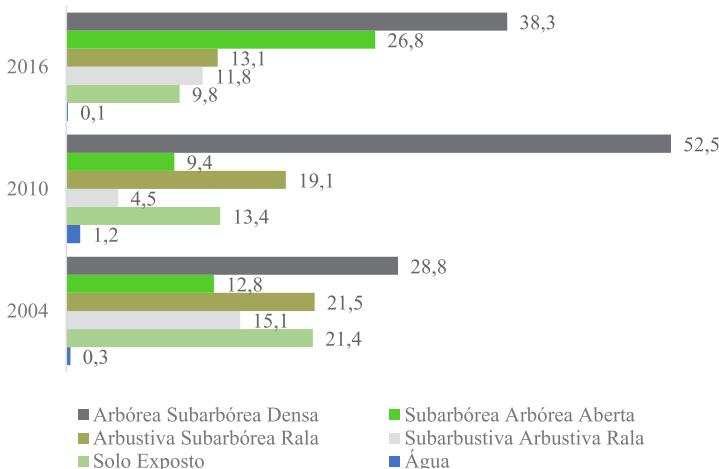
Analizando os mapas (Figura 2), pode-se verificar uma variação espacial e temporal na sub-bacia do Sucuru, que pode ter ocorrido decorrente de mudanças antrópicas, climáticas ou fenológicas da vegetação.

Figura 2: Mapas de classificação de uso do solo.



Pode-se observar no Gráfico 2 que a sub-bacia do Sucuru apresenta como predominância a vegetação arbórea subarbórea densa em todos os anos analisados, apresentando um aumento de 23,8% entre 2004 a 2010 (anos mais chuvosos) e uma queda de 14% entre 2010 a 2016, em que deu-se início um período de seca na região.

Gráfico 2: Evolução da proporção no uso do solo na bacia para diferentes anos.



Os resultados das classificações foram extraídos para cada área analisada nos anos de estudo, os resultados encontram-se na Tabela 1: As maiores mudanças ocorreram nas áreas de solo exposto e vegetação do tipo arbórea subarbórea densa. A área de solo exposto em 2016 foi classificada como vegetação arbórea subarbórea densa em 2004, e sua remoção (ou retirada) foi verificada na imagem de 2010.

Tabela 1: Classificação do uso e cobertura do solo nos anos em estudo

Classificação	Anos anteriores		Ano de Referência
	2004	2010	
Arbórea Subarbórea Densa	Solo Exposto	Solo Exposto	Solo Exposto
Subarbustiva Arbustiva Rala	Subarbustiva Arbustiva Rala	Subarbustiva Arbustiva Rala	Subarbustiva Arbustiva Rala
Solo Exposto	Subarbustiva Arbustiva Rala	Subarbustiva Arbustiva Rala	Arbustiva Subarbórea Rala
Subarbórea Arbórea Aberta	Subarbórea Arbórea Aberta	Subarbórea Arbórea Aberta	Subarbórea Arbórea Aberta
Solo Exposto	Arbustiva Subarbórea Rala	Arbustiva Subarbórea Rala	Arbórea Subarbórea Densa

4. OBSERVANDO A TRAJETÓRIA DO PIXEL NA DETECÇÃO DE MUDANÇAS

Os diversos índices de vegetação que podem ser obtidos a partir da combinação de bandas espectrais de imagens de sensoriamento remoto, estão relacionados a parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, como biomassa e índice de área foliar. A fundamentação da proposição desses índices reside no comportamento antagônico da reflectância da vegetação nas regiões espectrais do visível e infravermelho próximo (PONZONI; SHIMABUKURO, 1957). A partir dessas informações, pode-se analisar a distribuição, densidade e

dinâmica de diferentes classes vegetais nas mais diversas áreas de estudo.

Muitas pesquisas têm utilizado séries temporais de índices de vegetação para o monitoramento da vegetação, por diversos sensores a bordo de satélites, como o MODIS (CAI et al., 2017; SOUZA et al., 2016; KUPLICH et al., 2013), os do LANDSAT (SILVA et al., 2018; MELAAS et al., 2013) e o AVHRR a bordo do satélite NOAA (ZHANG et al., 2018). O NDVI (Índice de Diferença Normalizada) é um dos índices mais utilizados em todo o mundo. Este índice é calculado como uma combinação linear das bandas do vermelho (RED) e do infravermelho próximo (NIR), conforme a equação 1 e está intimamente relacionado com a atividade fotossintética da vegetação (JENSEN, 2009).

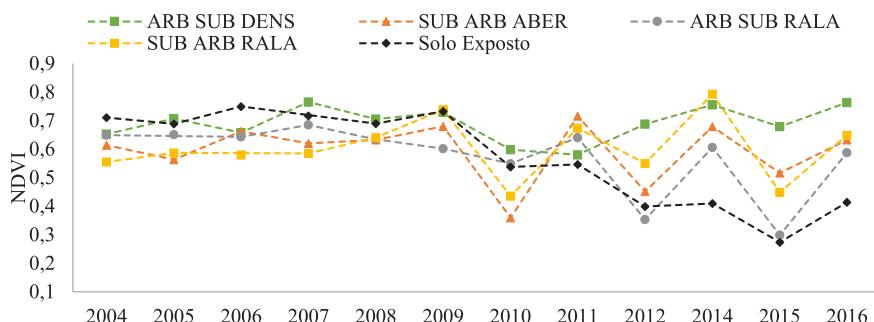
$$\text{NDVI} = \frac{\text{Nir}-\text{Red}}{\text{Nir}+\text{Red}}$$

Equação (1)

Onde: Nir – Canal ou banda espectral da região do infra-vermelho próximo
Red – Canal ou banda espectral da região do vermelho (visível)

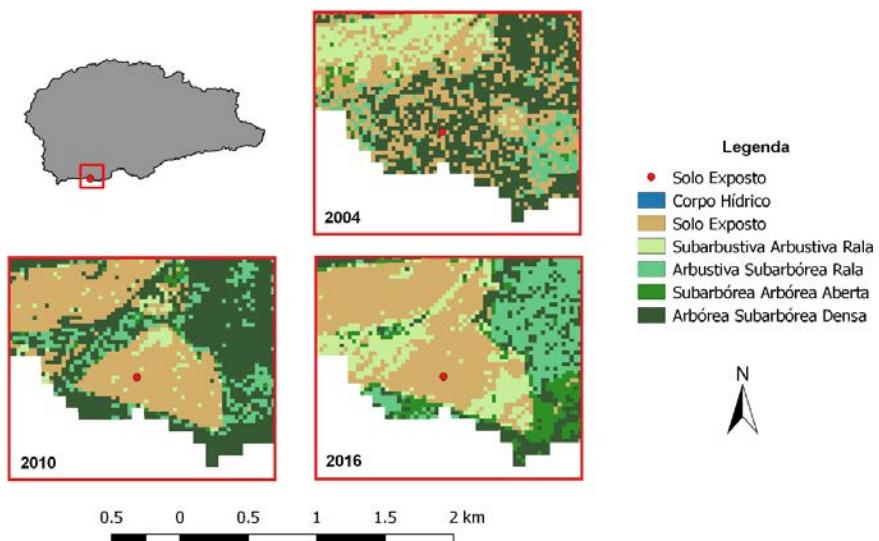
Ao observar a trajetória de alguns pixels no que tange ao NDVI ao longo da série temporal, observa-se que há algumas diferenças com relação às mudanças de uso observadas através da classificação supervisionada (Gráfico 2). O gráfico 3 apresenta os valores máximos de NDVI anuais. As áreas de vegetação subarbustiva arbustiva rala e subarbórea arbórea aberta não sofreram mudanças em sua classificação ao logo dos anos e as alterações na trajetória do pixel seguem o regime pluviométrico. Com a queda do volume precipitado, a vegetação sofreu perda de sua área foliar, uma vez que a disponibilidade hídrica foi comprometida.

Gráfico 3: Trajetória temporal do NDVI máximo anual nos pontos de interesse.



O pixel referente a uma classe de solo exposto ganha destaque nessa análise, uma vez que inicialmente este possuía valores elevados de NDVI, indicando uma área vegetada, e após o ano de 2009, teve um decrescimento acentuado, justificando a atual classificação da área como solo exposto, conforme ilustrado na Figura 3.

Figura 3: Mudança de uso do solo na área de solo exposto.



5. OBSERVAÇÃO DAS DINÂMICAS TEMPORAIS E SUAS POSSIBILIDADES ATUAIS

A classificação supervisionada apresentou resultados coerentes com a trajetória do pixel obtida a partir dos valores de NDVI máximo da série, com exceção da área com vegetação arbórea Subarbórea densa. Como a classificação supervisionada leva em consideração apenas uma única imagem, representando apenas uma amostra pontual, não é possível acompanhar o comportamento da vegetação ao longo do ano (dinâmicas intra-anuais ficam por assim dizer “mascaradas” nestes resultados).

As mudanças da classe de vegetação arbórea Subarbórea densa para solo exposto foram mais perceptíveis nas análises realizadas, pois ambas possuem comportamentos distintos como foi verificado no NDVI.

A análise da mudança de uso do solo é um estudo complexo e necessita da análise de inúmeros fatores, entretanto, a análise da trajetória do pixel se mostrou mais sensível e condizente ao longo da série, indicando que classificações de uso do solo multitemporais podem ajudar muito na compreensão da dinâmica de mudanças em regiões sensíveis como a Caatinga.

A melhoria nos processos de detecção de mudança pode gerar um incremento de qualidade na entrada de dados para modelagem, por exemplo, para os modelos hidrológicos e os que tratam das mudanças climáticas. Estas técnicas de detecção de mudanças auxiliam muito também na compreensão do crescimento espacial dos padrões e processos de uso e cobertura de solo urbano.

Mediante esta necessidade de acompanhar as mudanças ocorridas no uso e cobertura da terra, destaca-se o Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo do Brasil - Mapbiomas, que é uma iniciativa do Observatório do Clima co-criada e desenvolvida por

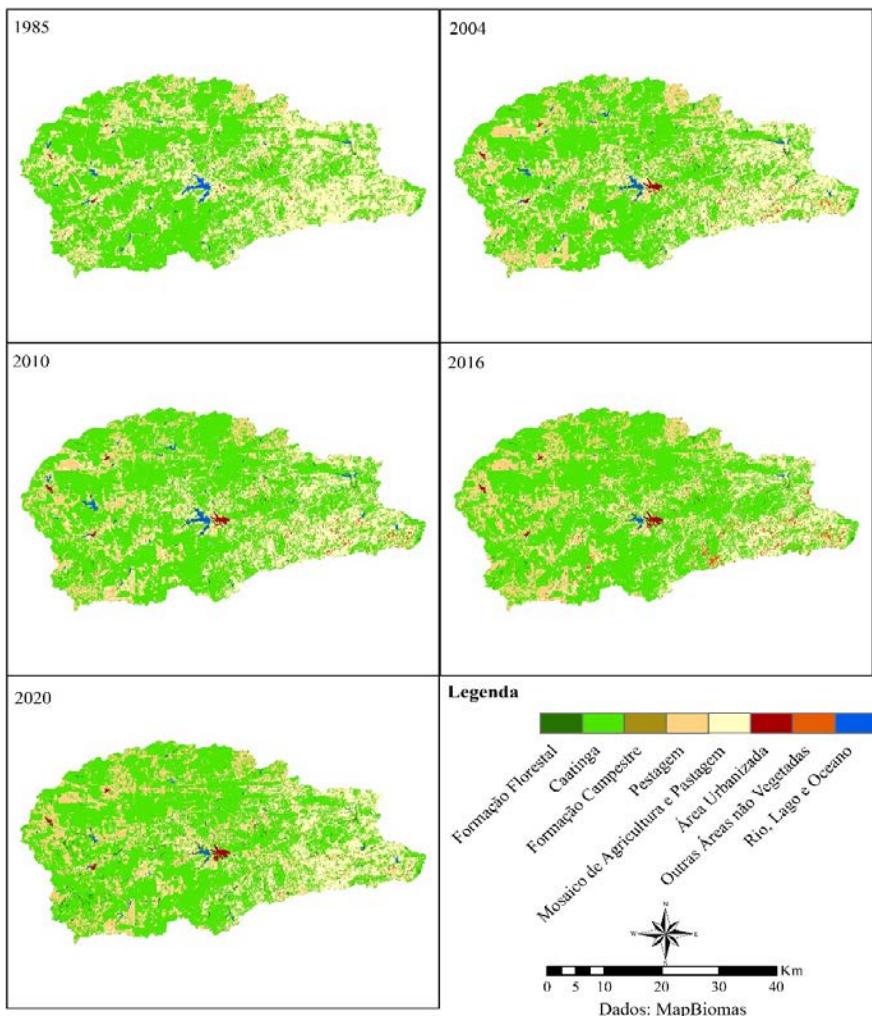
uma rede multi-institucional envolvendo universidades, ONGs e empresas de tecnologia com o propósito de mapear anualmente a cobertura e uso do solo do Brasil e monitorar as mudanças do território. O projeto envolve uma rede colaborativa com especialistas nos biomas, usos da terra, sensoriamento remoto, SIG e ciência da computação que utiliza processamento em nuvem e classificadores automatizados desenvolvidos e operados a partir da plataforma Google Earth Engine para gerar uma série histórica de mapas anuais de cobertura e uso da terra do Brasil (MAPBIOMAS, 2021).

Todos os mapas anuais de cobertura e uso do solo do MapBiomas são produzidos a partir da classificação *pixel a pixel* de imagens dos satélites Landsat. Todo processo é feito com extensivos algoritmos de aprendizagem de máquina (*machine learning*) através da plataforma *Google Earth Engine* que oferece imensa capacidade de processamento na nuvem. Todos os produtos do MapBiomas estão em constante evolução, divididos em coleções, atualmente já dispõe da 6ª coleção, cobrindo o período de 1985 – 2020. Os mapas são disponibilizados no formato matricial (pixel de 30 x 30m), com legendas também disponíveis e variando de acordo com a coleção.

Mosaicos de imagens de satélite para cada ano da série histórica é formado pela composição dos pixels representativos de cada conjunto de imagens de um local num determinado período (ex. filtrando as nuvens). Os períodos do ano em que são selecionadas as imagens variam conforme a região, tema ou bioma. Cada mosaico contém até 105 camadas de informação incluindo as bandas especiais, frações e índices de vegetação.

A Figura 4 apresenta alguns produtos extraídos da plataforma Mapbiomas para a bacia do Rio Sucuru.

Figura 4: Classificação do uso do solo para diferentes anos da Bacia do Rio Sucuru a partir da plataforma Mapbiomas.



As áreas de Caatinga são predominantes na bacia (Tabela 2), com tendência crescente até 2016, em seguida temos as áreas de Mosaico de agricultura e pastagem, que apresentam comportamento decrescente, logo ocorre um aumento nas áreas de Pastagem no decorrer da série observada. Em 2016 os corpos hídricos

apresentam um valor bem abaixo em relação aos anos anteriores analisados, isso deve-se ao período de seca ocorrido na região, que teve início em 2012.

Tabela 2: Áreas (hectares) para os uso e cobertura da terra nos diferentes anos, na bacia do Sucuru

Classes	1985	2004	2010	2016	2020
Formação Florestal	441,18	890,1	443,97	524,07	1.935,0
Caatinga	98.323,7	97.156,4	106.282,0	110.820,0	105.019,0
Formação Campestre	81,81	155,43	99,18	51,21	292,59
Pastagem	11.067,3	19.645,8	18.453,2	23.657,8	27.254,8
Mosaico de Agricultura e Pastagem	58.745,9	49.018,3	41.515,8	31.291,3	34.086,6
Área Urbanizada	110,97	468,36	502,92	562,32	586,8
Outras Áreas não Vegetadas	520,65	1.475,91	1.320,57	2.952,72	685,35
Rio, Lago e Oceano	1.491,03	1.456,56	1.648,89	407,25	921,87

Fonte: MapBiomass.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os mapas de uso e cobertura do solo são dados de entradas em modelos hidrológicos, pois as mudanças ocorridas no uso do solo podem impactar nas variáveis do ciclo hidrológico. É notória a importância do monitoramento do uso e ocupação do solo em estudos de gestão de recursos hídricos. A evolução das técnicas de detecção de mudanças e a grande disponibilidade produtos de sensoriamento remoto pós processados para assimilação direta em aplicações as mais diversas deve implicar numa melhoria das

análises e, em última instância num melhor gerenciamento dos recursos hídricos nas áreas estudadas.

7. REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, U.P.; ARAÚJO, E.L.; EL-DEIR, A.C.A.; LIMA, A.L.A.; SOUTO, A.; BEZERRA, B.M.; FERRAZ, E.M.N. "Caatinga Revisited: Ecology and Conservation of an Important Seasonal Dry Forest." *The Scientific World Journal*, p. 1-18, 2012.
- BAYMA, A. P.; SANO, E. E. Séries Temporais de Índices de Vegetação (NDVI e EVI) do Sensor Modis para Detecção de Desmatamentos no Bioma Cerrado. *Bol. Ciênc. Geod.*, v. 21, p.797-813, 2015.
- BELGIU, M. and DRAGUT, L. (2016) Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future Directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- BRIGANTE, J. and ESPÍNDOLA, ELG. 2003. Limnologia fluvial: um estudo no rio Mogi-Guaçu. São Carlos: Rima. 278 p.
- CAI, Z. et al. Performance of smoothing methods for reconstructing NDVI time-series and estimating vegetation phenology from MODIS data. *Remote Sensing*, 2017.
- CHAUHAN, N.; KUMAR, V.; PALIWAL, R. Quantifying the impacts of decadal landuse change on the water balance components using soil and water assessment tool in Ghaggar river basin. *SN Applied Sciences*, (2020) 2:1777
- COELHO, V. H. R.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; ALMEIDA, C. das N., LIMA, E. R. V.; NETO, A. R; MOURA, G. S. S. de. Dynamic of land use/cover change processes in a Brazilian semiarid watershed. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 18, n. 1, p. 64-72, 2014.
- JENSEN, J. R. *Processamento de imagem digital introdutório - Uma perspectiva de sensoriamento remoto*, 3^a ed., Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, EUA, 2005.
- KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.17, n.10, p.1116–1123, 2013.

- LI, B.; RODELL, M. Evaluation of a model-based groundwater drought indicator in the conterminous U. S. *Journal of Hydrology*, v. 526, p. 78-88, 2015.
- LI, Z.; LIU, W.; ZHANG, X.; ZHENG, F. Impacts of land use change and climate variability on hydrology in an agricultural catchment on the Loess Plateau of China. *Journal of Hydrology*, v. 77, p. 35-42, 2009.
- MAPBIOMAS, 2021. Conheça o MAPBIOMAS: O Projeto e Perguntas Frequentes. Disponível em: < <http://mapbiomas.org>> Acesso em 03 abr. 2021.
- MAN, C. D., NGUYEN, T. T., BUI, H. Q., Lasko, K., & Nguyen, T. N. T. Improvement of landcover classification over frequently cloudcovered areas using Landsat 8 timeseries composites and an ensemble of supervised classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, v. 39, p. 1243-1255, 2018.
- MELAAS, E. K.; FRIEDL, M. A.; ZHU, Z. Detecting interannual variation in deciduous broadleaf forest phenology using Landsat TM/ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, v, 132, p.176-185, 2013.
- MILLARD, K.; RICHARDSON, M. On the Importance of Training Data Sample Selection in Random Forest Image Classification: A Case Study in Peatland Ecosystem Mapping. *Remote Sensing*, v.7, p. 8489-8515, 2015.
- MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, v. 391, p. 202-216, 2010.
- MOREIRA, A. M. Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação. Viçosa-MG: UFV, 2005.
- NOORI N, KALIN L., SEN S, SRIVASTAVA P, LEBLEU C, HEC-HMS FA. Identifying areas sensitive to land use/land cover change for downstream flooding in a coastal Alabama watershed. *Reg Environ Chang*, v.16, p. 1833-1845, 2016.
- PONZONI, Flávio Jorge; SHIMABUKURO, Yosio Edemir. Aplicações. In: PONZONI, Flávio Jorge; SHIMABUKURO, Yosio Edemir. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. São José dos Campos, Sp: Parêntese, 1957. Cap. 4. p. 103-117.
- RADHAKRISHNAN, Mohanasundar et al. Flexible adaptation planning for water sensitive cities. *CITIES*, v. 78, p. 87-95, 2018.
- ROY, D. P. E. A. Landsat-8: Science and Product Vision for Terrestrial Global Change Research. *Remote Sensing of Environment*, v.145, p. 154-172, 2014.

SANTOS, M.G.; OLIVEIRA, M.T.; FIGUEIREDO, K.V.; FALCÃO, H.M.; ARRUDA, E.C.P.; ALMEIDA-CORTEZ, J.; EVERARDO V.S.B. S. "Caatinga, the Brazilian Dry Tropical Forest: Can It Tolerate Climate Changes?" *Theoretical and Experimental Plant Physiology*, v. 26, p. 83-99, 2014.

SILVA, JOÃO NAILSON DE CASTRO. Análise temporal de índices de vegetação no apoio à classificação de imagens: Cobertura do solo na bacia semiárida do Rio Sucuru. 2017. 109 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil, Centro de Tecnologias e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2017.

SILVA, C. R. Da, MACHADO, S. L. D.; ARAÚJO, A. A.de; ABREU JUNIOR, C. A. M. de. Analysis of the phenology dynamics of Brazilian caatinga species with NDVI time series. *CERNE*, v. 24, p. 48 -58, 2018.

SINGH, S. K.; MUSTAK, S. K.; SRIVASTAVA, P. K.; SZABÓ, S. & ISLAM, T. Predicting Spatial and Decadal LULC Changes Through Cellular Automata Markov Chain Models Using Earth Observation Datasets and Geo-information. *Environ. Process.*, v. 2, p.61-78, 2015.

SOUZA, R. et al. Vegetation response to rainfall seasonality and interannual variability in tropical dry forests. *Hydrological Processes*, 2016.

VALBUENA, R., MALTAMO, M., & PACKALEN, P. Classification of forest development stages from national lowdensity lidar datasets: a comparison of machine learning methods. *Revista de Teledetección*, (45), 15, 2016.

ZHANG, Q. et al. Vegetation phenology on the Qinghai-Tibetan Plateau and its response to climate change (1982–2013). *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018.

CONDICIONANTES DE SALINIZAÇÃO DAS ÁGUAS EM AQUÍFERO ALUVIAL: UM MODELO CONCEITUAL

*Tayron Juliano Souza
Vera Lúcia Antunes de Lima
Carlos de Oliveira Galvão
Bárbara Barbosa Tsuyuguchi
Janiro Costa Rêgo*

1. INTRODUÇÃO

Os pequenos aquíferos aluviais do Semiárido Brasileiro (SAB), por muitas vezes, são as principais fontes de água para o abastecimento de comunidades rurais e para o desenvolvimento de pequenas práticas agrícolas, agricultura irrigada e a dessedentação de animais. Contudo, estas formações geológicas são susceptíveis à contaminação, principalmente à salinização das águas, utilizadas para os diferentes fins.

A salinização das águas pode ocorrer por meio de fatores naturais e antrópicos, associados às características da região. Estudos apontam a influência destes fatores, de forma individual ou combinada, os quais afetam a qualidade das fontes hídricas subterrâneas e dos solos. Dos aspectos que contribuem no processo de salinização citam-se as condicionantes relacionadas às características físicas dos aquíferos aluviais (geologia, litologia e intemperização), hidroclimáticas (precipitação, evaporação e recarga), e de uso e ocupação do solo (atividade agrícola e pecuária), entre outros (BURTE et al., 2011; MAPOMA et al., 2017; SHAJI et al., 2018). Estudos recentes também destacam a influência da disposição de efluentes de diferentes naturezas sobre

a variação da salinidade nos corpos hídricos subterrâneos (AL-AHMADI; EL-FIKY, 2009; SALGADO et al., 2018).

Uma análise mais ampla sobre o processo de salinização das águas subterrâneas deve considerar o conjunto dos fatores naturais e antrópicos, de modo a consolidar uma visão mais coerente com as condições reais, mas poucos estudos o têm feito. Os modelos conceituais são uma abordagem interessante para este tipo de análise (BURTE et al., 2011; COSTA et al., 2006). Estudos recentes esboçam modelos conceituais em aquíferos aluviais de dimensões maiores, mas ainda apresentam lacunas para investigação. Rivett et al. (2019), ao passo que analisaram a influência de aspectos hidrológicos e geológicos sobre a salinização, não avaliaram lançamentos de efluentes domésticos, o desenvolvimento da agricultura irrigada e o uso de agroquímicos. Já o modelo de Foster et al. (2018) é aplicado a grandes áreas de cultivos e diferentes padrões de uso do solo, e não considera a influência da criação de animais e do lançamento de esgotos. O modelo proposto por Burte et al. (2011), em aquífero aluvial do SAB, destaca a alteração dos níveis de salinização da água por contribuição do embasamento cristalino e por lixiviação de sais, principalmente após período de chuvas intensas.

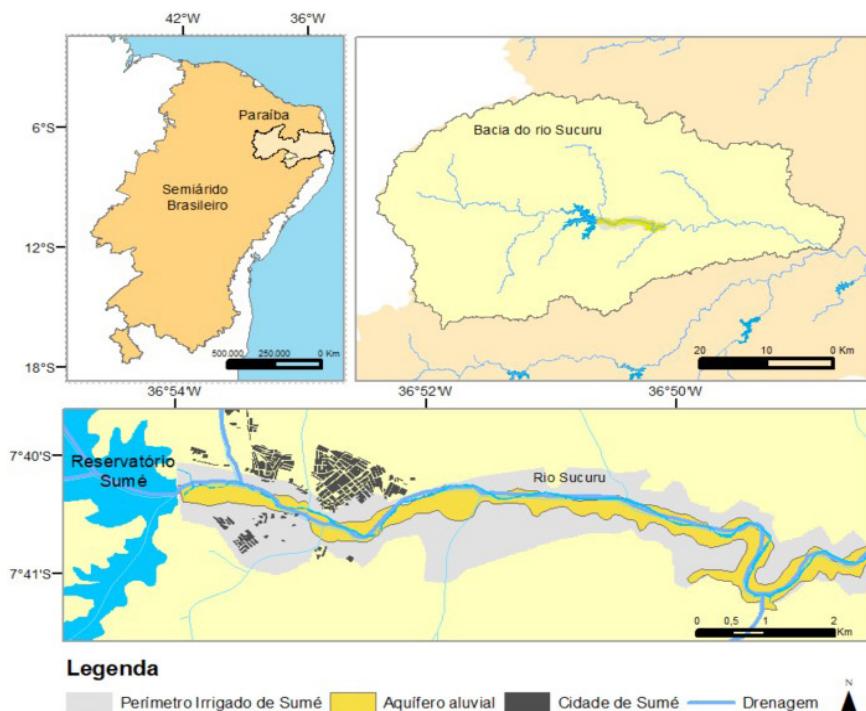
Neste estudo, propõe-se um modelo conceitual para análise do processo de salinização das águas de pequenos aquíferos aluviais da região do semiárido brasileiro. Em adição, indica-se o uso dessa importante ferramenta, o modelo conceitual, para o controle de uso e qualidade das águas, bem como apontar medidas de manejo e proteção das águas, a partir da identificação da fonte de contaminação. O modelo reúne, como determinantes deste processo, as seguintes características: dimensões e litologia do aquífero; condições hidroclimáticas e de uso e ocupação do solo para atividade agrícolas e lançamentos contínuos de efluentes brutos e tratados sobre o leito do rio ao longo do aquífero.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área de estudo é o trecho do aquífero aluvial, localizado a jusante do reservatório da cidade de Sumé- Paraíba, no semiárido brasileiro, totalizando uma área de 351 hectares. Esta região faz parte da bacia hidrográfica do Rio Paraíba, mais especificamente na sub-bacia do Rio Sucuru (Figura 1).

Figura 1: Localização da área de estudo.



Fonte: Adaptado de Tsuyuguchi et al. (2020)

O aquífero é formado pelas margens e leito do rio Sucuru, caracterizado por pequenas dimensões, material não consolidado e de litologia variada, sobreposto a rochas cristalinas que abrangem a maior parte da região semiárida. Sobre esta formação geológica

encontra-se o Perímetro Irrigado de Sumé – PIS, onde é praticada a agricultura irrigada e a criação de animais.

O clima da região conforme a classificação de Koppen é o BSh (ALVARES et al., 2013), possuindo duas estações distintas, a chuvosa e a seca: a primeira se concentra em curto período do ano (fevereiro a maio), enquanto a estação seca se estende no restante dos meses. A precipitação média anual fica em torno de 600 mm, enquanto a evapotranspiração é de aproximadamente 2.000 mm/ano (SCHIMMELPFENNIG et al., 2018).

As demandas hídricas das atividades agropecuárias são atendidas pelo aquífero aluvial, o qual é suscetível às variações sazonais da região e aos lançamentos de esgoto bruto e tratado, originados na cidade de Sumé, PB. Contudo, nem sempre o atendimento hídrico do PIS ocorreu desse forma, pois, em sua fase inicial, o reservatório de Sumé era o principal responsável por tal serviço. Mas, devido à necessidade de priorizar o abastecimento humano da população local, o fornecimento de água ao PIS foi interrompido em 1987. Daquele ano por diante, os agricultores que desejaram dar continuidade às atividades migraram para a captação de água subterrânea através de poços rasos, conhecidos como “cacimbões” ou de “grande diâmetro” (Figura 2).

Figura 2: Poços perfurados no aquífero aluvial.

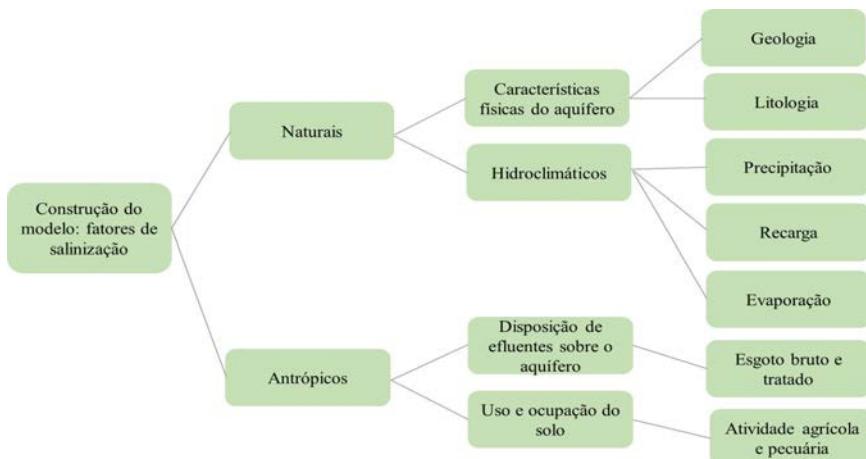


Fonte: Autores.

2.2. Construção do Modelo Conceitual

Para elaboração do modelo conceitual foram considerados os fatores geológicos, litológicos e das condições climáticas da região: precipitação e evapotranspiração na dinâmica da salinização das águas, marcada pelo curto e concentrado período de chuvas, e dos fatores físicos e biofísicos que favorecem as altas taxas de evapotranspiração na bacia. Os impactos antrópicos, nas formas de despejos de efluentes domésticos (bruto e tratado) sobre o aquífero, geração de resíduos salinos da atividade irrigada e pecuária, subproduto de material utilizado no preparo do solo, combate a pragas e doenças, também foram tomados como interferentes na salinização das águas. Foram considerados os seguintes aspectos na geração de resíduos salinos, os quais refletem nos níveis de salinidade das águas aluviais: uso e ocupação do solo agrícola, e presença de animais de médio e grande porte (bovinos, caprinos, ovinos e etc.). A Figura 3 sintetiza os principais fatores condicionantes utilizados na construção do modelo conceitual do processo de salinização das águas subterrâneas.

Figura 3: Condicionantes utilizadas na construção do modelo conceitual de salinização das águas de aquíferos aluviais.



Fonte: Autores.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A seguir serão apresentados em detalhes os principais aspectos envolvidos no processo de salinização das águas de um aquífero típico do semiárido brasileiro, os quais já foram citados no decorrer deste trabalho.

3.1. Característica dimensionais, geológicas e litológicas

Os aquíferos aluviais do semiárido brasileiro, de pequenas dimensões e predominância do substrato cristalino, são de modo geral, estreitos e rasos (menor largura e profundidade), mas apresentam maior comprimento no sentido longitudinal do aquífero como verificado em estudos realizado por Alves et al. (2018) e Monteiro et al. (2014).

As formações aluviais são de origem terciária e quaternária (ALBUQUERQUE; RÊGO, 2013), em que os sedimentos são carreados e depositados nas margens e leitos de pequenos rios e riachos. Comumente, a deposição dos sedimentos ocorre de montante a jusante do rio, sendo o material de maior granulometria assentado na cabeceira e no sentido da parte central do rio para as margens, enquanto o material de menores dimensões e mais finos são carreados a maiores distâncias, possivelmente, pela redução da velocidade em função da declividade (CABRAL, 2016). Sendo assim, os depósitos podem ser caracterizados como aquífero poroso do tipo livre e com substrato predominantemente impermeável formado por rochas do embasamento cristalino (LEAL, 2000). Segundo o mesmo autor, esse tipo de impedimento dificulta o fluxo subterrâneo, e juntamente com a irregularidade das chuvas e predominância de material argiloso contribuem para elevação da salinidade nas águas subterrâneas em aluviões.

No tocante à litologia, as formações aluviais apresentam camadas com diferentes granulometrias que se acomodam de forma intercalada, alternando classes arenosas e pedregulhosas com argilosas (ALVES et al., 2018). Segundo AL-AHMADI; EL-FIKY (2009) a litologia dos aluviões é um importante parâmetro nos estudos de qualidade das águas, pois juntamente com outros fatores (por exemplo, velocidade de fluxo, solubilidade dos sais e atividades humanas) governam a concentração de íons das águas dos aquíferos.

3.2. Regime hidroclimático

As águas dos aquíferos aluviais são influenciadas em termos quantitativos e qualitativos pela recarga hídrica proveniente da precipitação (ALBUQUERQUE et al., 2015), que na região semiárida é marcada pela alta variabilidade espaço-temporal.

A recarga do aquífero, desse modo, pode ser classificada de duas maneiras, em direta ou indireta (HEALY, 2010): A primeira resulta da percolação das chuvas que caem sobre a superfície do estreito pacote sedimentar, em que ocorre a infiltração através da zona não saturada do solo. Enquanto a recarga indireta se dá pela infiltração em consequência do escoamento superficial, principalmente pelo volume que escoa no leito do rio, resultante majoritariamente de contribuições laterais. Sendo assim, a associação dessas recargas propicia a elevação do lençol freático, que em condições favoráveis de intensidade e frequência das chuvas pode alcançar o volume máximo do aquífero. No período de estiagem, os aquíferos aluviais podem atingir volumes críticos, em consequência de baixa pluviosidade ou ausência do período de chuvas. Esse período coincide com as maiores demandas hídricas e as altas taxas de evapotranspiração da região, ocorrendo a superexploração da água para atendimento da irrigação e dessedentação dos animais.

O balanço de água do aquífero, recarga, circulação e descarga, pode interferir nas concentrações de sais nas águas subterrâneas. Na estação chuvosa, período em que geralmente ocorrem as maiores recargas, a salinidade das águas pode mostrar comportamento divergente; seja como fonte de diluição dos sais presentes no solo, na rocha e/ou na própria água, ou como promotora do aumento da salinidade das águas (concentrações iônicas) logo após os primeiros eventos de chuvas que promovem o arraste dos sais para a zona saturada do aquífero (ANDRADE et al., 2012; RIVETT et al., 2019).

Em relação às descargas de aluviões, a condicionante climática que pode contribuir no processo de salinização das águas subterrâneas é a evaporação, influenciada principalmente por ação das taxas de radiação e temperatura da superfície que variam sazonalmente no decorrer do ano. As elevadas taxa de evaporação da região contribuem para o transporte de sais próximos à superfície, os quais ficam acumulados devido às chuvas deficitárias para a lixiviação destes sais (LIMA, et al., 2016). Os sais são acumulados em regiões menos profundas e, quando submetidos a intensas chuvas ou a excessivas lâminas de irrigação, são lixiviados para as águas do aquífero, alterando as características da qualidade da água (BURTE et al., 2011).

3.3. Lançamento de efluentes em corpos d'água

O emprego dos recursos hídricos, superficiais e/ou subterrâneos para disposição de efluentes é uma prática comum, principalmente em regiões que apresentam alto déficit com relação ao sistema de coleta e tratamento de esgotos. Contudo, o uso dessa prática sem os devidos cuidados pode comprometer o nível de qualidade das águas, tornando-a imprópria para atendimento humano e continuidade das atividades irrigadas e da pecuária. Alguns trabalhos mostram essas fontes hídricas como destino de

esgotos, como por exemplo, os lançamentos de efluentes bruto e tratado sobre o rio Parnaíba em Teresina, PI (MARÇAL; SILVA, 2017), os despejos de esgotos domésticos de pequenas comunidades e excrementos de animais nas proximidades de rios na bacia hidrográfica do rio Salitre (OLIVEIRA; CAMPOS; MEDEIROS, 2010), e lançamentos de parte dos esgotos domésticos da cidade de Sumé, PB, sobre o rio do Sucuru e seus afluentes (SALGADO et al., 2018).

3.4. Uso e ocupação do solo

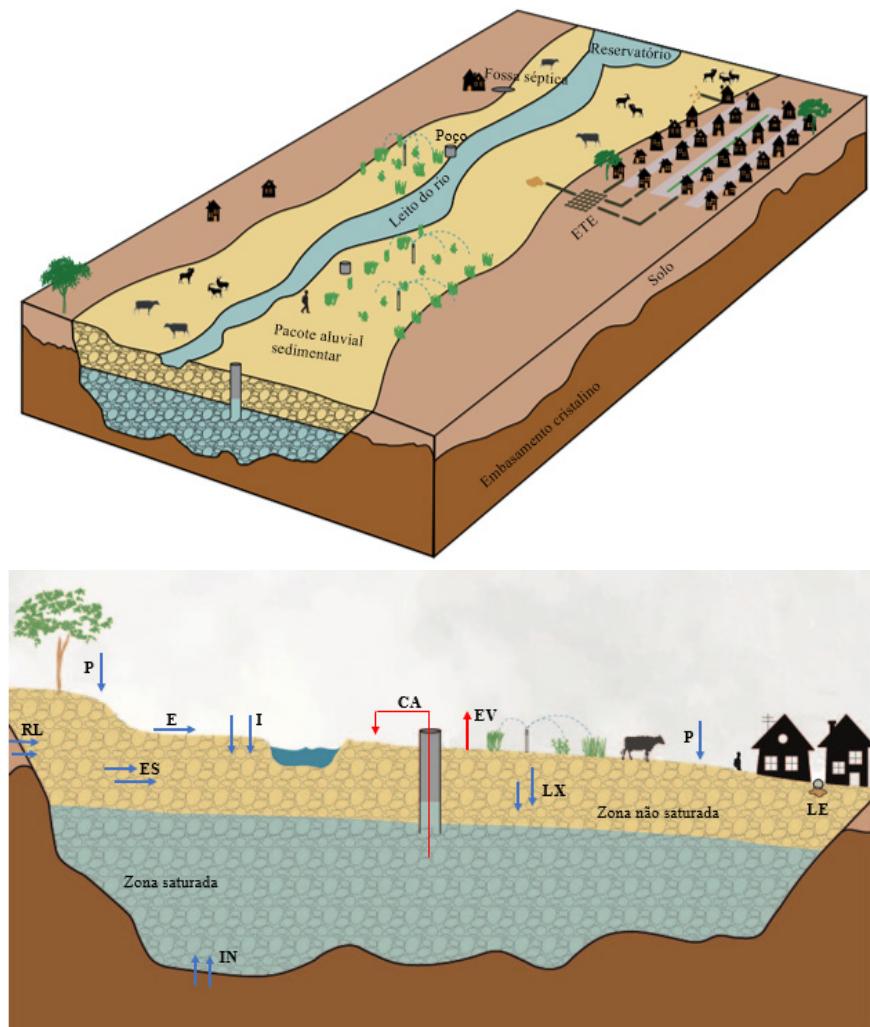
O uso e ocupação do solo ao longo de pequenos aquíferos aluviais é feito basicamente pela agricultura familiar ou de pequena escala, apresentando diversificação quanto ao plantio de culturas anuais, temporárias e perenes, e por vegetação espontânea, sendo a irrigação efetuada com as águas subterrâneas. Esse padrão é costumeiro em áreas aluviais, a exemplo das atividades agrícolas realizadas sobre o aquífero aluvial de Sumé (SCHIMMELPFENNIG et al., 2018). Características semelhantes foram encontradas sobre o aquífero aluvial na bacia do riacho Mimoso, interior de Pernambuco, em que a utilização do solo decorre da pequena agricultura com o cultivo de espécies anuais, frutíferas, capim, entre outras (MONTENEGRO et al., 2010).

3.5. Modelo de salinização das águas de aquífero aluvial

Os aquíferos aluviais no semiárido brasileiro possuem características comuns quanto aos aspectos dimensionais e geológicos, intermitência dos rios, uso do solo, lançamento de efluentes em rios e bacia de contribuição, estando sujeitos às condições hidroclimáticas da região. Portanto, é possível propor um modelo conceitual da salinidade aluvial das águas subterrâneas, selecionando o sistema aluvial Sumé como um caso típico para o semiárido (Fig.

4). Nesse sentido, os fatores que influenciam a salinidade das águas subterrâneas foram agrupados quanto os fatores naturais e fatores antrópicos.

Figura 4: Modelo conceitual: a) Perspectiva longitudinal; b) Corte transversal.



Fonte: Autores.

P - Precipitação; E – Escoamento superficial; I – Infiltração; ES – Escoamento subterrâneo; LX – lixiviação; EV – evapotranspiração; RL – Recarga lateral; IN - Intemperismo; LE – Lançamento de esgotos; CA – Captações; ETE – Estação de tratamento de esgoto.

FATORES NATURAIS: considerando a precipitação atmosférica que atinge o solo, parte dela é escoada e outra parcela se infiltra no solo, contribuindo para a recarga do aquífero. A água infiltrada circula nas camadas subsuperficiais do solo e carrega consigo os íons salinos através do processo denominado de lixiviação. A lixiviação desses sais pode elevar os níveis de salinidade da água, principalmente após os eventos de chuva (ANDRADE et al., 2012; BURTE et al., 2011). No que diz respeito ao componente climático, a salinidade das águas subterrâneas pode ser influenciada pela evaporação, principalmente pelas altas taxas de radiação e temperatura da superfície que variam sazonalmente ao longo do ano. Tais processos são intercalados nos períodos intra e inter-sazonal, causando variações nos níveis de salinidade das águas subterrâneas que são intensificadas por ações antrópicas.

A evapotranspiração favorece o movimento ascendente da água por ascensão capilar que transporta os sais presentes nos aquíferos para a zona não saturada do solo, sendo mais expressiva em aquíferos rasos, como mostra os estudos realizados por Alkinani e Merkel, (2017) e Montenegro et al. (2003). Investigações realizadas por Northey et al. (2006) sugerem que a ascensão capilar é um dos fatores de destaque no processo de salinização do solo e das águas subterrâneas em aquíferos rasos, os quais são utilizadas para irrigação em regiões semiáridas.

Outro parâmetro que deve ser analisado é a porosidade das formações aluviais, em termos das frações de argila e silte. Os maiores teores destas partículas dificultam a infiltração devido à maior capacidade de retenção de água pelo solo, ao passo que há

um aumento da ascensão capilar, consequentemente, o aumento ascendente dos sais no perfil do solo (MONTENEGRO et al., 2003). Os solutos acumulados nas camadas superficiais do solo são posteriormente transportados até o lençol freático por ação dos volumes de chuvas e lâminas excessivas de irrigação, gerando alterações hidroquímicas nas águas subterrâneas.

O fator geologia também deve ser considerado na salinidade da água de aquíferos. As águas que circulam no solo em contato com o complexo cristalino (predominância de rochas ígneas e metamórficas no semiárido brasileiro) favorecem o processo de intemperismo das rochas. Segundo Leal (2000) a erosão do manto de intemperismo resulta na liberação de diversos minerais incorporados na interface solo-água, contribuindo para o aumento da salinidade do sistema aquífero, dependendo da constituição mineral do sistema rochoso. A topografia das encostas do aquífero também deve ser analisada. Este parâmetro físico está relacionado às contribuições laterais ao aquífero, que geram recargas, bem como interferem nas concentrações de solutos ao longo do aquífero, principalmente nos poços nas proximidades destas zonas de influência (BENITO et al., 2010; MONTEIRO et al., 2014).

FATORES ANTRÓPICOS – No modelo apresentado, o lançamento de efluentes sobre o solo ou corpos d'água ocorre em duas condições: tratada e não tratada. Os efluentes urbanos, em parte, recebem tratamento em Estação de Tratamento de Esgoto - ETE, sendo a lagoa de estabilização adotada no tratamento de esgotos domésticos devido à eficiência gerada pela alta radiação solar no semiárido brasileiro e disponibilidade de área para sua instalação. Em contrapartida, o restante do esgoto é lançado no solo devido às precárias condições de saneamento da área urbana. Também ocorre o descarte de esgoto ao longo da bacia de contribuição ao aquífero, caracterizado pelo descarte de esgoto não tratado de residências e

subprodutos salinos da agricultura irrigada e da pecuária. O descarte inadequado desses efluentes resulta na deposição e lixiviação de solutos no solo, que podem atingir as camadas mais profundas do solo (zona saturada), contribuindo para a salinidade das águas subterrâneas (PULIDO-BOSCH et al., 2018).

Em relação às fontes de contaminação agrícola, os solutos são predominantemente gerados pelo uso excessivo de agroquímicos (por exemplo, adubos, agrotóxicos e fertilizantes), da pecuária (resíduos dos animais) e do fluxo de retorno da água de irrigação. Esse tipo de efluente com presença de íons salinos também foi identificado em formações aquíferas semelhantes (AL-AHMADI; EL-FIKY, 2009; MAPOMA et al., 2017). Em relação ao fluxo de retorno, este pode influenciar mais significativamente na salinidade em aquíferos com espessuras menores e submetidos a alta evaporação (ALKI-NANI; MERKEL, 2017) ou quando a água utilizada já apresenta elevados teores de sais, oriundos de ações antrópicas, como águas subterrâneas enriquecidas com efluentes de diferentes naturezas (FOSTER et al., 2018). Destacamos que o uso e ocupação do solo pela pequena agricultura irrigada e os dejetos da criação de animais também podem influenciar nos níveis de salinização das águas de pequenos aquíferos, conforme já verificado em trabalhos realizados (SALGADO et al., 2018; SCHIMMELPFENNIG et al., 2018).

4. CONCLUSÕES

O estudo levou à construção de um modelo conceitual do processo de salinização das águas de um aquífero típico do semiárido brasileiro. A inclusão dos elementos de irrigação e pecuária torna o modelo conceitual mais próximo às condições reais da região, visto que o incremento salino gerado por essas atividades pode ser considerável para aquíferos de pequenas dimensões, os quais tem

comportamento muito variável ao longo do ano. O modelo também funciona como uma ferramenta para identificar o(s) processo(s) de salinização das águas, a partir de sua identificação, ao passo que contribui para o gerenciamento, controle e proteção das águas.

5. REFERÊNCIAS

- AL-AHMADI, M. E.; EL-FIKY, A. A. Hydrogeochemical evaluation of shallow alluvial aquifer of Wadi Marwani, western Saudi Arabia. *Journal of King Saud University - Science*, v. 21, n. 3, p. 179–190, out. 2009.
- ALBUQUERQUE, C. et al. Recarga de aquífero aluvial sob uso agrícola. *Águas Subterrâneas*, v. 29, n. 1, p. 60–71, 2015.
- ALBUQUERQUE, J. P. T.; RÉGO, J. R. *Sistemas aquíferos brasileiros: o verdadeiro significado hidrogeológico*. XX Simpósio brasileiro de recursos hídricos. Bento Gonçalves, RS, 2013.
- ALKINANI, M.; MERKEL, B. Hydrochemical and isotopic investigation of groundwater of Al-Batin alluvial fan aquifer, Southern Iraq. *Environmental Earth Sciences*, v. 76, n. 7, p. 1–22, 2017.
- ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, v. 22, n. 6, p. 711–728, 1 dez. 2013.
- ALVES, E. J. C. . et al. Limits and conditions for the exploitation of alluvial aquifers in the Brazilian semi-arid region. *Brazilian Journal of Water Resources*, v. 23, n. 34, p. 1–8, 2018.
- ANDRADE, T. S. et al. Variabilidade espaço-temporal da condutividade elétrica da água subterrânea na região semiárida de Pernambuco. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 16, n. 5, p. 496–504, 2012.
- BENITO, G. et al. Management of Alluvial Aquifers in Two Southern African Ephemeral Rivers: Implications for IWRM. *Water Resources Management*, v. 24, n. 4, p. 641–667, 26 mar. 2010.
- BURTE, J. D. P.; COUDRAIN, A.; MARLET, S. Use of water from small alluvial aquifers for irrigation in semi-arid regions. *Revista Ciencia Agronomica*, v. 42, n. 3, p. 635–643, 2011.

- CABRAL, J.J.S.P. et al. Acumulação de sedimentos e água no leito seco dos rios no semiárido. In: BRAGA, R. **Águas de areias**. 1. ed. Recife: Clã, 2016. cap. 2, p. 39-70.
- COSTA, A. M. B.; MELO, J. G.; SILVA, F. M. Aspectos da salinização das águas do aquífero cristalino no estado do rio grande do norte, nordeste do brasil. **Aguas Subterrâneas**, v. 20, n. 1, p. 67–82, 2006.
- FOSTER, S. et al. Impact of irrigated agriculture on groundwater-recharge salinity: a major sustainability concern in semi-arid regions. **Hydrogeology Journal**, v. 26, n. 8, p. 2781–2791, 2018.
- HEALY, R. W. Estimating groundwater recharge. Reino Unido: Cambrigde University Press,2010.
- Leal, O. et al. **Avaliação hidrogeológica preliminar das aluviões do alto vale do rio Moxotó 428 – PE** (Programa de água subterrânea para a região nordeste - Série Hidrogeologia: Estudos e 429 Projetos – v.6). Recife: CPRM, p.107, 2000.
- LIMA, V. L. A.; FARIA, M. S. S; BORGES JR, J. C. Drenagem agrícola no manejo dos solos afetados por sais. In: Manejo da Salinidade na Agricultura: Estudos Básicos e Aplicados. Fortaleza: INCTSAL. p.397-409, 2016.
- MAPOMA, H. W. T. et al. Hydrochemistry and quality of groundwater in alluvial aquifer of Karonga, Malawi. **Environmental Earth Sciences**, v. 76, n. 9, p. 1–18, 2017.
- MARÇAL, D. A.; SILVA, C. E. Avaliação do impacto do esgoto da estação de tratamento de esgoto ETE-Pirajá sobre o Rio Parnaíba, Teresina (PI). **Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 22, n. 4, p. 761–772, 2017.
- MONTEIRO, A. L. N.; MONTENEGRO, A. A. A.; MONTENEGRO, S. M. G. Modelagem de Fluxo e Análise do Potencial Hídrico de Aquífero Aluvial no Semiárido de Pernambuco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19, n. 3, p. 151–163, 2014.
- MONTENEGRO, S. G.; MONTENEGRO, A.; RAGAB, R. Improving agricultural water management in the semi-arid region of Brazil: Experimental and modelling study. **Irrigation Science**, v. 28, n. 4, p. 301–316, 2010.
- MONTENEGRO, S. M. G. L. et al. Dinâmica Hidro-salina em Aquífero Aluvial Utilizado para Agricultura Irrigada Familiar em Região Semi-árida. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 8, n. 2, p. 85–92, 2003.
- NORTHEY, J. E. et al. Occurrence and measurement of salinity stratification in shallow groundwater in the Murrumbidgee Irrigation Area, south-eastern

Australia. **Agricultural Water Management**, v. 81, n. 1-2, p. 23-40, mar. 2006.

OLIVEIRA, C. N.; CAMPOS, V. P.; MEDEIROS, Y. D. P. Validação e identificação de parâmetros importatntes para a qualidade de corpos d'água no semiárido bahiano: Bacia hidrográfica do rio Salitre. **Quim. Nova**, v. 33, n. 5, p. 1059-1066, 2010.

PULIDO-BOSCH, A. et al. Impacts of agricultural irrigation on groundwater salinity. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 5, p. 1-14, 2018.

RIVETT, M. O. et al. Responding to salinity in a rural African alluvial valley aquifer system: To boldly go beyond the world of hand-pumped groundwater supply? **Science of the Total Environment**, v. 653, n. Octuber, p. 1005-1024, 2019.

SALGADO, J. P. et al. Influence of sewage disposal on the water quality of the Sucuru River alluvial aquifer in the municipality of Sumé-PB, Brazil. **Brazilian Journal of Water Resources**, v. 23, n. 23, p. 1-13, 2018.

SCHIMMELPFENNIG, S. et al. Hydro(geo)logical Modelling (Results from WP2). In: **BRAMAR PROJECT: Water Scarcity Mitigation in Northeast Brazil**. 1^a ed. p. 38-56, 2018.

SELVAKUMAR, S.; CHANDRASEKAR, N.; KUMAR, G. Hydrogeochemical characteristics and groundwater contamination in the rapid urban development areas of Coimbatore, India. **Water Resources and Industry**, v. 17, n. December 2016, p. 26-33, 2017.

SHAJI, E. et al. Salinization and Deterioration of Groundwater Quality by Nitrate and Fluoride in the Chittur Block, Palakkad, Kerala. **Journal of the Geological Society of India**, v. 92, n. 3, p. 337-345, 2018.

TSUYUGUCHI, B. B. et al. Governance of alluvial aquifers and community participation: a social-ecological systems analysis of the Brazilian semi-arid region. **Hydrogeology Journal**, v. 28, p. 1539-1552, 2020.

ANÁLISE DO IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS EM ÍNDICES CLIMÁTICOS ASSOCIADOS COM A VARIABILIDADE DOS REGIMES DE CHUVA E VAZÃO NA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO

Vanesa Londoño Arteaga

Carlos Henrique Ribeiro Lima

1. INTRODUÇÃO

A climatologia do Brasil é modulada por diferentes fenômenos oceânicos e atmosféricos, associados à circulação de escala global, que ao mesmo tempo, atuam como forçantes e moduladores da climatologia local, tal como foi exposto por Reboita et al. (2010). Considerando a grande extensão do seu território, a variabilidade climática do Brasil responde não somente à influência na escala global, mas também a forçantes climáticas locais, associadas principalmente à localização do país na região tropical do planeta.

Os principais e mais conhecidos fenômenos climáticos associados à variabilidade climática do Brasil correspondem ao El Niño Oscilação do Sul (ENOS) (Grimm e Tedeschi, 2009), considerado um dos mais importantes fenômenos na escala planetária; a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), amplamente conhecida por sua influência no regime hidrológico da região do Norte e Nordeste do Brasil (Nobre e Shukla, 1996); a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) (Carvalho et al., 2002) e o Sistema de Monção da América do Sul (SAMS) (Gan et al., 2004), associados ao desenvolvimento

da quadra chuvosa nas regiões de Centro e Sudeste do Brasil; o Sistema da Alta Subtropical do Atlântico Sul (SAS), responsável pelo transporte de umidade do oceano (Degola, 2013), e o gradiente inter-hemisférico da TSM no oceano Atlântico Tropical, conhecido como sistema do Dipolo, devido à sua relação com as anomalias da circulação atmosférica e regime de precipitação sobre a América do Sul (Hastenrath e Heller, 1977; Enfield, 1996).

1.1. Sistema de Monção da América do Sul

Os sistemas de monção são comumente definidos como fenômenos caracterizados por uma inversão na direção do vento de baixo nível entre os períodos de inverno e verão, e o contraste entre o verão chuvoso e o inverno seco, que responde à variação anual da radiação solar e o contraste de temperatura superficial entre as grandes massas continentais e oceânicas, influenciando diretamente o sistema de precipitação global (Chang et al., 2005; Silva e Kousky, 2012). Na América do sul, tal sistema é caracterizado nos níveis superiores da atmosfera por uma circulação anticiclônica (Alta da Bolívia) sobre as latitudes subtropicais, e a configuração do Jato nos altos níveis. Já nos níveis baixos da atmosfera, o SAMS responde a vários fenômenos, tais como um sistema de alta pressão nas regiões subtropicais dos oceanos (SAS), a redução da pressão sobre a região do Chaco na Argentina (Baixa do Chaco), a configuração da ZCAS, a configuração do Jato de Baixos Níveis (JBN) localizado no leste da cordilheira dos Andes, que contribui com o transporte de umidade da Amazônia; um máximo de temperatura antes do início da quadra chuvosa, e a inversão da direção do vento, embora seja observada só na componente zonal (Gan et al., 2004).

O regime de precipitação associado à ação do SAMS nas regiões do Sudeste da bacia Amazônica, Centro-Oeste e Sudeste do Brasil, é plenamente modulado pela ação conjunta da ZCAS e o JBN (Vera

et al., 2006). O início da fase ativa do SAMS, durante o período da primavera, é caracterizado pelo aquecimento convectivo que atua sobre a bacia Amazônica. Posteriormente, é observado um rápido giro da região de intensa convecção desde o noroeste do continente até o sudeste da bacia Amazônica e o planalto Brasiliense (JBN) em outubro, até chegar ao Sudeste Brasileiro em novembro (Jones e Carvalho, 2002). Durante esse período, a atividade convectiva intensa e a ação das frentes frias dão lugar à ativação da ZCAS, alimentada também pela umidade do JBN proveniente da Amazônia (Carvalho et al., 2011). A ZCAS é responsável pelo aumento da precipitação e das tormentas na região Sudeste do Brasil.

1.2. Gradiente inter-hemisférico do Atlântico Tropical

O gradiente inter-hemisférico da TSM no Atlântico tropical, conhecido como o sistema do Dipolo, representa o modo de variabilidade das anomalias da TSM no oceano Atlântico, caracterizado pelos sinais opostos nas bacias do norte e sul da região tropical. O padrão do Dipolo é o resultado da interação oceano-atmosfera, representado como um estado térmico das águas superficiais na região do oceano Atlântico tropical, que força uma circulação meridional devido ao aquecimento para o norte e o esfriamento para o sul e vice-versa (Hastenrath e Heller, 1977).

Os mecanismos de geração do gradiente no oceano Atlântico Tropical estão relacionados à interação atmosfera-oceano. Chang et al. (1997) associaram a variabilidade do gradiente equatorial da TSM à ação do gradiente das anomalias dos ventos de sudeste no hemisfério sul, e as anomalias dos ventos de nordeste no hemisfério norte, que atuam fortalecendo os ventos alísios do sul e enfraquecendo os alísios do norte. As anomalias na TSM do oceano Atlântico tropical e subtropical são vinculadas também à ação de fenômenos de grande escala como o ENOS. Colberg et al. (2004) por exemplo,

mostraram como o fenômeno ENOS influencia significativamente a variabilidade climática no oceano Atlântico Sul. Durante o ENOS, particularmente na fase negativa (El Niño), anomalias negativas na pressão ao nível do mar são observadas na bacia do Atlântico sul através da teleconexão com o oceano Pacífico, gerando por sua vez, um enfraquecimento dos ventos alísios nos trópicos, e um fortalecimento dos ventos de oeste nas latitudes médias.

Considerando a relação com a circulação atmosférica de grande escala, existem evidências da relação do fenômeno do dipolo com o regime de precipitação nas áreas adjacentes à bacia do Atlântico Tropical (Nobre e Shukla, 1996; Enfield, 1996; Pezzi e Cavalcanti, 2001; Bamba, 2007; Toshie Kayano et al., 2011; Toshie Kayano et al., 2018). No Brasil por exemplo, o comportamento anômalo da TSM na bacia do Atlântico Tropical força o gradiente térmico e modula a posição latitudinal da ZCIT (Nobre e Shukla, 1996), alterando a estação chuvosa na região Norte e Nordeste do Brasil, e a parte leste da Amazônia. Durante a fase negativa do dipolo tropical, a ação conjunta das anomalias da TSM positivas na região ATS, baixas pressões ao nível do mar e ventos alísios do norte mais intensos, favorecem a posição da ZCIT para o sul do equador, e portanto, as anomalias positivas da precipitação na região. Já a fase positiva do dipolo foi relacionada com deficiências de precipitação no litoral Nordeste da América do Sul.

1.3. Sistema da alta subtropical no oceano Atlântico

Os Sistemas da Alta Subtropical (SAS), também conhecidos como anticiclones subtropicais ou centros de ação subtropical, correspondem às regiões semipermanentes de alta pressão, que estão associados à circulação atmosférica global, às interações oceano-ar, aos sistemas de monção e ao braço descendente da célula de Hadley. Embora os sistemas de alta pressão sejam uma

característica persistente da circulação de escala planetária, podem receber a denominação de sistemas semipermanentes, já que sofrem importantes variações temporais de posição e intensidade. A variabilidade sazonal do SAS no Atlântico subtropical é caracterizada pelas diferenças significativas nos períodos de inverno e verão. Durante o inverno, a intensidade do SAS é mais forte e atinge uma posição mais para noroeste da bacia oceânica (Degola, 2013; Hastenrath, 1985; Mächel et al., 1998a; Reboita et al., 2019). Nesse período, a área de influência do centro de ação é mais extensa na direção leste-oeste devido às baixas temperaturas continentais, o que permite o estabelecimento do SAS mais próximo do continente, inibindo a convecção, dificultando a entrada de frentes frias, e consequentemente, favorecendo a ausência de chuvas. Já durante o verão, o SAS é encontrado distante do continente Americano, alcançando uma posição mais para o sudeste. Essa condição durante o verão, permite a ascensão do ar, gerado pelo aquecimento continental, que junto com a alta disponibilidade de umidade, promovem condições de instabilidade atmosférica e favorece a formação de espessas nuvens, que dão lugar a consideráveis volumes de chuva.

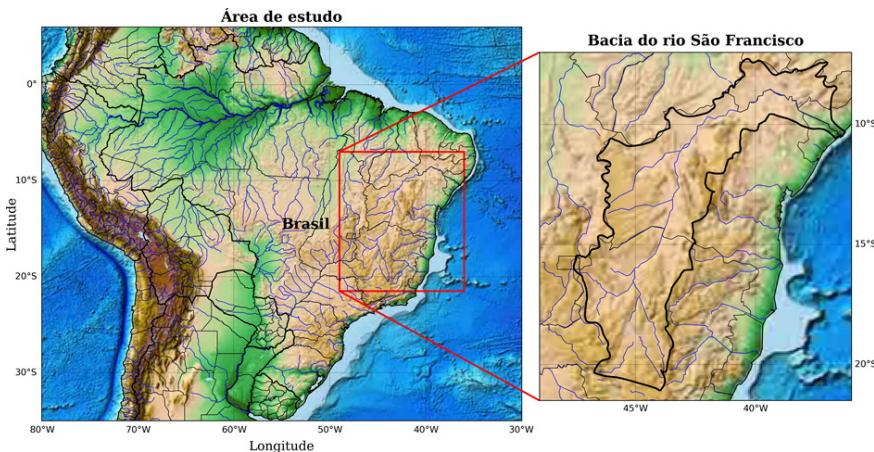
No Brasil, a intensidade e posição (latitude e longitude) do centro do SAS estão diretamente relacionados com as condições climáticas observadas, especialmente o padrão de comportamento do vento e o transporte de umidade do oceano. Alguns autores como Bastos e Ferreira (2000), Degola (2013) e Gilliland e Keim (2018) analisaram a relação entre a posição do SAS, o vento superficial, as anomalias da pressão ao nível do mar, e a TSM, concluindo que as regiões do Nordeste e Sudeste do Brasil são as áreas mais afetadas pela variação da posição do centro do SAS, particularmente pela intensificação (enfraquecimento) dos ventos alísios e o transporte de umidade quando o centro do SAS atinge uma posição mais ao noroeste (sudeste).

2. ANÁLISE DO IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS

2.1. Área de estudo

A bacia do rio São Francisco está localizada nas regiões Nordeste, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil, com uma extensão de 639.219km² de área de drenagem (7,5% do país). O rio São Francisco tem 2.700 km de extensão e nasce na Serra da Canastra em Minas Gerais, escoando no sentido sul-norte pela Bahia e Pernambuco, quando altera seu curso para este, chegando ao Oceano Atlântico através da divisa entre Alagoas e Sergipe. A Figura 3.1 mostra a localização da área de estudo.

Figura 3.1: Localização da bacia do rio São Francisco.



Devido à extensão do seu território e à sua posição em relação ao equador, os padrões de precipitação na bacia do rio São Francisco são modulados por diferentes sistemas macroclimáticos, principalmente, as frentes frias e a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) para a região do alto São Francisco e parte

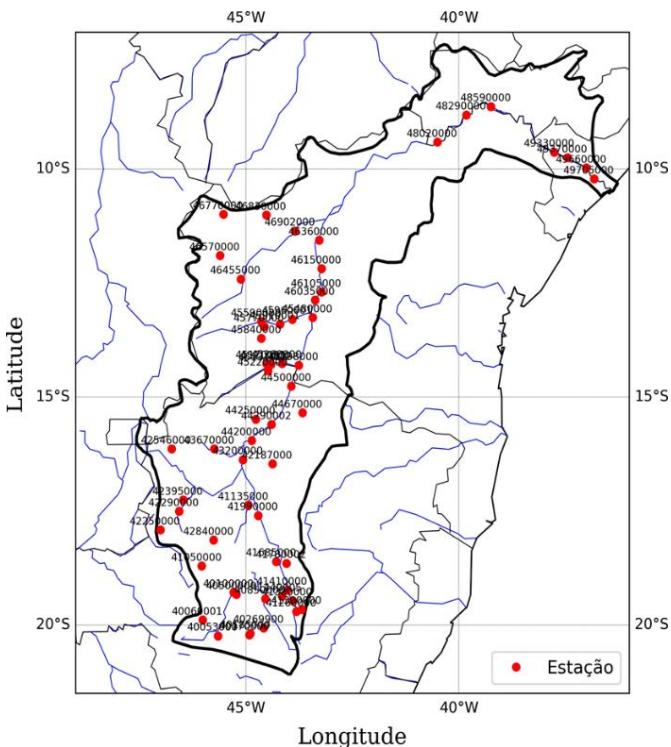
do médio São Francisco; e a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) nas regiões do submédio e baixo São Francisco, localizadas no semiárido Nordestino. De acordo com Reboita et al. (2010), na região centro-oeste do Brasil (alto e parte do médio São Francisco), a ZCAS é fortalecida durante o verão austral (Dezembro, Janeiro e Fevereiro) devido à convergência do transporte de umidade da Amazônia pelo Jato de Baixo Nível (JBN) e o escoamento do Nordeste induzido pela circulação do Sistema da Alta Subtropical (SAS). Este padrão de circulação nessa área permite observar máximos pluviométricos no verão e mínimos no inverno (Junho, Julho e Agosto), característica principal do Sistema de Monção na América do Sul (SAMS).

2.2. Dados usados

- Dados observados

Com o objetivo de analisar e caracterizar o regime de vazão na bacia do rio São Francisco, 59 séries de vazão, medidas em diferentes estações dentro da bacia serão usadas. O período de registro é de 33 anos, de 1980 a 2012, com resolução temporal diária. As séries foram obtidas da base de dados fornecida pela Agência Nacional de Águas (ANA) do Brasil. Na Figura 3.2 é mostrada a localização das estações de medição das séries de vazão usadas no estudo. Observa-se que a grande maioria das estações estão localizadas nas regiões do alto e médio São Francisco, que juntas contribuem com aproximadamente o 70% da vazão média anual da bacia. As estações restantes estão localizadas principalmente na região do baixo São Francisco, perto da desembocadura no oceano Atlântico. Os registros originais tem resolução temporal diária, e posteriormente foram transformadas a séries mensais a fim de ser consistente com a resolução temporal das variáveis atmosféricas.

Figura 3.2: Localização das estações de medição das séries de vazão na bacia do rio São Francisco.



- Reanalise ERA-Interim

O Reanálise Global do Era-Interim foi desenvolvido pelo *European Center for Medium-Range Weather Forecast* (ECMWF). Contém informações sobre todas as variáveis superficiais e em diferentes níveis de pressão na atmosfera em resolução temporal mensal, e conta com um período de registro de 1979 até o presente (Dee et al., 2011).

Diferentes variáveis oceânicas e atmosféricas são usadas para caracterizar os sistemas climáticos que modulam o regime hidrológico no Brasil e que são de interesse neste estudo. As séries obtidas para cada variável tem resolução temporal mensal e registros no período de 1980 a 2005, considerado como o período histórico. As variáveis utilizadas são descritas a seguir:

Velocidade do vento: Dados de velocidade do vento na componente zonal e meridional nos níveis de 200 e 850 hPa são usados para caracterizar o SAMS. Os dados foram selecionados na área delimitada entre as latitudes 5°S a 25°S e as longitudes 65°W a 30°

Temperatura Superficial do Mar: Dados de Temperatura Superficial do Mar (TSM) no oceano Atlântico Tropical são usados para caracterizar o gradiente inter-hemisférico do oceano Atlântico tropical. Foram definidas as regiões do Atlântico Tropical Norte (ATN), na área compreendida entre as latitudes 25°N e 5°N , e as longitudes 50°W e 20°W ; e a região do Atlântico Tropical Sul (ATS), compreendida entre as latitudes 5°S e 20°S e as longitudes 30°W e 0°.

Temperatura Superficial no continente: Com o objetivo de analisar a importância do contraste entre a temperatura superficial do continente e a temperatura superficial do mar na ocorrência de eventos, dados de temperatura do ar a 2m da superfície são usados na região compreendida entre as latitudes 0° a 30°S e as longitudes 60°W a 35°W .

Pressão a nível do mar: Dados de pressão média ao nível do mar são usados para analisar e caracterizar a intensidade e localização do SAS no oceano Atlântico. A região de análise corresponde à bacia do Atlântico Tropical Sul.

- Modelos CMIP5

Os Modelos Climáticos Globais (GCM) correspondem a modelos numéricos que representam os sistemas climáticos, onde são vinculados processos físicos, químicos e biológicos da atmosfera, o oceano, a criosfera e a superfície terrestre, e suas interações e funções de retroalimentação.

Com o intuito de estudar e analisar a variabilidade climática no clima futuro como resposta às mudanças climáticas, os GCM são executados sob diferentes forçantes ou cenários climáticos,

diretamente relacionados com o grau de concentração de GEE na atmosfera. Nesse sentido, foram definidos os *Representative Concentration Pathway* (RCP), que correspondem às potenciais futuras trajetórias de concentração de GEE, emissões de poluentes atmosféricos e uso da terra até o ano 2100 (IPCC, 2014). Quatro trajetórias foram definidas pelo *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC): RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0 e RCP 8.5.

Neste estudo foram selecionados 14 modelos do CMIP5 para a análise e caracterização dos fenômenos macroclimáticos que modulam o regímen hidrológico na bacia do rio São Francisco no período histórico (1980-2005) e no período futuro (2006-2099). De cada modelo selecionado foram obtidas as simulações das variáveis atmosféricas descritas na seção anterior no período histórico (para a análise da representatividade dos modelos CMIP5 com respeito aos dados observados), e no período futuro (para a análise do impacto das mudanças climáticas no clima futuro), sob dois cenários de mudanças climáticas: RCP 4.5 e RCP 8.5. Na Tabela 3:1 apresentam-se os modelos do CMIP5 selecionados para este estudo.

Tabela 3:1: Modelos do CMIP5 usados neste estudo.

MODELOS	CENTRO DE PESQUISA	RESOLUÇÃO	PAÍS
ACCESS1.0	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization	1, 25°x1, 875°	Austrália
BCC-CSM1.1	Beijing Climate Center	2, 8°x2, 8°	China
CanESM2	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	2, 8°x2, 8°	Canadá
CCSM4	National Center for Atmospheric Research	0, 94°x1, 25°	Estados Unidos
CESM1-BGC	National Center for Atmospheric Research	0, 94°x1, 25°	Estados Unidos
CNRM-CM5	Centre National de Recherches Météorologiques	1, 4°x1, 4°	França
CSIRO-Mk3.6.0	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization	1, 875°x1, 875°	Austrália
GFDL-ESM2G	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	2°x2, 5°	Estados Unidos
INM-CM4	Russian Academy of Sciences	1, 5°x2°	Rússia
IPSL-CM5A-LR	Institut Pierre Simon Laplace	1, 89°x3, 75°	França
MIROC5	Atmosphere and Ocean Research Institute (The University of Tokyo)	1, 4°x1, 4°	Japão
MPI-ESMLR	Max Planck Institute for Meteorology	1, 875°x1, 875°	Alemanha
MRI-CGCM3	Meteorological Research Institute, Japan Meteorological Agency	1, 125°x1, 125°	Japão
Nor-ESM1-M	Norwegian Climate Center's Earth System Model	2, 89°x2, 5°	Noruega

2.3. Definição e variabilidade dos climáticos no período histórico

Esse capítulo concentrou-se em identificar a capacidade dos resultados dos modelos do Coupled Model Intercomparison Project - Fase 5 (CMIP5) para reproduzir as principais estatísticas de diferentes índices climáticos de grande escala que estão associados ao SAMS, bem como avaliar como as mudanças climáticas impactarão esses índices e, portanto, os padrões de precipitação e fluxo em grande parte da América do Sul. Esses índices climáticos são derivados da temperatura e pressão sobre a terra e o oceano, que costumam ser melhor representados em modelos climáticos em comparação com a precipitação, principalmente devido à resolução grosseira dos modelos. Como tal, vemos nesta abordagem uma maneira melhor e mais confiável de acessar a coerência entre os modelos climáticos na simulação de aspectos-chave do SAMS, juntamente com uma alternativa atraente para acessar indiretamente as mudanças climáticas nos padrões de precipitação na América do Sul, contornando assim o conhecido incertezas em simulações de chuva a partir de modelos climáticos.

Inicialmente, serão definidas três categorias de índices, denominados Índices de Vento, Índices de Temperatura e Índices de Pressão.

- Índices característicos do Sistema de Monção da América do Sul

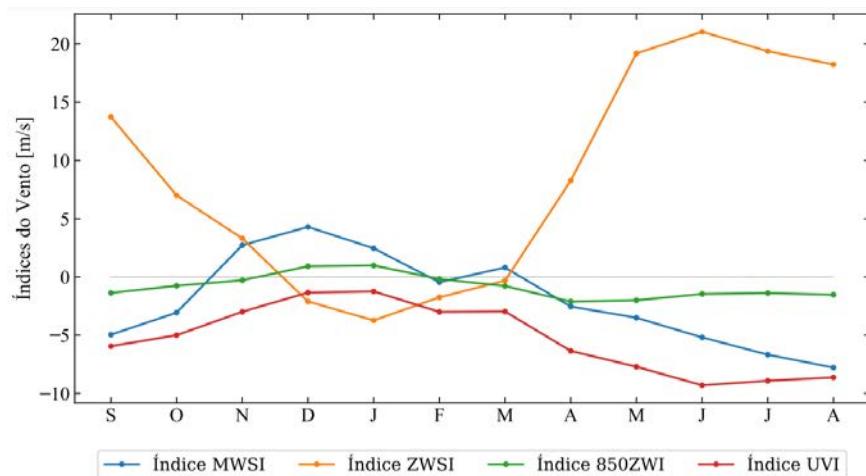
Os índices que caracterizam o Sistema de Monção na América do Sul, daqui em diante chamados Índices de Vento, correspondem ao conjunto de índices estudados previamente por Gan et al. (2004), quem definiu quatro índices tendo como base as mudanças sazonais observadas nos padrões de vento zonal e meridional, assim como a influência dos mesmos no regime de precipitação na região Centro-Oeste do Brasil.

O primeiro índice foi chamado *Meridional Wind Shear Index* (MWSI), que representa a influência do ramo de ascensão da célula de Hadley e corresponde à diferença entre o vento meridional nos níveis de 200 e 850 hPa, na área delimitada por 5°S a 10°S e 30°W a 40°W. O segundo índice, denominado *Zonal Wind Shear Index* (ZWSI) corresponde à diferença do vento zonal nos níveis de 200 e 850 hPa na área de 10°S a 15°S e 50°W a 60°W, e está relacionado com a circulação zonal (oeste-leste). O terceiro índice foi chamado *The 850 hPa Zonal Wind Index* (850ZWI) e corresponde ao vento zonal a 850 hPa ao longo da longitude de 60°W, entre as latitudes 10°S e 20°S. Esse índice representa o início da temporada de monção, já que os ventos mudam de sentido, sendo ventos de leste durante a temporada seca e ventos de oeste durante a quadra chuvosa. Por último, para analisar a influência do transporte de umidade gerado pelo jato de baixo nível encontrado no leste dos Andes, foi definido *The 850 hPa zonal and meridional index* (UVI) como a soma do vento zonal a 850 hPa na área de 50°W a 60°W e 10°S a 15°S, e o vento meridional a 850 hPa na área de 60°W a 65°W e 20°S a 25°S.

Na Figura 3.3 são apresentadas as médias mensais dos índices de Monção calculados com os dados observados do reanálise Era-Interim no período histórico. No caso do índice MWSI, os valores positivos observados nos meses chuvosos indicam a existência de um fluxo mais intenso nos níveis baixos no sentido dos polos, e um fluxo de menor intensidade nos altos níveis no sentido do equador, representando o comportamento da circulação na célula de Hadley, cuja fase mais ativa é observada durante os meses de verão. Já para o índice 850ZWI, que representa o vento zonal nos baixos níveis, observa-se uma mudança na direção do vento: de leste para oeste no mês de novembro aproximadamente, indicando o início da temporada de chuvas. No índice ZWSI os valores negativos observados no período de chuvas indicam fluxos de oeste nos baixos níveis e fluxos mais intensos de leste nos altos níveis, comportamento coerente

com o observado no índice 850ZWI. Finalmente, o índice UVI no período histórico apresenta valores negativos em todos os meses do ano, sendo menos intensos nos meses do verão e mais intensos nos meses do inverno. De acordo com Gan et al. (2004), esse comportamento pode ser explicado pela confluência do vento meridional no sentido dos polos e o vento zonal de leste, que experimenta uma mudança da direção influenciada pela barreira topográfica da cordilheira dos Andes, gerando assim um fluxo de noroeste que favorece o transporte de umidade proveniente da Bacia Amazônica.

Figura 3.3: Sazonalidade dos índices do Vento no período histórico com os dados observados (Era-Interim).



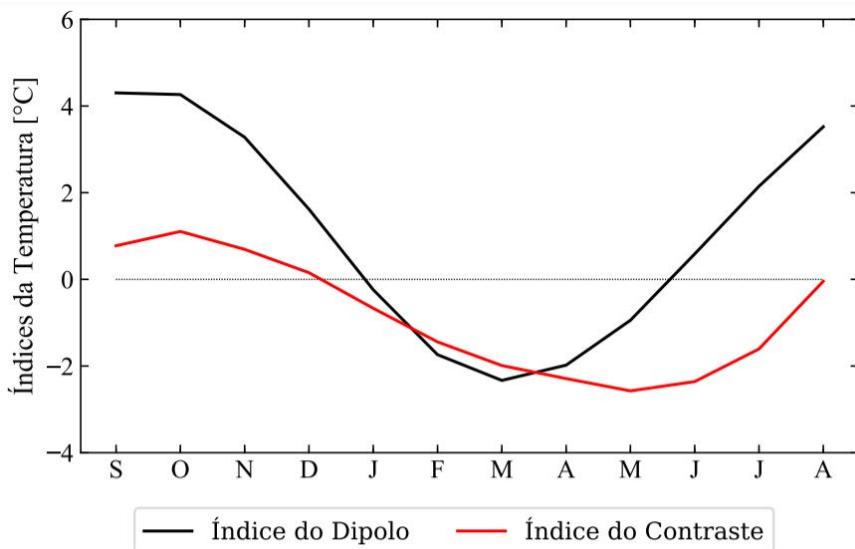
- Índices característicos da variação da temperatura superficial

Os Índices de Temperatura correspondem ao conjunto de índices que caracterizam a variação da Temperatura Superficial do Mar (TSM) na região sul do oceano atlântico, e a variação da temperatura superficial no continente sobre o território do Brasil.

O primeiro índice, denominado Índice do Dipolo, representa o modo de variabilidade das anomalias da TSM no Oceano Atlântico, caracterizado pelos sinais opostos nas bacias do norte e do sul do Atlântico tropical. O índice do Dipolo foi originalmente proposto por Servain (1991), quem definiu o índice com base nas anomalias da TSM nas regiões tropicais. Porém, neste estudo o índice representativo do sistema do Dipolo foi definido como a diferença da temperatura média mensal entre o Atlântico Tropical Norte (ATN, área 25°N a 5°N e 50°W a 20°W) e o Atlântico Tropical Sul (ATS, área 5°S a 20°S e 30°W a 0°). O segundo índice, chamado Índice do Contraste, corresponde à diferença entre a temperatura média mensal sobre o continente (área 0° a 30°S e 60°W a 35°W) e a temperatura média mensal sobre o oceano atlântico sul (região ATS).

A fase positiva do Dipolo, representada pelos valores positivos do índice, é caracterizada por anomalias da TSM mais quentes na região norte (ATN) e anomalias de TSM mais frias na região sul (ATS). O caso contrário representa a fase negativa do Dipolo (valores negativos do índice). Ambas as fases têm diferentes impactos no clima regional do Brasil, especialmente, na costa norte e nordeste (região do baixo São Francisco), considerada como uma das regiões mais vulneráveis à variabilidade da precipitação. Durante a fase negativa do Dipolo, a ação conjunta das anomalias positivas da TSM na região ATS, baixas pressões e ventos fortes do norte favorece a posição da ZCIT em direção ao sul do equador e, portanto, as anomalias positivas da precipitação (Souza e Nobre, 1998). Já a fase positiva do Diplo tem sido relacionada à deficiência de chuva no Nordeste do Brasil, de acordo com os resultados encontrados por Nobre e Shukla (1996). Na Figura 3.4 é mostrada a sazonalidade dos índices de temperatura no período histórico com os dados observados do reanálise Era-Interim.

Figura 3.4: Sazonalidade dos índices de Temperatura no período histórico com os dados observados (Era-Interim).



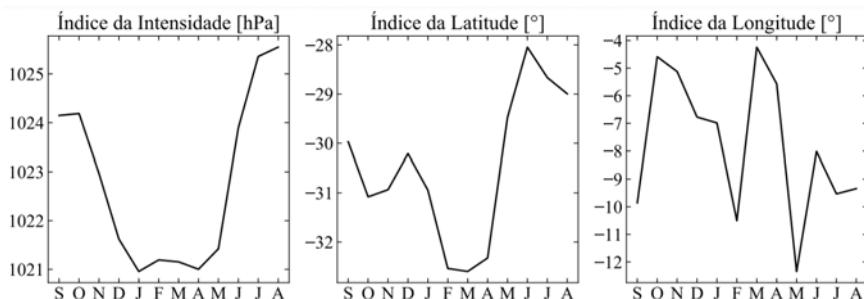
- Índices característicos do Sistema da Alta Subtropical

Os índices característicos do Sistema da Alta Subtropical (SAS) são agrupados na categoria denominada como índices de Pressão. Nela, foram definidos três índices que tem por objetivo caracterizar a intensidade do centro de máxima pressão e a localização do mesmo, em termos de latitude e longitude.

Diferentes técnicas têm sido usadas em estudos anteriores para determinar a posição do centro de máxima pressão, entre elas as séries de Taylor de segunda ordem (Mächel et al., 1998a; Murray e Simmonds, 1991), algoritmos de comparação do vizinho mais próximo (Degola, 2013; Reboita et al., 2019), algoritmos baseados em limiar (Salcedo-Castro et al., 2015). No entanto, neste estudo foi aplicada metodologia usada por Gilliland e Keim (2018), na qual, o centro de máxima pressão é determinado com base em um algoritmo simples de comparação baseado na média.

A Figura 3.5 mostra a sazonalidade no período histórico, calculada com os dados observados. Observa-se que a sazonalidade do SAS é caracterizada por diferenças significativas no inverno e o verão. Durante o período do inverno austral, a intensidade do SAS é mais forte e ao mesmo tempo, alcança uma posição mais ao noroeste. A área de influência do SAS é mais extensa na direção leste-oeste devido as baixas temperaturas no continente, inibindo a convecção, dificultando a entrada de frentes frias e, consequentemente, favorecendo a ausência de chuva. Esses resultados também foram encontrados nos estudos realizados por Degola (2013), Hastenrath (1985), Reboita et al. (2019) e Mächel et al. (1998a). Já durante o verão, o SAS é contraído e se localiza longe do continente da América do Sul, alcançando uma posição mais ao sudeste. A estrutura vertical da circulação atmosférica associada ao SAS favorece o transporte de umidade do oceano para o continente e, portanto, o regime de chuvas na região sudeste do Brasil (Alto e Médio São Francisco).

Figura 3.5: Sazonalidade dos índices de Pressão no período histórico com os dados observados (Era-Interim).



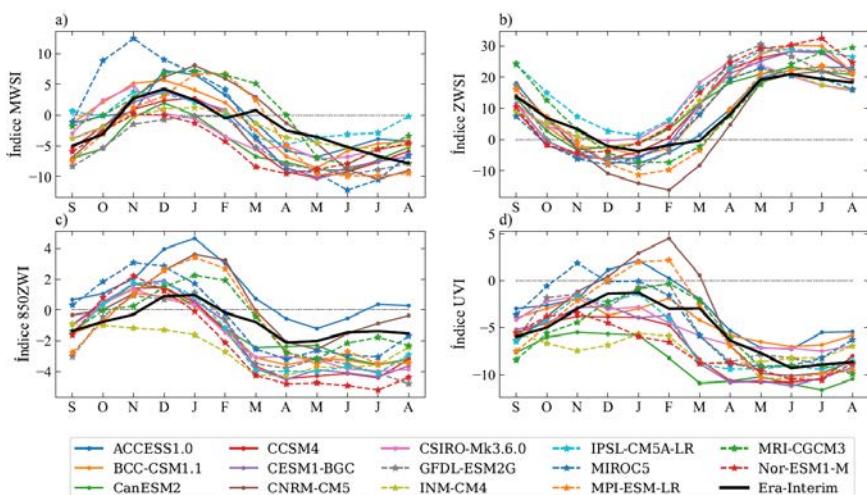
2.4. Variabilidade dos índices climáticos no período futuro

- Índices de vento

A Figura 3.6 mostra a variabilidade sazonal dos índices de monção calculados com os dados dos modelos do CMIP5 no

período histórico. Em geral, observa-se que os modelos conseguem representar adequadamente o comportamento da sazonalidade dos índices, mostrando um ciclo anual unimodal. No entanto, é possível observar que a magnitude dos índices é altamente variável e, em alguns casos, os valores máximos e mínimos dos modelos apresentam uma defasagem com respeito à série observada.

Figura 3.6: Sazonalidade dos índices de Vento no período histórico, a) Índice MWSI, b) Índice ZWSI, c) Índice 850ZWI e d) Índice UVI.

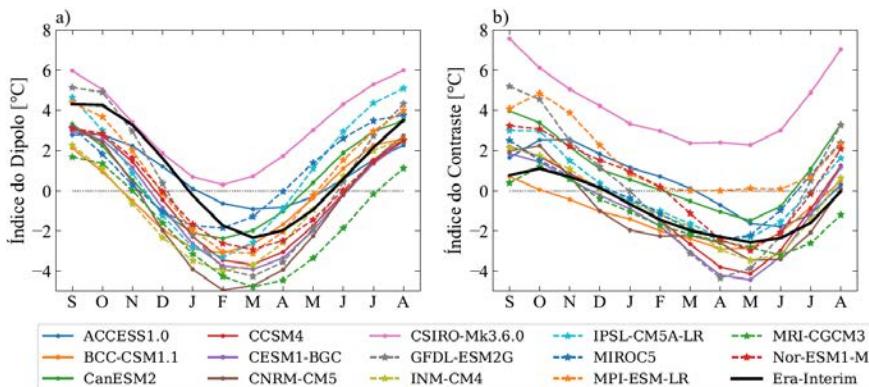


• Índices de Temperatura

A variabilidade sazonal dos índices da temperatura simulados pelos modelos do CMIP5 no período histórico é mostrada na Figura 3.7. Observa-se que os modelos representam adequadamente o comportamento unimodal de ambos os índices. No entanto, é possível observar que para o índice do Dipolo, a variabilidade observada entre os modelos é menor em comparação com o índice do Contraste. Isto é, para o índice do Dipolo, os modelos mostram um comportamento mais regular entre eles, enquanto que para o

índice do Contraste, a variabilidade entre as respostas dos modelos é maior. Este comportamento poderia indicar que os modelos do CMIP5 possuem melhores habilidades para representar o campo de TSM no oceano Atlântico Tropical que o campo de temperatura superficial no continente.

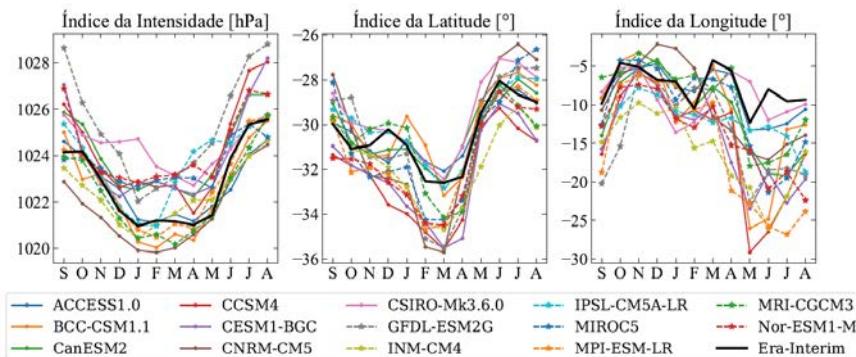
Figura 3.7: Sazonalidade dos índices de Temperatura no período histórico.



• Índices de Pressão

A variabilidade sazonal dos índices de Pressão é mostrada na Figura 6.15. Em geral, para todos os índices, os modelos seguem o comportamento do ciclo anual dos dados observados (linha preta), no entanto, a variabilidade dos índices simulados de Pressão é muito maior em comparação com a observada nos índices de Temperatura. Isso poderia indicar que a habilidade dos modelos do CMIP5 para simular o campo da pressão média ao nível do mar é menor em comparação com o campo de TSM. Para o índice da Intensidade, o comportamento das simulações dos modelos é variável, alguns deles subestimam a magnitude do ciclo anual, e outros, a superestimam. No entanto, deve-se ressaltar que os modelos MPI-ESM-LR e MRI-CGCM3 apresentam as menores diferenças na magnitude do ciclo anual em relação aos dados observados.

Figura 3.8: Sazonalidade dos índices de Pressão no período histórico.



2.5. Correção do viés

Todas as séries simuladas no período histórico mostram um viés sistemático, em alguns casos positivos e em outros negativos, que influenciam diretamente a magnitude do índice, subestimando ou superestimando o valor de acordo com cada caso. O viés observado em todas as categorias dos índices foi corrigido usando a técnica do Mapeio de Quantis. Devido ao forte ciclo anual observado em quase todos os índices, a correção do viés foi aplicada às séries separadas por mês, uma vez que as simulações são significativamente diferentes para cada mês.

Nas Figuras 3.9, 3.10 e 3.11 são apresentadas a Função de Distribuição da Probabilidade (PDF) e a Função de Distribuição Acumulada (FDA) dos índices simulados de vento, temperatura e pressão respectivamente, com o viés corrigido no período histórico. Os índices MWSI, 850ZWI e UVI apresentam uma PDF unimodal. No caso do índice ZWSI, a PDF varia em um intervalo maior e mostra um comportamento bimodal. Para todos os índices, observa-se um melhor ajuste após a correção de viés. As FDAs mostradas na Figura 3.9 permitem observar uma maior dispersão para o índice ZWSI e

uma menor dispersão para o índice 850ZWI. No caso dos índices MWSI e 850ZWI, a CDF mostra um crescimento mais rápido no intervalo negativo e um crescimento mais lento no intervalo positivo. Para esses índices, existe uma maior probabilidade de atingir valores negativos. Já o índice ZWSI mostra maior probabilidade de obter um valor positivo, dado que a maior parte dos dados está concentrada no intervalo de 0 a 30.

Para os índices da temperatura (Figura 3.10), as simulações corrigidas ajustam-se adequadamente à PDF e à FDA observadas. Para ambos os índices, as FDPs mostram um comportamento variável e não definido, especialmente para o índice do Dipolo. O intervalo de variabilidade do índice do Dipolo está entre -2°C e 5°C aproximadamente, enquanto que o índice do Contraste varia entre -3°C e 2°C . Isto é, durante o período histórico, o índice do Dipolo é aparentemente mais vulnerável a mudanças abruptas na TSM das regiões ATN e ATS. Já o índice do Contraste parece ser menos vulnerável às variações da temperatura superficial no continente.

Nos índices da pressão (Figura 3.11), observa-se FDPs mais definidas em comparação com as observadas nos índices de temperatura. Para todos os índices, observa-se um comportamento unimodal. Em geral, as simulações corrigidas ajustam-se corretamente à PDF observada, com alguma variabilidade, especialmente no índice da Intensidade. A PDF do índice da Longitude mostra uma assimetria negativa, com a maioria dos valores concentrados entre 20°W e 10°E aproximadamente. No entanto, durante eventos extremos, o SAS pode alcançar até 60°W , estabelecendo-se no continente. Para os índices da Intensidade e da Latitude, uma PDF mais simétrica é observada. Em eventos extremos, a posição mais ao norte alcançada pelo centro do SAS é de 25°S , e a posição mais ao sul é na latitude 40°S .

Figura 3.9: Distribuição Empírica dos índices de Vento com viés corrigido.

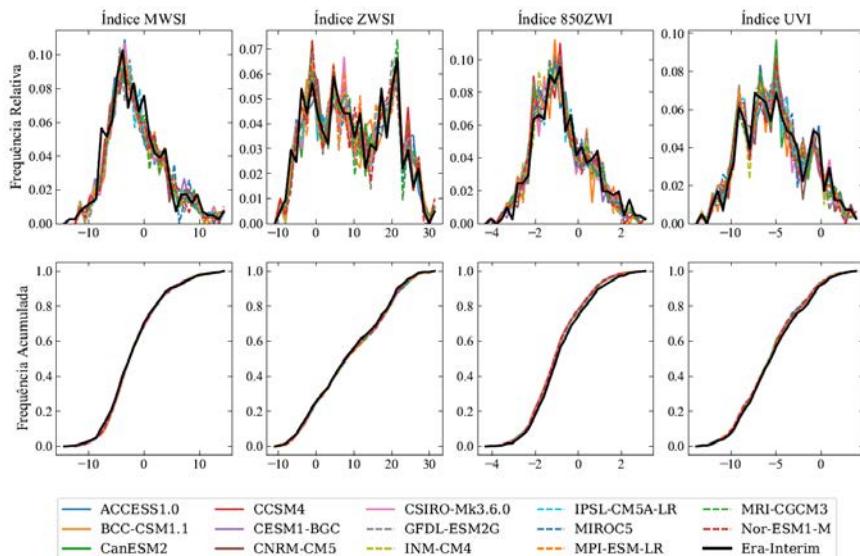


Figura 3.10: Distribuição Empírica dos índices de Temperatura com viés corrigido.

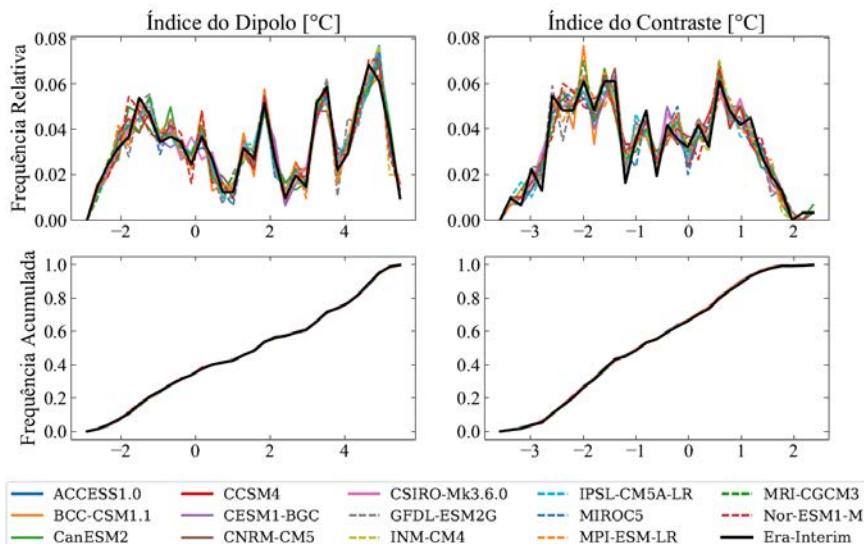
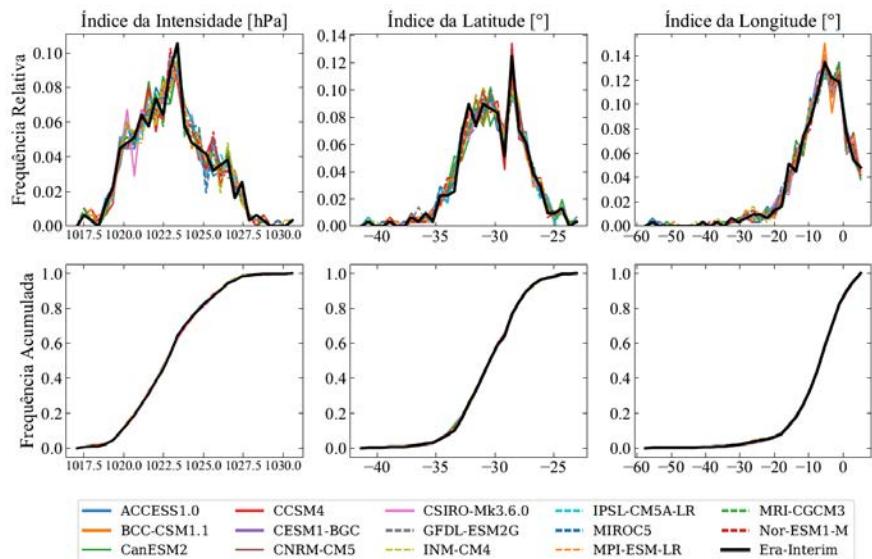


Figura 3.11: Distribuição Empírica dos índices de Pressão com viés corrigido.



2.6. Associação dos índices climáticos com o regime de vazão na bacia do rio São Francisco.

- Regime de Vazão Máxima Anual

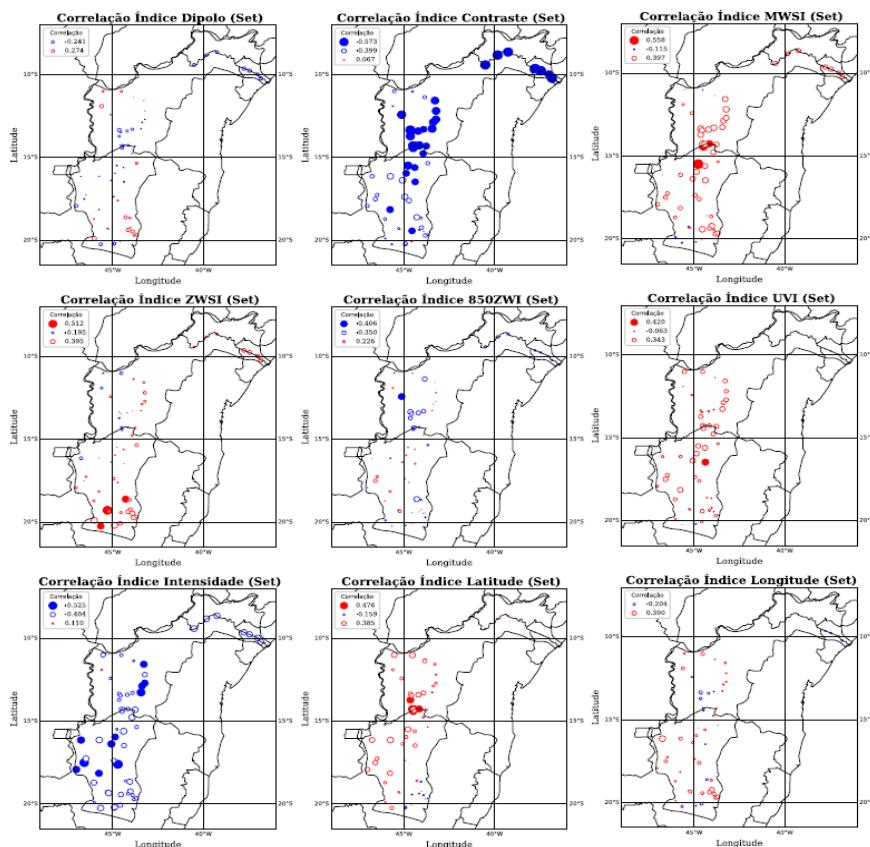
A relação dos índices climáticos com o regime de vazão máxima anual é analisada com base no coeficiente de correlação entre as séries dos índices separadas por meses, de setembro a janeiro, e as séries de vazão máxima. Isto, considerando que na maioria das estações, a vazão máxima anual se apresenta no mês de fevereiro. Assim, se analisa como a vazão máxima é influenciada dependendo da configuração dos sistemas climáticos em cada mês antes do pico máximo de vazão.

A Figura 3.12 mostra as correlações dos índices climáticos no mês de setembro com as séries de vazão máxima na bacia do Rio São Francisco. No caso dos índices do Contraste e da Intensidade do

centro do SAS, são observadas correlações negativas, alcançando valores até -0.5 nas regiões do Médio, Sub-médio e Baixo São Francisco para o índice do Contraste; e do Médio São Francisco para o índice da Intensidade. No mês de setembro, o índice do Contraste caracteriza-se por ter um valor positivo, o que indica que a temperatura no continente é maior do que a temperatura na região ATS do oceano Atlântico. Esse comportamento indica que quando o índice alcança valores maiores que o valor médio do mês de setembro, isto é, a diferença entre as temperaturas é maior, sendo mais quente o continente que o oceano, a vazão máxima tende a diminuir, e vice-versa.

Já no caso do índice da Intensidade, durante o mês de setembro o centro do SAS se caracteriza por estar em um período de transição, no qual a intensidade começa a diminuir depois de ter atingido o valor máximo durante o inverno. Porém, durante esse mês, ainda são observados valores altos de pressão, próximos de 1024 hPa. Esse comportamento indica que quando a intensidade do SAS aumenta por encima do valor médio do mês, a vazão máxima tende a diminuir, e vice-versa. Esse comportamento é coerente com os efeitos do SAS sobre o regime de precipitação na bacia, considerando que quando a intensidade é maior, existe uma subsidência mais intensa, que pode bloquear a entrada de frentes frias que poderiam aumentar a precipitação, e consequentemente, a vazão da bacia.

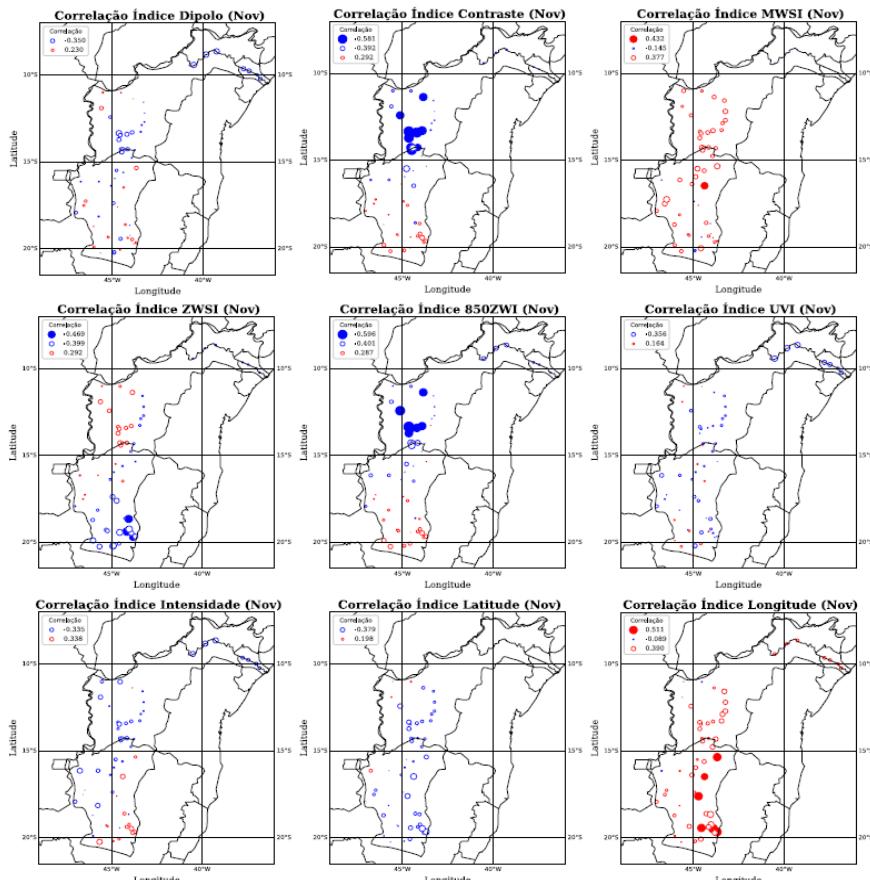
Figura 3.12: Correlação entre os índices climáticos do mês de setembro e a vazão máxima anual. Círculos sólidos indicam correlações que são estatisticamente significativas ao nível de significância de 5%.



A Figura 3.13 apresenta os valores da correlação dos índices climáticos e a vazão máxima anual no mês de novembro. Observa-se que o índice do Contraste perde influência sobre a bacia, mostrando correlações importantes só na região do Médio São Francisco. No entanto, os índices de 850ZWI e da Longitude ganham importância nas regiões do Médio e Alto São Francisco respectivamente. No caso do índice 850ZWI, os valores de correlação são negativos, alcançando valores de até -0.59. Durante o mês de novembro, o vento zonal experimenta uma mudança na direção, de leste para oeste.

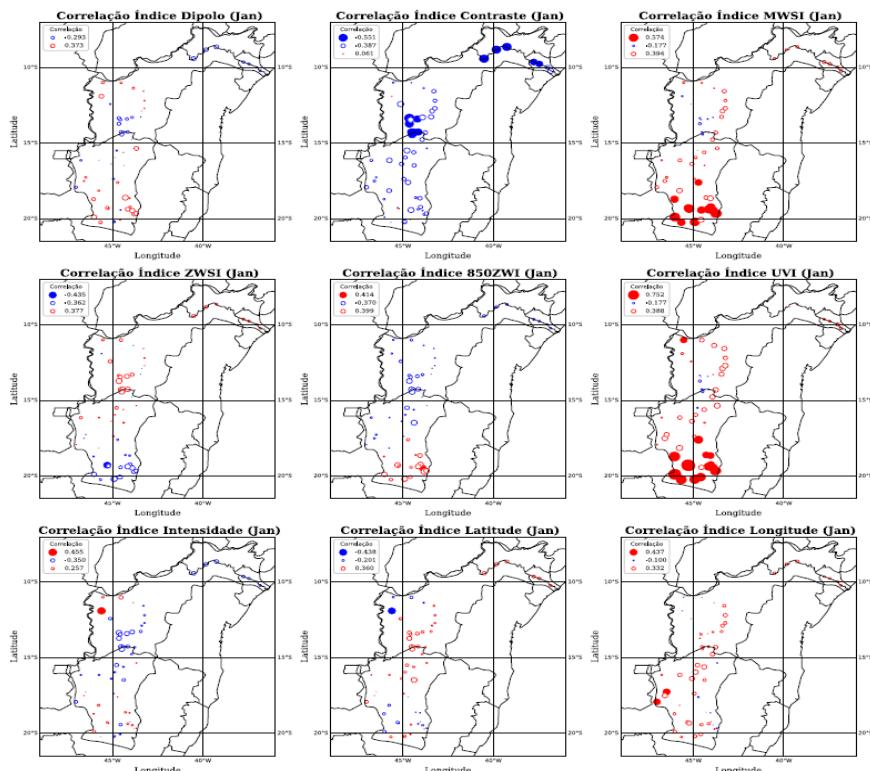
No caso do índice da Longitude, a correlação com a vazão máxima é positiva, com valor máximo de 0.5. No mês de novembro, o SAS se caracteriza por atingir uma posição mais para o leste do oceano Atlântico, isto é, mais longo do continente sul-americano. Esse comportamento indica que quando o valor do índice é maior que o valor médio do mês (posição mais ao leste), a vazão máxima anual tende a aumentar, e quando o índice é menor do que o valor médio do mês (posição mais ao oeste), a vazão máxima tende a diminuir.

Figura 3.13: Correlação entre os índices climáticos do mês de novembro e a vazão máxima anual. Círculos sólidos indicam correlações que são estatisticamente significativas ao nível de significância de 5%.



Finalmente, para o mês de janeiro, a Figura 3.14 mostra um papel mais importante dos índices MWSI e UVI, particularmente na região do Alto São Francisco, já que são apresentados valores de correlação positivos em quase todas as estações da região, com valores maiores a 0.55 no primeiro caso, e valores maiores a 0.7 no segundo caso. Esse padrão de comportamento mostrado pelas correlações dos índices indicam que a configuração do vento de baixo nível no mês de janeiro, tanto na componente zonal quanto meridional, tem uma grande influência sobre a vazão máxima anual da região. Quando os valores dos índices são maiores (positivos) que os valores médios do mês, a vazão máxima anual tende a aumentar e vice-versa.

Figura 3.14: Correlação entre os índices climáticos do mês de janeiro e a vazão máxima anual. Círculos sólidos indicam correlações que são estatisticamente significativas ao nível de significância de 5%.



Em geral, observa-se que para todos os meses antecedentes ao pico de vazão máxima na bacia, são observadas fortes correlações negativas e significativas entre o índice do contraste e o regime de vazão, com valores maiores a -0.4 em quase todos os casos. A correlação negativa observada indica que quando o índice do Contraste aumenta, isto é, temperaturas continentais maiores que as temperaturas oceânicas, é observada uma diminuição da vazão ao longo da bacia, e vice versa. Esse comportamento, poderia ser melhor explicado quando é considerado o efeito do gradiente de pressão horizontal gerado pelo gradiente térmico entre o oceano e o continente. Durante o período da primavera e o verão, quando o continente encontra-se mais quente que o oceano, a atmosfera se expande devido ao aquecimento superficial, sendo maior em comparação com a coluna atmosférica sobre o oceano. Assim, a força do gradiente de pressão gerado é no sentido do continente para o oceano, resultando na geração de ventos em direção ao oceano, impedindo a entrada de umidade do oceano para o continente, e consequentemente, desfavorecendo a chuva e a vazão na região.

2.7. Variabilidade sazonal dos índices climáticos no período futuro

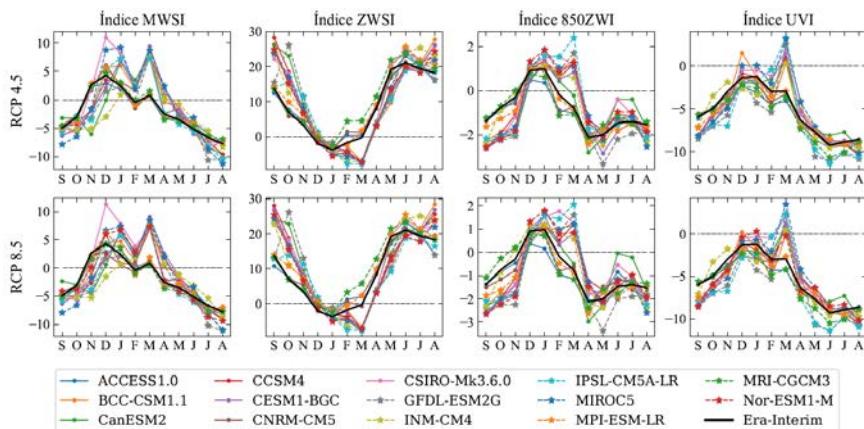
A análise da variabilidade dos índices climáticos no período futuro é realizada em termos da magnitude e a sazonalidade. A sazonalidade dos índices foi analisada para as séries completas (2006-2099) e nos períodos de 30 anos: de 2006 a 2037, 2038 a 2068 e 2069 a 2099, com o objetivo de analisar se há evidências de variação sazonal ao longo do tempo. No entanto, observou-se que não há diferenças significativas em cada período em relação à série completa. Assim, a análise é restrita ao período 2006-2099. Aclara-se também que todas as análises do período futuro foram realizadas com os índices dos modelos CMIP5 para ambos os cenários de interesse uma vez que foi corrigido o viés.

- Índices de Vento

Na Figura 3.15 é apresentada a variação sazonal dos índices de Vento simulados no período futuro para os cenários analisados. Apesar das diferentes forçantes, os resultados obtidos para o cenário RCP 8.5 não diferem significativamente daqueles obtidos para o cenário RCP 4.5. Em geral, para ambos os cenários, o comportamento dos índices simulados é congruente com o comportamento observado no período histórico, em particular o índice UVI, uma vez que a maioria dos modelos simulam o mesmo ciclo anual com pouca variação da magnitude em comparação com os dados do período histórico. Só alguns modelos amplificam o valor do índice durante o mês de ocorrência do pico máximo, que no período futuro é observado no mês de março (atraso de 2 meses). No caso do índice MWSI, a variabilidade da magnitude dos modelos é maior nos meses em que o índice atinge os valores máximos positivos. Esses resultados indicam uma possível intensificação do vento meridional nos baixos níveis em sentido polar durante uma temporada maior do ano.

Um comportamento semelhante é observado nos índices 850ZWI e ZWSI, para os quais os modelos MRI-CGCM3, MPI-ESM-LR, CNRM-CM5 e ACCESS1.0 não apresentam variações em comparação com a sazonalidade do período histórico. No índice 850ZWI, para todos os modelos, observa-se que a mudança na direção do vento continua acontecendo entre os meses de novembro e dezembro. Assim, não se observa, para o período futuro, possíveis mudanças na época de início da estação chuvosa. No entanto, o período no qual são observados ventos positivos (de oeste) é estendido até o mês de abril, sendo estes de maiores magnitudes em comparação com o período histórico, indicando uma intensificação da componente zonal nos baixos níveis. Já para o ZWSI, os modelos simulam valores positivos maiores do que os observados no período histórico nos meses de junho a novembro, e valores negativos menores nos meses de dezembro a maio, com pico no mês de março.

Figura 3.15: Sazonalidade dos índices de vento no período futuro para os cenários RCP 4.5 (painel superior) e RCP 8.5 (painel inferior).



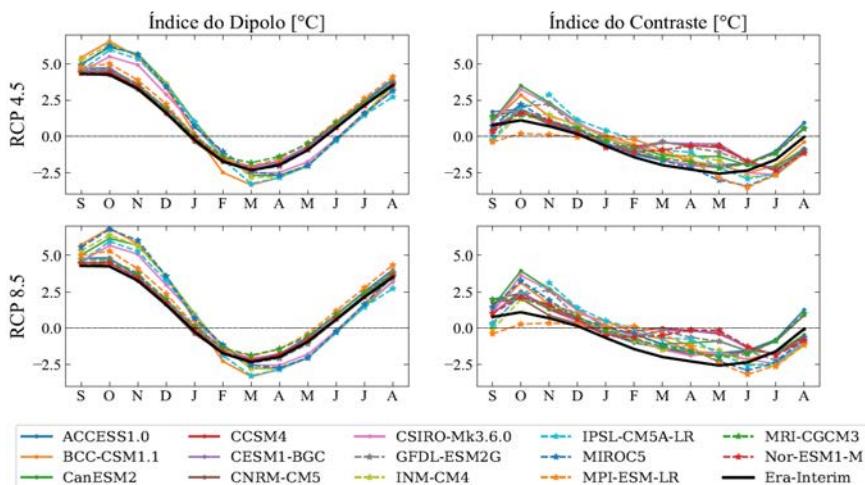
- Índices de Temperatura

Na Figura 3.16 é mostrada a sazonalidade dos índices da temperatura simulados com os dados dos modelos do CMIP5 no período futuro, para os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5. Para os dois cenários, o índice do Dipolo tem um comportamento semelhante. Os modelos ACCESS1.0, CCSM4, CESM1-BGC, CNRM-CM5, MPI-ESM-LR e Nor-ESM1-M apresentam as menores diferenças em relação aos dados observados, indicando que para o clima futuro, a TSM do oceano Atlântico tropical teria variações mínimas em relação ao período histórico. No entanto, os modelos BCC-CSM1.1, Can-ESM2, CSIRO-Mk3.6.0, INM-CM4, IPSL-CM5A-LR e MIROC5 diferem desses resultados. Nesses modelos, o índice do Dipolo tem uma intensificação positiva da magnitude sazonal durante o verão e a primavera austral, e uma intensificação negativa da magnitude sazonal durante o inverno e o outono austral. Ao mesmo tempo, o valor mínimo do índice do Dipolo continua acontecendo no mês de março, enquanto que o valor máximo é observado no mês de outubro, um mês depois em comparação com o índice do período histórico. Esse

padrão parece indicar um deslocamento temporal da sazonalidade do fenômeno do Dipolo, uma vez que a fase negativa do Dipolo começa em fevereiro e termina em maio aproximadamente.

Para o índice do Contraste, quase todos os modelos apresentam o mesmo comportamento. No mês de outubro, quando o índice atinge o valor pico, todos os modelos, exceto pelo modelo MPI-ESM-LR, mostram um aumento no valor máximo, indicando um possível aquecimento da superfície continental. Quando a temperatura superficial do oceano é maior, quase todos os modelos, com exceção dos modelos Can-ESM2, CNRM-CM5 e MRI-CGCM3, mostram valores mais negativos, com um atraso de um mês em relação com os dados observados no período histórico. Em geral, quase o ano todo, a magnitude dos índices simulados é maior em comparação aos dados observados, no entanto, o índice continua sendo negativo, o que indica que os modelos simulam uma condição mais quente da superfície oceânica. As maiores diferenças são observadas no cenário RCP 8.5, porém, são mínimas em relação ao outro cenário.

Figura 3.16: Sazonalidade dos índices de Temperatura no período futuro para os cenários RCP 4.5 (painel superior) e RCP 8.5 (painel inferior).

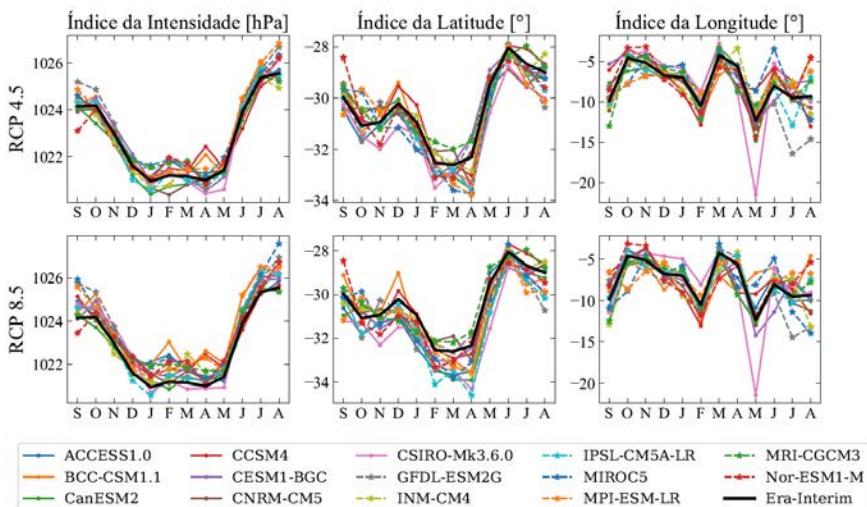


- Índices de Pressão

A variação sazonal dos índices da Pressão no período futuro para os dois cenários RCP analisados é mostrada na Figura 3.17. Em geral, para todos os índices, nenhuma alteração é observada no comportamento do ciclo anual. Para o índice da Intensidade, as maiores diferenças são observadas nos meses nos que o centro do SAS é mais fraco. Para o cenários RCP 4.5, observa-se um comportamento mais variável nas simulações dos modelos, uma vez que alguns modelos mostram uma diminuição da intensidade do SAS, e os outros mostram um aumento. Para o cenário RCP 8.5, o padrão comum para todos os modelos é um aumento na magnitude sazonal do índice em todo o ano, especialmente nos meses de janeiro a maio. No caso do índice da Latitude, ambos os cenários concordam em um deslocamento do centro do SAS para o sul durante todo o ano, especialmente no período de fevereiro a abril. Esse comportamento é observado mais claramente no cenário RCP 8.5, onde as diferenças são mais pronunciadas em comparação com o cenário RCP 4.5.

Para o índice da Longitude é observado um comportamento mais variável para ambos os cenários. De setembro a abril, as simulações dos modelos mostram um comportamento semelhante ao observado nos dados do período histórico; alguns deles, mostrando uma posição mais para o leste do centro do SAS (aumento positivo do valor do índice), e outros, uma posição mais para o oeste (aumento negativo do valor do índice). No entanto, nos meses de maio a agosto é observada uma maior variabilidade no comportamento sazonal das simulações, particularmente para os modelos CSIRO-Mk3.6.0, GFDL-ESM2G, IPSL-CM5-LR e MIROC5, que mostram as maiores diferenças em relação ao período histórico, com uma posição mais pronunciada do centro do SAS para o oeste no mês de maio (CSIRO-Mk3.6.0) e junho (os outros modelos).

Figura 3.17: Sazonalidade dos índices de Pressão no período futuro para os cenários RCP 4.5 (painel superior) e RCP 8.5 (painel inferior).



2.8. IMPACTO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA VARIABILIDADE SISTEMAS DE LARGA ESCALA E NO REGIME DE VAZÃO DA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO

- Variabilidade dos sistemas de larga escala no clima futuro

Considerando o comportamento dos índices climáticos no período futuro para os cenários RCP analisados, nesta seção é analisada a variabilidade dos fenômenos macroclimáticos associados aos índices analisados, sob os cenários de mudanças climáticas, assim como o acoplamento dos fenômenos levando em conta a variação observada nas simulações.

Em relação aos índices característicos do Sistema de Monção da América do Sul (índices de Vento), em ambos os cenários de mudanças climáticas analisados, a grande maioria dos modelos mostram um aumento na magnitude dos índices, o que implica,

uma intensificação do vento nas componentes zonal e meridional. Observou-se também que os períodos nos que os índices alcançam os valores máximos são estendidos no período futuro, deslocando o mês de ocorrência do valor pico em relação aos dados históricos. Considerando que o índice MWSI representa a célula de circulação de Hadley, o aumento da magnitude do índice no período em que atinge os valores máximos implica uma intensificação do vento meridional em sentido dos polos nos baixos níveis atmosféricos, desde o início do verão e estendendo-se até o mês de março. Analogamente, em sentido zonal, os valores menores observados no índice ZWSI indicam uma intensificação da velocidade do vento nessa direção nos níveis baixos, sendo ventos de oeste nos baixos níveis e ventos de leste nos altos níveis. Esse padrão de circulação zonal é confirmado com os resultados encontrados para o índice 850ZWI, mostrando a mudança dos ventos de leste para oeste no inicio do verão.

Em conclusão, o padrão de vento observado nas simulações para o período futuro, indica que durante os meses de verão, que correspondem aos meses nos que se presenta a quadra chuvosa na região Centro-Oeste do Brasil (alto e médio São Francisco), mostra fluxos mais intensos de baixos níveis, com direção ao sul no sentido meridional, e com direção ao oeste no sentido zonal; que permanecem durante um período maior em comparação com o comportamento histórico. Esses fluxos convergem com os fluxos do nordeste provenientes da bacia amazônica (carregados de umidade) e com a barreira orográfica da cordilheira dos Andes, o que permite o transporte de umidade para a região de estudo, que em conjunto com o aquecimento superficial do continente devido ao verão, favorece o desenvolvimento da quadra chuvosa, e consequentemente, o pico de vazão na maior parte da bacia.

Com respeito à variação da temperatura superficial, relativa ao gradiente inter-hemisférico da TSM no oceano Atlântico, os

modelos simulam para ambos os cenários aumentos na magnitude do índice do dipolo tanto na época em que ele é positivo quanto na época que é negativo. Durante os meses da primavera e o verão austral (setembro a fevereiro) os modelos indicam que a região ATN experimentará um maior aquecimento em relação à região ATS, o que gera implicações no regime de precipitação da região Nordeste do Brasil (baixo São Francisco), considerando que essa condição favorece um deslocamento para o norte da ZCIT. Já no período de fevereiro a maio (outono austral), as simulações mostram o caso oposto, isto é, uma condição mais quente na região ATS, favorecendo a posição da ZCIT ao sul; porém, essa diferença não é tão pronunciada quanto no caso oposto.

Além das implicações relacionadas ao posicionamento da ZCIT, estudos como o realizado por Bombardi e Carvalho (2011) analisaram a relação entre o sistema do Dipolo e o SAMS, concluindo que as variações do Dipolo poderiam estar relacionadas com o início e a duração da quadra chuvosa. No caso da região do Centro-Oeste e Sudeste, a fase negativa do Dipolo está associada a inícios tardios e desaparecimento precoce da temporada de chuva, assim como a acumulados menores de precipitação. Já na região Nordeste, o Dipolo negativo está relacionado com o início precoce e o atraso da desaparição da estação chuvosa, que em conjunto com a presença da ZCIT, gera temporadas chuvosas mais longas e com maiores acumulados de precipitação.

Em quanto à variação do SAS, os modelos simulam um deslocamento para o sul do centro do SAS, o que é coerente com os resultados obtidos para o índice do Dipolo no período futuro. Durante a fase negativa do Dipolo (de fevereiro a maio), o deslocamento para o sul da ZCIT estaria acompanhado pelo deslocamento do SAS também em direção ao sul. Ao mesmo tempo, quando o SAS é deslocado em direção do polo, o efeito conjunto com as águas

mais frias podem produzir um aumento na intensidade do SAS, assim como foi observado no índice da Intensidade. Essa condição afetaria simultaneamente a intensidade dos ventos alísios do sul e o transporte de umidade desde o oceano, o que também é refletido nas simulações do índice MWSI, que durante os meses do inverno atinge valores mais negativos, indicando ventos mais intensos de baixo nível em sentido do equador.

- Análise qualitativa da variabilidade do regime de vazão da bacia do rio São Francisco no clima futuro

Considerando a relação observada entre os índices e o regime de vazão da bacia do rio São Francisco (mensal e máximo anual) no período histórico, esta seção visa analisar as possíveis mudanças da vazão no clima futuro com base na variação observada para os índices na seção anterior.

Observou-se que para o regime de vazão máxima, o índice do Contraste, o índice da Intensidade, e os índices relacionados com o Sistema de Monção também são os que mostram maior influência no comportamento da vazão máxima anual. No entanto, observou-se que a relação de associação dos índices climáticos com a vazão máxima varia dependendo do mês que antecede o pico de vazão e a sub-região de análise. Isto, levando em conta que a maioria dos índices, com exceção do índice do contraste, mostram padrões de correlação muito diferentes dependendo do mês de análise, devido à própria variação sazonal apresentada pelos índices. No entanto, a identificação das regiões e dos meses em que cada índice tem maior influência poderia servir como indicador para ser considerado na gestão e prevenção contra as cheias na bacia.

Em relação aos índices de vento, ao considerar a variação no período futuro, poderia-se pensar que o aumento da magnitude, especialmente no mês de janeiro, assim como a prolongação dos valores máximos por mais tempo durante o ano poderiam se

relacionar com aumentos nas vazões máximas da região do Alto São Francisco no período futuro. Similarmente, o aumento da magnitude do índice da Intensidade para o clima futuro durante o ano todo, poderiam estar relacionados com possíveis diminuições do regime de vazão nas sub-regiões do Alto e Médio São Francisco. Com relação ao índice do Contraste, considerando que no clima futuro o índice tende a aumentar sem chegar a ser positivo, ou seja, experimenta uma diminuição da diferença entre as temperaturas oceânicas e continentais, que poderia incorrer na diminuição do regime de vazão máxima nas regiões do Médio, Sub-médio e Baixo São Francisco. Esse padrão de comportamento seria gerado pela diminuição do gradiente de pressão horizontal entre o oceano e a atmosfera, que em consequência, diminuiria o transporte de umidade do oceano ao continente.

Com respeito aos outros índices, de acordo com os resultados encontrados, não mostraram relações estatisticamente significativas e por tanto, não são levados em consideração nesta seção; recomenda-se realizar análises semelhantes com séries de maior comprimento. É importante deixar constância que os resultados aqui analisados são meramente qualitativos e baseados na relação de associação dos índices climáticos com o regime de vazão. Em caso de querer aprofundar nessa relação, recomenda-se uma análise quantitativa da mesma.

3. CONCLUSÕES

No período histórico, na categoria dos índices de vento, foi observado que os índices MWSI, 850ZWI e UVI apresentam um comportamento semelhante, com valor máximo durante o verão austral (dezembro a fevereiro), que corresponde à estação chuvosa na região Centro-Oeste do Brasil, e valores mínimos durante o

inverno austral (junho a agosto). No caso do índice ZWSI, a sazonalidade apresenta um comportamento invertido em comparação com os outros índices, com valores máximos no inverno e valores mínimos no verão. Já o índice do Dipolo é caracterizado por um ciclo anual forte e definido, mostrando valores máximos nos meses de julho a dezembro (fase positiva), e valores mínimos negativos (fase negativa) nos períodos do verão e a primavera no hemisfério sul. Por outro lado, para o índice do contraste, os valores positivos máximos são observados no mês de outubro, no início da estação chuvosa na região Centro-Oeste e Sudeste do Brasil; e os valores mínimos negativos na transição do outono para o inverno austral.

No caso dos índices da pressão, observa-se um forte ciclo unimodal para o índice da Intensidade, sendo mais forte durante o inverno (junho, julho e agosto). A variação sazonal da posição do centro do SAS foi analisada na direção zonal (índice da Longitude) e meridional (índice da Latitude). No primeiro caso, observou-se uma sazonalidade mais irregular, com comportamento bimodal, alcançando a posição mais ao leste no mês de abril, e a posição mais ao oeste nos meses de fevereiro e maio. No segundo caso, observou-se um ciclo anual com comportamento unimodal, alcançando a posição mais ao norte durante o inverno austral, e aposição mais ao sul durante o verão austral.

O desempenho dos modelos do CMIP5 para simular o comportamento dos índices climáticos foi variável. Em geral, o campo da TSM parece estar melhor simulado do que o campo da velocidade do vento e o campo da pressão a nível do mar, uma vez que foi observada uma variabilidade menor na sazonalidade dos índices da Temperatura em comparação com os índices de Vento e Pressão. No período histórico, as simulações conseguem representar adequadamente o comportamento do ciclo anual em relação com os dados observados para todos os índices, porém, a variabilidade da

magnitude é significativamente maior. Para todos os casos, observou-se uma tendenciosidade na distribuição probabilística empírica dos índices, e portanto, recomenda-se a aplicação de técnicas de correção do viés as séries dos índices separadas por meses, com o objetivo de considerar a variabilidade sazonal dos índices, e diminuir o erro relativo em relação ao período histórico.

No período futuro, o comportamento sazonal dos índices simulados para os dois cenários de mudanças climáticas analisados não é diferente do observado no período histórico, isto é, o comportamento unimodal do ciclo anual é mantido em todas as simulações analisadas. Em geral, as principais diferenças na magnitude da sazonalidade foram observadas quando os índices atingem os valores pico. Na categoria dos índices de Vento, a maioria dos modelos simula um aumento dos valores máximos do ciclo anual, assim como a extensão do período no qual os índices atingem esses valores, indicando assim, uma possível intensificação da componente zonal e meridional do vento, especialmente nos níveis atmosféricos baixos. Para os índices MWSI, 850ZWI e UVI, a maioria dos modelos simulam um aumento dos valores máximos do ciclo anual, com uma desfasagem de um mês em comparação com o período histórico, mostrando os valores máximos no período de dezembro a março. No caso particular dos índices 850ZWI e UVI, observou-se também para ambos os cenários, uma diminuição dos valores mínimos da sazonalidade de ambos os índices. Finalmente, as simulações do índice ZWSI apresentaram um comportamento menos variável e semelhante para ambos os cenários.

O padrão de vento observado nas simulações para o período futuro, indica que durante os meses de verão, que correspondem aos meses em que a quadra chuvosa é desenvolvida na região Centro-Oeste do Brasil (alto e médio São Francisco), o vento mostra fluxos mais intensos de baixos níveis, com direção ao sul no

sentido meridional, e com direção ao leste no sentido zonal; que permanecem durante um período maior em comparação com o comportamento histórico. Com base no comportamento histórico analisado, esses fluxos convergiriam com os fluxos de nordeste, provenientes da bacia amazônica (carregados de umidade) e com a barreira orográfica da cordilheira dos Andes, o que permitiria um maior transporte de umidade para a região de estudo, que em conjunto com o aquecimento superficial do continente devido ao verão, favoreceria o desenvolvimento da quadra chuvosa, e consequentemente, o pico de vazão na maior parte da bacia, considerando ademais a relação positiva observada entre os índices de vento e o regime de vazão da bacia.

No caso do índice do Dipolo, um padrão especial foi identificado na metade dos modelos para ambos os cenários RCPs estudados. Uma intensificação positiva maior durante o verão e a primavera do hemisfério sul (fase positiva), e uma intensificação negativa durante o inverno e o outono (fase negativa) foram observadas. Este comportamento poderia afetar diretamente o regime de chuvas na região Norte e Nordeste do Brasil, considerando que um aumento na diferença entre a TSM no oceano Atlântico tropical, especialmente durante a fase positiva (negativa) do Dipolo, indicaria um aumento da TSM na região ATN (ATS) e, consequentemente, um deslocamento para o norte (sul) da ZCIT, diminuindo (aumentando) a quantidade de chuva nessa região. Além disso, a posição meridional do centro do SAS também poderia ser afetada por esse padrão, afetando a intensidade do vento superficial sobre o Brasil.

No caso do índice do Contraste, as simulações dos modelos do CMIP5 indicam uma diminuição da magnitude dos valores da sazonalidade do índice durante os meses em que é negativo, sem chegar a ser positivo. Essas diferenças foram um pouco mais pronunciadas para o cenário RCP 8.5. Este padrão indicaria que a

diferença entre as temperaturas superficiais do continente e do oceano será menor no clima futuro. As diferenças principais para quase todos os modelos foram observadas durante os períodos de setembro a novembro (SON), e de março a maio (MAM). Como consequência, a diminuição do gradiente térmico entre o oceano e a atmosfera, especialmente quando o oceano é mais quente que o continente, é possível que exista uma diminuição do gradiente de pressão horizontal, o que finalmente poderia modificar o padrão de transporte de umidade do oceano para o continente, prejudicando o desenvolvimento da precipitação na bacia do rio São Francisco.

Para os índices da Pressão, a diferença entre os cenários de RCP 4.5 e RCP 8.5 é mais visível do que nas outras categorias. As simulações no período futuro do índice da Intensidade mostram uma intensificação dos valores máximos da pressão ao nível do mar nos meses em que o índice é mais fraco. Esse resultado é mais evidente no cenário RCP 8.5. De acordo com o estudo realizado por Degola (2013) o centro do SAS apresenta correlações negativas com o vento zonal de baixos níveis, o que indica que uma possível intensificação do SAS no período futuro implicaria uma intensificação negativa do vento zonal, o que significa que os ventos de leste, no sentido do oceano para o continente poderiam ser mais intensos, favorecendo o transporte de umidade sobre a região continental do Brasil e possivelmente, o desenvolvimento de chuva na região. Já em relação ao vento meridional Degola (2013) observou uma correlação negativa na região sul do oceano Atlântico e do Brasil, em quanto que na região Nordeste do Brasil, a correlação é positiva. Assim, a possível intensificação do centro do SAS no clima futuro, a região do Nordeste Brasileiro pode experimentar uma intensificação nos ventos do sul (em direção ao equador), enquanto que a região sul do Brasil pode experimentar intensificação do vento do norte (em direção aos polos).

Para o índice da Latitude, ambos os cenários mostram um deslocamento do centro do SAS para o sul durante todo o ano, especialmente no período de fevereiro a abril. As simulações do índice da Longitude mostram um comportamento mais variável e indefinido. Nos meses de fevereiro a abril foi observado um comportamento similar aos dados observados; no entanto, de maio a agosto, foi observada uma maior variabilidade no comportamento das simulações sazonais, mostrando uma posição do centro do SAS para o oeste no mês de Junho.

Esses resultados são consistentes com os encontrados por Reboita et al. (2019) e Degola (2013) para o clima futuro. Considerando o padrão de comportamento do SAS no clima futuro, e com base nos resultados das análises realizadas por Gilliland e Keim (2018), o padrão de comportamento do vento superficial poderia ser afetado pelo deslocamento para o sul do centro do SAS, especialmente nos meses de março a abril, o que resultaria em uma alteração do transporte de umidade do oceano ao continente. O estudo de Gilliland e Keim (2018) mostrou que quando o SAS está deslocado mais ao norte, a região nordeste do Brasil experimenta velocidades do vento acima do normal, enquanto que a região sul e sudeste experimenta anomalias negativas. Essas mudanças nos padrões do vento são resultado das alterações na temperatura e a pressão ao nível do mar, forçadas pelas diferenças entre as condições oceânicas e continentais, incrementando os gradientes, que em resposta, modifica o padrão de vento. Considerando isso, o deslocamento para o sul no clima futuro poderia resultar possivelmente na diminuição da intensidade do vento na região norte e nordeste do Brasil, diminuindo o transporte de umidade do oceano para o continente, desfavorecendo o desenvolvimento da chuva na região; enquanto que na região sul e sudeste o padrão de comportamento poderia ser invertido.

Os resultados deste estudo podem ajudar a entender como os sistemas atmosféricos associados ao regime de precipitação na bacia do Rio São Francisco poderiam mudar no clima futuro, e como essa mudança poderia influenciar a variabilidade do regime hidrológico. No entanto, é importante ressaltar que a análise foi realizada qualitativamente, baseada na associação dos índices climáticos analisados com o regime de vazão. Por isso, recomenda-se aprofundar na análise e quantificação da natureza da relação existente entre os fenômenos climáticos representados pelos índices, e a variabilidade da vazão na região, visando obter métricas mais eficientes e precisas que permitam ajudar na gestão dos recursos hídricos da bacia.

4. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bamba, I. (2007). "Dipole index of the tropical Atlantic and precipitation regime in Côte de Voire". Em: Russian Meteorology and Hydrology 32, pp. 754–760.
- Bastos, C. e N. Ferreira (2000). "Análise climatológica da Alta Subtropical do Atlântico Sul". Em: XI Congresso Brasileiro de Meteorologia. Pp. 612–619.
- Carvalho, L. M. V. et al. (2011). "Moisture transport and intraseasonal variability in the South America monsoon system". Em: Climate Dynamics 36, pp. 1865–1880.
- Chang, P., L. Ji e H.. Li (1997). "A decadal climate variation in the Tropical Atlantic ocean from thermodynamic air-sea interactions." Em: Nature 385, pp. 516–518.
- Chang, P., B. Wang e G. Lau (2005). "The Global Monsoon System: Research and Forecast". Em: WMO Report.
- Colberg, F., C. J. C. Reason e K. Rodgers (2004). "South Atlantic response to El Niño–Southern Oscillation induced climate variability in an ocean general circulation model". Em: Journal of Geophysical Research: Oceans 109, pp. 1–14.
- Dee, D.P. et al. (2011). "The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system". Em: Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 137, pp. 553–597.

- Degola, T.S.D (2013). "Impactos e variabilidade do Anticiclone Subtropical do Atlântico Sul sobre o Brasil no clima presente e nos cenários futuros". Diss. de mestr. Universidade de São Paulo, p. 91.
- Enfield, D. (1996). "Relationships of inter-American rainfall to tropical Atlantic and Pacific SST variability". Em: *Geophysical Research Letters* 23, pp. 3505–3508.
- Gan, M. A., V. E. Kousky e C. F. Ropelewski (2004). "The South America Monsoon Circulation and Its Relationship to Rainfall over West-Central Brazil". Em: *Journal of Climate* 17, pp. 47–66.
- Gilliland, J.M. e B.D. Keim (2018). "Position of the South Atlantic Anticyclone and Its Impact on Surface Conditions across Brazil". Em: *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 57, pp. 535–553.
- Grimm, A.M. e M.T. Zilli (2009). "Interannual Variability and Seasonal Evolution of Summer Monsoon Rainfall in South America". Em: *Journal of Climate* 22, pp. 2257–2275.
- Hastenrath, S. e L. Heller (1977). "Dynamics of climatic hazards in northeast Brazil". Em: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 103, pp. 77–92.
- Hastenrath, S. (1985). *Climate and circulation of the tropics*. 1a ed. D. Reidel Publishing Company.
- IPCC (2014). *Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. URL: https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/AR5_SYR_FINAL_Front_matters.pdf.
- Jones, C. e L. M. V. Carvalho (2002). "Active and Break Phases in the South American Monsoon System". Em: *Journal of Climate* 15, pp. 905–914.
- Mächel, H., A. Kapala e H. Flohn (1998a). "Behaviour of the centres of action above the Atlantic since 1881. Part I: Characteristics of seasonal and interannual variability". Em: *International Journal of Climatology* 18, pp. 1–22.
- Murray, R.J. e I. Simmonds (1991). "A numerical scheme for tracking cyclone centres from digital data. Part I: Development and operation of the scheme". Em: *Australian Meteorological Magazine* 39, pp. 155–166.
- Nobre, P. e J. Shukla (1996). "Variations of Sea Surface Temperature, Wind Stress, and Rainfall over the Tropical Atlantic and South America". Em: *Journal of Climate* 9, pp. 2464–2479.

- Pezzi, L. P. e I. F. A Cavalcanti (2001). "The relative importance of ENSO and tropical Atlantic sea surface temperature anomalies for seasonal precipitation over South America: a numerical study". Em: Climate Dynamics 17, pp. 205–212.
- Reboita, M.S. et al. (2010). "Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica". Em: Revista Brasileira de Meteorologia 25, pp. 185–204.
- Reboita, M.S. et al. (2019). "The South Atlantic Subtropical Anticyclone: Present and Future Climate". Em: Frontiers in Earth Science 7, p. 8.
- Salcedo-Castro, J. et al. (2015). "Using the mean pressure gradient and NCEP/NCAR reanalysis to estimate the strength of the South Atlantic Anticyclone". Em: Dynamics of Atmospheres and Oceans 71, pp. 83 –90.
- Servain, J. (1991). "Simple climatic indices for the tropical Atlantic Ocean and some applications". Em: Journal of Geophysical Research: Oceans 96, pp. 15137–15146.
- Souza, E. e P. Nobre (1998). "Uma revisão sobre o padrão de dipolo no Atlântico Tropical". Em: 13, pp. 31–44.
- Toshie Kayano, M., R. Valéria Andreoli e R. A. Ferreira de Souza (2011). "Evolving anomalous SST patterns leading to ENSO extremes: relations between the tropical Pacific and Atlantic Oceans and the influence on the South American rainfall". Em: International Journal of Climatology 31, pp. 1119–1134.
- Toshie Kayano, M. et al. (2018). "How the two nodes of the tropical Atlantic sea surface temperature dipole relate the climate of the surrounding regions during austral autumn". Em: International Journal of Climatology 38, pp. 3927–3941.
- Vera, C. et al. (2006). "Toward a Unified View of the American Monsoon Systems". Em: Journal of Climate 19, pp. 4977–5000.

ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO NA CAATINGA UTILIZANDO O GOOGLE EARTH ENGINE: APLICAÇÃO DO MODELO SEBAL

Ulisses Alencar Bezerra

João Maria de Andrade

Sabrina Holanda Oliveira

John Elton de Brito Leite Cunha

Carlos de Oliveira Galvão

1. INTRODUÇÃO

A evapotranspiração (ET) é o termo para o processo da passagem do estado físico da água, a partir da fase líquida para a fase de vapor atmosférico, através da evaporação de superfícies líquidas (rios, lagos e oceano), da água presente no solo e da lâmina interceptada pelo dossel, como também da transpiração proveniente da respiração das plantas (ALLEN et al., 1998; CUNHA et al., 2011; FISHER et al., 2014). É um importante componente dos ciclos de água, carbono e energia (MU et al., 2011). A ET é uma função complexa das propriedades do solo, das condições atmosféricas, da vegetação e da topografia, e sofre influência por estes parâmetros no tempo e no espaço (BHATTARAI et al., 2017, WANG et al., 2016).

A ET é normalmente modelada usando dados meteorológicos e algoritmos que descrevem a energia de superfície e as características aerodinâmicas da vegetação. Sua estimativa é comumente realizada usando sistemas que requerem o emprego de princípios e técnicas físicas relativamente complexas. Em muitos sistemas

agrícolas, a densidade, altura, vigor e disponibilidade de água das plantas são geralmente uniformes, e a aplicação de algoritmos de estimativa da ET podem ser relativamente simples, embora ainda apresentem um grande desafio. No caso de sistemas não agrícolas, como florestas, desertos e sistemas ripários, a natureza heterogênea da vegetação, terreno, solos e disponibilidade de água tornam a energia de superfície e os processos aerodinâmicos altamente variáveis e mal definidos (ALLEN et al., 2011; CHEN et al., 2020). Isso é especialmente verdadeiro, em regiões de Florestas Tropicais Sazonalmente Secas (FTSS) onde há uma grande variação na densidade, forma e ramificação da vegetação, e disponibilidade de água (GOKMEN et al., 2012; LIU et al., 2021).

A Caatinga é a maior FTSS contínua das Américas, situada no semiárido do Nordeste brasileiro, cobre cerca de 850.000 km² (ANDRADE et al., 2021; SILVA et al., 2017). É caracterizada por um mosaico de espécies xerofíticas e endêmicas de composição florística variável, compostas principalmente por pequenas árvores e arbustos, que na estação seca apresentam aspecto de floresta espinhosa, e são morfologicamente adaptadas para sustentar o estresse hídrico (BORGES et al., 2020; CAMPOS et al., 2019). A sazonalidade da precipitação é o principal regulador fenológico de sua vegetação (MARENGO et al., 2011; MORO et al., 2016; CAMPOS et al., 2019). Seu clima é caracterizado por altas temperaturas e baixas taxas de precipitação com alta variabilidade intra e interanual no espaço e no tempo (MIRANDA et al., 2018; MORO et al., 2016).

O bioma Caatinga é caracterizado como uma das regiões de FTSS de maior biodiversidade do globo (PENNINGTON et al., 2006; KOCH et al., 2017; SANTOS et al., 2014), no entanto apenas 1% desse bioma foi convertido em áreas protegidas. Ainda assim, com toda sua riqueza, a Caatinga e as FTSS têm recebido menos atenção no que diz respeito aos esforços de pesquisas em comparação com

as florestas tropicais e savanas (KOCH et al., 2017; SANTOS et al., 2012; TOMASELLA et al., 2018). Dada a grande área da Caatinga, pode-se entender que ela desempenha um papel importante nos processos regionais (ou mesmo globais) relacionados às interações biosfera-atmosfera (MOURA et al., 2016).

A ET no semiárido exprime as especificidades da Caatinga, e é componente fundamental para o entendimento do sistema solo-planta-atmosfera. A ET é responsável pela perda entre 80 a 95% da precipitação nesses ambientes (ARAÚJO; PIEDRA, 2009; LIMA et al., 2021). Atualmente, as demandas por alimentos e a geração de riquezas pela agricultura são motivos importantes para entender o comportamento da ET, em especial no Nordeste do Brasil, pois ela é a responsável pela maior parte do consumo de água na região. Portanto, uma estimativa adequada da ET, permite não só compreendê-la, como também ajuda a preparar políticas de gestão da água destinadas a abordar os efeitos da variabilidade climática, uso/cobertura da terra e futuras mudanças climáticas (LIMA et al., 2021).

2. CONCEITOS DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO E BALANÇO DE ENERGIA

2.1. Métodos de estimativas de evapotranspiração

Apesar do conceito de evapotranspiração englobar mais de um fluxo evaporativo, ou seja, evaporação de corpos d'água, volume interceptado, além da transpiração, separar os dois processos é complexo. Desse modo, alguns métodos de medição de evapotranspiração acabam não fazendo separação entre evaporação e transpiração (SAVENIJE, 2004). Moors (2008) divide os métodos de obtenção da evapotranspiração em dois grupos, baseando-se:

(i) no balanço hídrico e controle de umidade no solo, classificadas como medidas diretas e (ii) em métodos micrometeorológicos, classificados na literatura como métodos indiretos.

2.1.1. Métodos baseados no balanço hídrico

Nesse método, assume-se que todos os outros componentes do balanço hídrico podem ser medidos com elevada acurácia. A seguir são descritos alguns desses métodos.

Lisímetros - Os lisímetros são instrumentos de medição da evapotranspiração, sensíveis a fatores ambientais e, estando bem calibrados, podem fornecer boas estimativas da evapotranspiração. As medições são realizadas de maneira pontual para áreas que podem variar de 0.05 a 40 m². Comumente, utilizam-se os dados deste instrumento para obter estimativas em áreas extensas, extrapolando as medições realizadas em pequenas parcelas para grandes áreas. A realização de estimativas de evapotranspiração a partir dessa técnica em áreas extensas necessita de parametrização da vegetação e condições ambientais; esta necessidade torna essas estimativas inviáveis em condições de superfície heterogênea.

Depleção da umidade do solo - A depleção da umidade do solo mede a variação do conteúdo de água em uma amostra de solo a partir da mudança de umidade do solo, com base em medições de precipitação, vazão, capilaridade e escoamento. Requer repetitivas medições de umidade do solo que sejam representativas para a área de estudo (BIERKENS, 2008).

Balanço hídrico em bacias hidrográficas - A evapotranspiração também pode ser estimada como o resíduo do balanço hídrico de uma bacia hidrográfica. Para períodos suficientemente longos, considera-se que não há variação no volume de água armazenado no solo. Estas premissas são tomadas como menos significantes

com o aumento do tamanho da bacia (THOMPSON, 1999; CHANG, 2002). Assim, para grandes bacias hidrográficas a evapotranspiração anual pode ser estimada por:

$$BHET = P - Q \quad \text{Eq. (01)}$$

onde: $BHET$ é a evapotranspiração na bacia hidrográfica; P é a precipitação (mm mês^{-1} ou mm ano^{-1}); Q é a vazão (mm mês^{-1} ou mm ano^{-1}).

Estimativas da evapotranspiração pelo balanço hídrico são úteis para a calibração ou validação de modelos hidrológicos e de modelos baseados em sensoriamento remoto (ALLEN et al., 2011).

2.1.2. Métodos micrometeorológicos

Os métodos de medição micrometeorológicos determinam a evapotranspiração como o fluxo de vapor de água através do ar a partir de um corpo d'água, vegetação ou solo.

Tanque Classe A - O tanque Classe A é um método indireto e bastante utilizado no Brasil devido sua facilidade no uso e baixo custo. Os tanques de evaporação medem o efeito integrado da radiação, vento, temperatura e umidade sobre uma superfície livre de água. Os valores da evaporação medida superam os obtidos em lagos e reservatórios, devido às diferenças de volume, superfície e localização e também pelo fato de lagos e reservatórios dependerem da variação do transporte de massa e balanço de energia. Para tanto, utiliza-se um fator empírico (k_{pan}) que varia de acordo com as características de cada tanque e local e relaciona a evaporação de um tanque com a ET real ou potencial.

A Equação (02) representa a evapotranspiração potencial pelo tanque classe A sugerida por Doorenbos e Pruitt (1977):

$$ETo(TQ) = Epan * k_{pan} \quad \text{Eq. (02)}$$

onde: é evapotranspiração potencial pelo Tanque Classe A (mm dia⁻¹); é o coeficiente de tanque; e corresponde a evaporação medida no tanque.

Razão de Bowen - Este método baseia-se na razão entre os fluxos de calor sensível (H) e latente (LE) ($\beta = H/LE$) proposta por Bowen (1926) em pesquisas sobre balanço de energia, combinando as variáveis atmosféricas e energia disponíveis na superfície evaporante. Se a superfície estiver umedecida, a maior parte do saldo de radiação de superfície (Rn) será utilizada por LE, resultando em β pequeno. Se, pelo contrário, a superfície apresentar restrição hídrica, a maior parte de Rn será utilizada no aquecimento do ar, resultando em β elevado.

Cintilômetro - Os cintilômetros são dispositivos óticos que medem pequenas flutuações no índice de refração do ar causadas por mudanças na temperatura, umidade e pressão que induzem variações na densidade do ar (ALLEN et al., 2011). O instrumento é composto basicamente de um transmissor e um receptor que, dependendo do tipo do aparelho utilizado, permite realizar medições de fluxo calor sensível ao longo de distâncias (transmissor-receptor) que podem variar de 50 a 12.000 metros, apresentando um valor médio de H referente à área de contribuição (*footprint*). No entanto, para a obtenção da ET é necessário ter estimativas de outros componentes do balanço de energia: Rn e o fluxo de calor no solo (G), na mesma escala de medição do H. Uma alternativa é a utilização de técnicas de sensoriamento remoto nos fluxos de Rn e G para assim obter-se a ET (CUNHA et al., 2011).

Correlação de vórtices turbulentos (Eddy covariance) - Os sistemas de correlações turbulentas, também conhecidos como *Eddy covariance* (EC), é uma técnica utilizada em medições de fluxos de calor sensível e latente, CO₂, vapor d'água, e metano entre a superfície e a atmosfera. Este método apresenta a vantagem de medir diretamente o

fluxo de calor latente (evapotranspiração) para diferentes tipos de superfície. A medição corresponde a um valor médio para uma área que pode variar de 50 a 200 metros de raio e depende da intensidade do movimento do ar que passa no instante da medição. Embora o método EC seja considerado como a estimativa mais precisa dos fluxos de energia, ele é complexo de se aplicar na prática, devido a necessidade de utilização de instrumentos de resposta rápida para medir as flutuações da velocidade vertical do vento e dos escalares, além dos problemas de manutenção, calibração e operação (BALDOCCHI et al., 2001; RUHOFF, 2011).

Muitos estudos sobre a evapotranspiração foram realizados, com formulação de inúmeras equações específicas para a estimativa deste fenômeno, as equações para cálculo da evapotranspiração podem ser formuladas com base na transferência de massa, no resíduo do balanço de energia ou no resíduo do balanço hídrico (BRUSAERT, 2005). As mais comumente utilizadas em hidrologia são as apresentadas a seguir.

Equação de Thornthwaite - A equação de Thornthwaite é utilizada para estimar a evapotranspiração apenas com dados de temperatura. Por não contemplar outras variáveis, principalmente a umidade do ar, não é recomendável que seja utilizada em qualquer tipo de clima. Ainda assim, em função de sua simplicidade, é comumente utilizada em vários estudos.

$$ET = Fc * 16 * \left(10 - \frac{T}{I}\right)^a \quad \text{Eq. (03)}$$

onde: ET é a evapotranspiração potencial para meses de 30 dias e comprimento de 12 horas (mm/mês), T é a temperatura média mensal do ar ($^{\circ}\text{C}$) e Fc é um fator de correção em função da latitude e mês do ano. I e T devem ser calculados de acordo com a Equação 04 e 05, respectivamente.

$$I = \sum_{i=1}^{12} \left(\frac{ti}{5} \right)^{1.514} \quad \text{Eq. (04)}$$

$$\alpha = 67.5 * 10^{-8} * I^3 - 7.71 * 10^{-6} * I^2 + 0.01791 * I + 0.492 \quad \text{Eq. (05)}$$

onde: ti é a temperatura do mês analisado em °C.

Equação de Penman-Monteith - O método de Penman-Monteith (PENMAN, 1948; MONTEITH, 1965) é baseado em redes de resistência, como num circuito elétrico em que o fluxo evaporativo é a corrente; a diferença de potencial é o déficit de pressão de vapor no ar; e a resistência é uma combinação das resistências superficial e aerodinâmica. Esse método assume que toda a energia disponível para evaporação está acessível às plantas e considera a resistência das plantas separadamente à resistência do solo. Esta é a principal equação de base física entre os métodos de estimativa de evapotranspiração potencial diária (Equação 06).

$$ET = \frac{\lambda}{\rho w} \left(\frac{\Delta(Rn - G) + \rho a * cp * \frac{(es - ed)}{ra}}{\Delta + \gamma \left(4 + \frac{rs}{ra} \right)} \right) \quad \text{Eq. (06)}$$

onde: λ é o calor latente de vaporização ($\text{MJ}\cdot\text{kg}^{-1}$), Δ é a taxa de variação da pressão de saturação do vapor com a temperatura do ar ($\text{kPa}/^\circ\text{C}$), Rn é a radiação líquida que incide na superfície ($\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$), G é o fluxo de energia para o solo ($\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$), ρa é a massa específica do ar (kg/m^3), ρw é a massa específica do vapor (kg/m^3), cp é o calor específico do ar úmido ($\text{MJ}/\text{kg}\cdot^\circ\text{C}$), es é a pressão de saturação do vapor (kPa), ed é a pressão de vapor de água no ar (kPa), γ é a constante psicrométrica ($\text{kPa}/^\circ\text{C}$), rs é a resistência superficial da vegetação (s/m), e ra é a resistência aerodinâmica (s/m). Mais detalhes sobre cada componente da equação podem ser consultados em Allen et al. (1998).

Equação de Priestley-Taylor - O método proposto por Priestley e Taylor para ao cálculo da evapotranspiração diária substitui o termo aerodinâmico da equação de Penman-Monteith por uma constante sem dimensão Φ .

$$ET = \Phi \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} (Rn - G) \quad \text{Eq. (07)}$$

onde: Φ é o coeficiente empírico de Priestley-Taylor com valor de 1,26 para climas úmidos, e 1,74 para climas áridos

2.2. Modelos de balanço de energia de superfície por sensoriamento remoto

A ET é regulada por uma série de fatores que também podem ser medidos por sensoriamento remoto (SR), como aspectos radiativos, atmosféricos e fenológicos. Diversos modelos de ET foram desenvolvidos utilizando dados de SR obtidos por sensores a bordo de satélites ou aerotransportados, sendo reconhecido atualmente como o meio mais viável para obter informações de ET na superfície terrestre em escala local e regional (GOWDA et al., 2008; MU et al., 2011; CHEN; LIU, 2020). Entretanto, atualmente, nenhum modelo é suficientemente completo de forma que possa ser aplicado em qualquer lugar e obtenha ótimos resultados sem que seja necessário algum tipo de adaptação ou ajuste (LI et al., 2009; ALLEN et al., 2011; CHEN; LIU, 2020).

Modelos de balanço de energia de superfície (*Surface Energy Balance* - SEB) baseados em SR são empregados para obter a ET real (ETr) como o resultado da subtração dos fluxos de calor no solo (G) e calor sensível (H) do saldo de radiação (Rn). Dentre os modelos disponíveis, se destacam:

Simple Surface Energy Balance model - Tido como o primeiro modelo SEB, a umidade do solo e a ET são estimadas a partir da obtenção

da irradiação de uma área agrícola captada por um scanner térmico acoplado em um avião (BARTHOLIC et al., 1972).

Regional ET Model Using Crop Surface Temperature - Este modelo incorpora ao balanço de energia a temperatura de superfície de pastagens e equações aerodinâmicas de transporte de calor e vapor de água para estimar a ET (SOER, 1980).

Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) - O SEBAL foi desenvolvido por Bastiaanssen et al. (1998) para a obtenção dos componentes do balanço de energia na superfície em escala regional com o mínimo de dados observados em campo. Para isso, o algoritmo faz uso de imagens de satélite e um pequeno conjunto de informações meteorológicas de superfície, que incluem velocidade do vento e temperatura do ar. Dentre suas principais saídas estão: albedo de superfície, índices de vegetação, saldo de radiação, fluxo de calor no solo, fluxo de calor sensível, fluxo de calor latente e a evapotranspiração real pixel a pixel.

Simplified Surface Energy Balance Index (S-SEBI) - Este modelo considera que, em condições atmosféricas constantes, é possível estimar o fluxo de energia a partir da imagem obtida por sensoriamento remoto sem necessidade de outro tipo de informação. Assim, o modelo se baseia na temperatura de radiação e do albedo de superfície para estimar a ET (ROERINK et al., 2000).

Surface Energy Balance System (SEBS) - O modelo SEBS estima a ET e parâmetros aerodinâmicos combinando informações meteorológicas com dados obtidos por sensoriamento remoto (SU, 2002). Sua principal característica está no modo de determinação do comprimento de rugosidade para transferência de calor e sua formulação para a determinação da fração evaporativa.

Mapping EvapoTranspiration with high Resolution and Internalized Calibration (METRIC) - Desenvolvido a partir do modelo SEBAL, com

diversos refinamentos em relação ao seu precursor, as principais diferenças estão ligadas ao gradiente de temperatura e a utilização da equação de Penman-Monteith que é usada para calcular o valor ET de referência para um tipo de vegetação (ALLEN et al., 2007).

Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) - Este modelo aplica condições de contorno predefinidas em relação ao fluxo de calor latente para cada pixel. Requerendo, para a estimativa da ET, a obtenção da temperatura de superfície e ET de referência (SENAY et al., 2013).

Nesse estudo é utilizado o modelo SEBAL, uma vez que sua aplicação é de amplo interesse para a comunidade hidrometeorológica devido à sua simplicidade e baixa demanda por dados.

2.3. SEBAL

Para estimar a ETr com o SEBAL quatro etapas são aplicadas: a) saldo de radiação (Equação 08), b) fluxo de calor no solo (Equação 09), c) fluxo de calor sensível (Equação 10) e d) fluxo de calor latente (Equação 11) (BASTIAANSSEN, 2000):

$$Rn = R_{S\downarrow} \times (1 - \alpha) + \varepsilon_s \times R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} \quad \text{Eq. (08)}$$

$$\frac{G}{Rn} = [(T_s - 273.15) \times (0.0038 + 0.0074 \times \alpha) \times (1 - 0.98 \times NDVI^4)] \quad \text{Eq. (09)}$$

$$H = \frac{\rho \times c_p \times dT}{r_{ah}} \quad \text{Eq. (10)}$$

$$LE = Rn - G - H \quad \text{Eq. (11)}$$

onde: Rn - saldo de radiação (ALLEN et al. 2002); G - fluxo de calor no solo (BASTIAANSSEN, 2000); H - fluxo de calor sensível (BASTIAANSSEN, 2000); LE - fluxo de calor latente (BASTIAANSSEN, 2000); $R_{S\downarrow}$ - radiação de ondas curtas incidentes; α - albedo de superfície (TREZZA et al. 2013); ε_s - emissividade de superfície (DI LONG et al., 2010); $R_{L\downarrow}$ - radiação de ondas longas provenientes da

atmosfera; $R_{L\uparrow}$ - radiação de ondas longas emitidas; T_s - Temperatura da superfície; $NDVI$ - Índice de vegetação por diferença normalizada (ROUSE et al. 1973); - ρ densidade do ar úmido; c_p - calor específico do ar à pressão constante; r_{ah} - resistência aerodinâmica ao calor.

A Equação 10 é difícil de ser resolvida, pois tem duas incógnitas, r_{ah} e dT . Por isso são usados os *pixels* de membros finais, onde os valores de H são conhecidos e dT pode ser estimada, como é mostrado a seguir.

O cálculo do gradiente de temperatura dT para cada *pixel* é feito através da relação linear com a temperatura de superfície:

$$dT = a + b \times T_s \quad \text{Eq. (12)}$$

onde: a e b são coeficientes obtidos com base nos *pixels* quente e frio, através das Equações 13 e 14:

$$b = \frac{(dT_{quente} - dT_{frio})}{(T_{s_quente} - T_{s_frio})} \quad \text{Eq. (13)}$$

$$a = dT_{frio} - b \times T_{s_frio} \quad \text{Eq. (14)}$$

Assim, dT nos *pixels* de membros finais é estimado pela Equação 15:

$$dT_{quente/frio} = \frac{H_{quente/frio} \times r_{ah_{quente/frio}}}{\rho \times c_p} \quad \text{Eq. (15)}$$

O fluxo de calor sensível nos *pixels* de membros finais é obtido conforme:

$$H_{quente/frio} = Rn_{quente/frio} - G_{quente/frio} \quad \text{Eq. (16)}$$

onde: $Rn_{quente/frio}$, $G_{quente/frio}$, $T_{s_quente/frio}$ e $r_{ah_{quente/frio}}$ são os valores extraídos nos candidatos a *pixels* de membros finais de cada variável.

A seleção automática dos *pixels* de membros finais é conduzida usando características distintas através de limiares de NDVI, albedo de superfície e temperatura de superfície adaptando a metodologia utilizada por Silva et al. (2019).

A primeira etapa para seleção dos *pixels* de membros finais, na condição quente, consiste em selecionar aqueles cujos valores de albedo de superfície estejam entre os percentis de 50 a 75%, e com valores de NDVI superior a 0.10 e inferior ao percentil de 15%. Após essa primeira seleção, um refinamento é aplicado selecionando apenas os *pixels* desse primeiro conjunto que tenham valores de temperatura de superfície entre os percentis de 85 a 97%. Desse refinamento é possível encontrar os valores de Rn, G, Ts e r_{ah} que atendam às condições citadas, e a partir disso, aplica-se a mediana para encontrar um único valor de cada variável. O mesmo procedimento é aplicado para a condição de *pixel* frio, mas com outros limiares, conforme descrito na Tabela 1: Esse procedimento é aplicado para todos os dias que tenham imagens disponíveis.

A justificativa em utilizar percentis se dá em virtude da grande quantidade de imagens e da alta variabilidade espaço-temporal nos valores dos parâmetros biofísicos utilizados em regiões semiáridas, onde é comum por exemplo meses do ano em que o valor do NDVI máximo encontrado em uma imagem variar entre 0,7 e 0,8 (período chuvoso), enquanto em outros meses do ano, os valores de NDVI não ultrapassam 0,6 (período seco). A Tabela 1 ilustra os critérios de seleção.

Tabela 1: Metodologia utilizada para seleção de candidatos a *pixels* de membros finais.

		<i>Pixels</i> de membros finais	
		Pixel quente/seco	Pixel frio/úmido
1. Etapa	P50% < Albedo < P75% e 0.10 < NDVI < P15%		P25% < Albedo < P50% e NDVI > P97%
2. Etapa	dos <i>pixels</i> da 1. Etapa seleciona-se os <i>pixels</i> com P85% < Ts < P97%	dos <i>pixels</i> da 1. Etapa seleciona-se os <i>pixels</i> com Ts < P20%	
3. Etapa	Encontrar os valores de Rn, G, Ts e r_{ah} que atendam às condições citadas, e a partir disso aplica-se a mediana para encontrar um único valor de cada variável.		

onde: P é o percentil.

Ressalta-se que H e dT no *pixel* frio e o LE no *pixel* quente são iguais a zero (BASTIAANSSEN et al., 2005). De posse dos valores de a e b é possível estimar dT por meio da Equação 12.

Para ser calculada a resistência aerodinâmica ao transporte de calor (r_{ah}), são necessários os passos descritos nas Equações 17 a 22.

$$u^* = \frac{k \times u_{Z_x}}{\ln \left(\frac{Z_x}{z_{0m}} \right)} \quad \text{Eq. (17)}$$

onde: u^* é a velocidade de fricção; u_{Z_x} é a velocidade do vento em uma altura conhecida Z_x (m); z_{0m} é o comprimento de rugosidade de momento; K é a constante de von Karman = 0.41.

Inicialmente z_{0m} é estimado conforme:

$$z_{0m} = 0.12 \times h \quad \text{Eq. (18)}$$

onde: h é a altura média da vegetação (m) na área de medição da velocidade do vento.

A Equação 19 é utilizada para obter a velocidade do vento a 200 metros de altura (u_{200}) onde: não há influência da superfície.

$$u_{200} = u^* \times \frac{\ln \left(\frac{200}{Z_{0m}} \right)}{k} \quad \text{Eq. (19)}$$

Com u_{200} é possível calcular u^* para cada *pixel* da imagem, de forma que a Equação 17, passe a ser calculada como a Equação 20.

$$u^* = \frac{k \times u_{Z_x}}{\ln \left(\frac{Z_x}{Z_{0m}} \right) - \psi_{m(Z_x)}} \quad \text{Eq. (20)}$$

O Z_{0m} para cada *pixel*, obtida a partir da Equação 21 de Bastiaansen, (2000).

$$Z_{0m} = \exp^{(-5.809 + 5.62 \times SAVI)} \quad \text{Eq. (21)}$$

Finalmente calculada a velocidade de fricção para cada *pixel*, é possível obter a resistência aerodinâmica ao transporte de calor para cada *pixel* conforme a Equação 22.

$$r_{ah} = \frac{\ln \left(\frac{z_2}{z_1} \right) - \psi_{h(2m)} + \psi_{h(0.1m)}}{k \times u^*} \quad \text{Eq. (22)}$$

onde: z_1 e z_2 são níveis acima do dossel da vegetação, comumente encontrados como valores de 0,1 e 2,0 m, respectivamente. ψ_m e ψ_h são correções de estabilidade integradas com o comprimento de Monin-Obukhov.

A primeira estimativa de H é realizada sob condições de neutralidade atmosférica. Logo ψ_m e ψ_h na primeira estimativa são considerados como 0. Considerando que essas condições exercem um efeito expressivo sobre r_{ah} , há necessidade de assimilar os efeitos da estabilidade atmosférica, através do comprimento de Monin-Obukov (PAULSON, 1970). A obtenção de H com correção de estabilidade atmosférica é realizada através de um processo

iterativo que se encerra com a convergência numérica de r_{ah} (ALLEN et al., 2002):

$$L = \frac{\rho \times c_p \times u_{ini}^* {}^3 \times T_s}{k \times g \times H} \quad \text{Eq. (23)}$$

onde: L corresponde ao comprimento de Monin-Obukov (m), à aceleração da gravidade (m s^{-2}), e H o fluxo de calor sensível, obtido inicialmente considerando a condição de neutralidade.

Para a aplicação da teoria de similaridade de Monin-Obukov utilizou-se os procedimentos metodológicos descritos em Liu et al. (2007), realizando as correções para as diferentes condições atmosféricas, neutralidade, estabilidade e instabilidade.

De posse dos elementos da Equação 11 é possível obter a evapotranspiração real diária (mm), que se fundamenta no conceito de fração evaporativa (FE), que é definida pela razão entre LE e $(Rn - G)$. Vários estudos têm demonstrado que a FE instantânea (FE_{ins}) é aproximadamente igual à FE diária (FE_{24h}) (BASTIAANSSEN et al., 1998; RUHOFF, 2011). Nesse sentido, tem-se:

$$FE_{ins} = \frac{LE}{Rn - G} = \frac{LE_{24h}}{Rn_{24h}} \quad \text{Eq. (24)}$$

onde: LE_{24h} representa os valores diários do fluxo de calor latente e Rn_{24h} corresponde ao saldo de radiação diário obtido com os dados do ERA5-Land.

Finalmente, a ET_{24h} pode ser obtida por meio da seguinte relação:

$$ET_{24h} = \frac{86400}{(2.501 - 0.00236 \times T_a) \times 10^{-6}} \times \frac{LE}{Rn - G} \times Rn_{24h} \quad \text{Eq. (25)}$$

onde: T_a é a temperatura do ar, obtida com os dados do ERA5-Land.

Mais detalhes sobre as formulações e calibrações do modelo SEBAL estão bem documentadas em Bastiaanssen et al. 1998, e

vários outros estudos que replicaram o modelo SEBAL (LOSGEDA-RAGH; RAHIMZADEGAN, 2018; COSTA et al., 2021; HAO; HAO; ZHANG, 2021).

2.4. Google Earth Engine

O *Google Earth Engine* (GEE) é uma plataforma baseada em nuvem, de processamento geoespacial lançada pela Google em 2010, com o principal objetivo de propiciar análises de dados ambientais em escala planetária. O catálogo de dados abriga um grande repositório de dados geoespaciais, incluindo os principais produtos de sensoriamento remoto disponíveis atualmente, com uma grande variedade de sistemas de imagem por satélite e aérea em diferentes comprimentos de onda, variáveis ambientais, dados climáticos de reanálise, conjuntos de dados topográficos e socioeconômicos (GORELICK et al., 2017). Dessa forma é possível que os usuários possam desenvolver seus próprios bancos de dados, ter acesso a diversos algoritmos já desenvolvidos para realização de estudos, e avançada capacidade computacional para trabalhar com grande quantidade de dados. Além disso, os usuários do GEE não precisam realizar qualquer *download* para operá-lo, visto que o mesmo foi desenvolvido para ser manuseado via internet através de Interfaces de programação de aplicações (API), em linguagem JavaScript, ou ainda em uma versão API em Python.

Com o uso do poder dos supercomputadores e usar alguns dos vinte petabytes de dados geoespaciais hospedados no GEE, atrelado com as técnicas de sensoriamento remoto elevam os estudos de modelagem de evapotranspiração por sensoriamento remoto a outro patamar. Iniciativas envolvendo o uso de modelos de SEB na plataforma do GEE vem sendo desenvolvidos, a citar iniciativas da Agência Nacional de Água e Saneamento (ANA) através do modelo SSEBop (<https://ssebop.users.earthengine.app/>); a EEFLUX na

aplicação do modelo METRIC (<https://eeflux-level1.appspot.com/>); Mhawej e Faour (2020) ao implementar o SEBALIGEE (<https://code.earthengine.google.com/48200ed2b76ff4acc530c618bb047635>), uma versão melhorada do SEBAL; e Laipelt et al. (2021) que desenvolveram o aplicativo geeSEBAL (<https://leolaipelt.users.earthengine.app/view/geesebal>).

3. APLICAÇÃO NA CAATINGA

Nessa seção é realizada uma aplicação utilizando o modelo SEBAL com adaptações para as FTSS. Os objetivos desta aplicação são: i) Analisar o desempenho das adaptações propostas no SEBAL para as FTSS em uma área de observação na Caatinga com dados ET oriundos do sistema *Eddy covariance*; ii) Avaliar o balanço hídrico na Caatinga ao longo de 12 meses do ano de 2014.

As aplicações desenvolvidas neste capítulo são realizadas com base no algoritmo SEBAL, mas algumas adaptações são impostas ao algoritmo com o objetivo de melhorar a sua operacionalidade e permitir análises consistentes para áreas de FTSS como a Caatinga. A seguir são descritas as alterações feitas no SEBAL para as FTSS.

3.1. Adaptações SEBAL para FTSS

Como já descrito, os valores de H e dT no *pixel* frio e LE no *pixel* quente podem ser diferentes de zero, a depender do teor de umidade residual dos *pixels* de membros finais (SINGH; IRMAK, 2011). Dessa forma, utilizou-se a abordagem de Priestley-Taylor no cálculo do fluxo de calor sensível nos *pixels* de membros finais e é obtido conforme:

$$H_{quente/frio} = Rn_{quente/frio} - G_{quente/frio} - LE_{quente/frio} \quad \text{Eq. (26)}$$

onde: $LE_{quente/frio}$ é o termo para correção de H nos pixels de membros finais dado pela equação de Priestley-Taylor (1972) conforme:

$$LE_{quente/frio} = (Rn_{quente/frio} - G_{quente/frio}) \times f_c \times apt \times \left[\frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \right] \quad \text{Eq. (27)}$$

onde: apt é o coeficiente empírico de Priestley-Taylor, é a inclinação da curva de pressão de vapor de saturação-temperatura do ar e γ é a constante psicrométrica.

Para contornar as simplificações na resistência aerodinâmica impostas no SEBAL e buscando tornar mais adequado para as condições das FTSS, as adaptações propostas são descritas nas Equações 28 a 40.

A velocidade de fricção é computada conforme:

$$u^* = k \times u \left[\ln \left(\frac{z_u - d_0}{z_{om}} \right) - \psi_m \left(\frac{z_u - d_0}{L} \right) \right]^{-1} \quad \text{Eq. (28)}$$

onde: u é a velocidade do vento em uma altura conhecida Z_u (m);

Estimar z_{om} usando uma relação exponencial em função de índices de vegetação (BASTIAANSSEN et al., 1998; WATERS et al., 2002) pode ser uma simplificação excessiva (KUSTAS et al., 1989; PAUL et al., 2013). Desse modo, z_{om} é estimado com base nos estudos de Verhoef et al. (1997) e Paul et al. (2013):

$$z_{om} = (HGHT - d_0) \times \exp^{(-k \times GAM + PSICORR)} \quad \text{Eq. (29)}$$

$$d_0 = HGHT \times \left[\left(1 - \frac{1}{CD1 \times PAI^{0.5}} \right) + \left(\frac{\exp^{-(CD1 \times PAI^{0.5})}}{CD1 \times PAI^{0.5}} \right) \right] \quad \text{Eq. (30)}$$

$$GAM = \left(CD + CR \times \frac{PAI}{2} \right)^{-0.5} \quad \text{Eq. (31)}$$

se $d_0 < PAI$, $d_0 = 0$; se $GAM < 3.33$, $GAM = 3.33$

onde: $HGHT$ é a altura da vegetação,
 $CD = 0.01$, $CR = 0.35$, $CD1 = 20.6$, $PSICORR = 0.2$.

A estimativa da resistência aerodinâmica é proposta com base no estudo de Paul et al. (2013):

$$r_{ah} = \frac{1}{k \times u^*} \times \left[\ln \left(\frac{z_{ref} - d_0}{z_{0m}} \right) - \psi_{h(ref)} \right] + \frac{1}{k \times u^*} \times kB_{umd}^{-1} \quad \text{Eq. (32)}$$

onde: o parâmetro adimensional kB_{umd}^{-1} é obtido conforme Su et al. (2002), e incorpora as informações de umidade do solo seguindo a proposta de Gokmen et al. (2012).

$$kB^{-1} = \frac{k \times Cd}{4 \times Ct \times \frac{u^*}{u(h)} \times \left(1 - \exp\left(-\frac{nec}{2}\right) \right)} \times f_c^2 + \frac{k \times \frac{u^*}{u(h)} \times \frac{z_{0m}}{h}}{C_t^*} \times f_c^2 \times f_s^2 + kB s^{-1} \times f_s^2 \quad \text{Eq. (33)}$$

onde: kBs^{-1} :

$$kB s^{-1} = 2.46(Re^*)^{0.25} - 2 \quad \text{Eq. (34)}$$

onde: nec é o coeficiente de extinção do perfil de velocidade do vento dentro do dossel dado por:

$$nec = \frac{Cd \times PAI}{\frac{2u^{*2}}{u(h)^2}} \quad \text{Eq. (35)}$$

onde: é o índice de área da planta

A proporção $\frac{u^*}{u(h)}$ é parametrizado como:

$$\frac{u^*}{u(h)} = c1 - c2 \times \exp(-c3 \times Cd \times PAI) \quad \text{Eq. (36)}$$

onde: $c1 = 0.320$, $c2 = 0.264$, $c3 = 15.1$.

C_t^* é o coeficiente de transferência de calor do solo dado como:

$$C_t^* = Pr^{-2/3} \times (Re^*)^{-1/2} \quad \text{Eq. (37)}$$

onde: Re^* é o número de Reynolds da rugosidade.

Cd é o coeficiente de arrasto dos elementos de folhagem tomado como 0.2, Ct é o coeficiente de transferência de calor de a folha com valor 0,01, Pr é o número de Prandtl com valor 0.71, $u(h)$ é a velocidade do vento horizontal na altura do dossel, f_c é a cobertura fracionada do dossel, f_s é seu complemento, e k é a constante de von Karman tomada como 0.41.

A incorporação de umidade do solo em kB^{-1} é utilizada conforme Goekmen et al. (2012):

$$kB_{umd}^{-1} = SF \times kB^{-1} \quad \text{Eq. (38)}$$

onde:

$$SF = \left[a + \frac{1}{1 + \exp^{(b - c \times SM_{rel})}} \right] \quad \text{Eq. (39)}$$

$$SM_{rel} = \frac{SM - SM_{min}}{SM_{max} - SM_{min}} \quad \text{Eq. (40)}$$

onde: a , b , c são os coeficientes da função sigmóide, adotados como 0.3; 2.5 e 4 respectivamente. SM_{rel} é a umidade relativa do solo, SM a umidade real do solo e SM_{min} e SM_{max} são a umidade mínima e máxima do solo. Os valores SM_{min} e SM_{max} podem ser obtidos usando uma análise de série temporal dos dados de umidade do solo em uma base anual ou de longo prazo.

3.2. Implementação do SEBAL no GEE

As adaptações no SEBAL para FTSS foram implementadas em ambiente de computação em nuvem e, para isso, utilizou-se o GEE. Todos os dados de entrada tanto para a determinação da ETr pelo SEBAL, como para o computo do balanço hídrico estão disponíveis na plataforma do GEE, não sendo necessário nenhum dado externo para sua aplicação.

O conjunto de imagens utilizadas correspondem aos 365 dias do ano de 2014. Neste estudo, os produtos diários do espectroradiômetro de imagem de resolução moderada (MODIS) foram coletados, contendo o MCD43A4.006 (produto de reflectância ajustadas por função de distribuição) (SCHAFF; WANG, 2015), o MOD09GA.006 (produto de ângulo solar zenital) (VERMOTE; WOLFE, 2015), o MOD11A1.006 e MYD11A1.006 (produto de emissividade e temperatura da superfície terrestre) (WAN; HOOK; HULLEY, 2015). O modelo digital de elevação é obtido da missão SRTM. Além disso, dados climáticos como velocidade do vento, temperatura do ar, umidade relativa, radiação de ondas curtas e radiação térmica líquida na superfície foram obtidos do produto de reanálise ERA5-Land (MUÑOZ SABATER, 2019). Os dados de umidade do solo foram coletados do produto GLDAS (RODELL et al., 2004), a altura da vegetação do produto *Global Forest Canopy Height*, 2005 (SIMARD et al., 2011). Os dados de precipitação foram derivados da precipitação diária do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station* (CHIRPS) pertencente ao *Climate Hazards Group* (CHG) (FUNK et al., 2015). A Tabela 2 resume os produtos utilizados no estudo e que estão disponíveis na plataforma GEE.

Tabela 2: Descrição dos dados disponíveis na plataforma GEE utilizados no estudo

Produto	GEE ID	Bandas utilizadas	Disponibilidade dos dados	Resolução espacial
MCD43A4.006	MODIS/006/ MCD43A4	B1 - B7	2000-02-18 - atual	500 metros
MOD09GA.006	MODIS/006/ MOD09GA	SolarZenith	2000-02-24 - atual	1000 metros
MOD11A1.006	MODIS/006/ MOD11A1	LST_Day_1km; Emis_31, Emis_32	2000-03-05 - atual	1000 metros
MYD11A1.006	MODIS/006/ MYD11A1	LST_Day_1km; Emis_31, Emis_32	2002-07-04 - atual	1000 metros

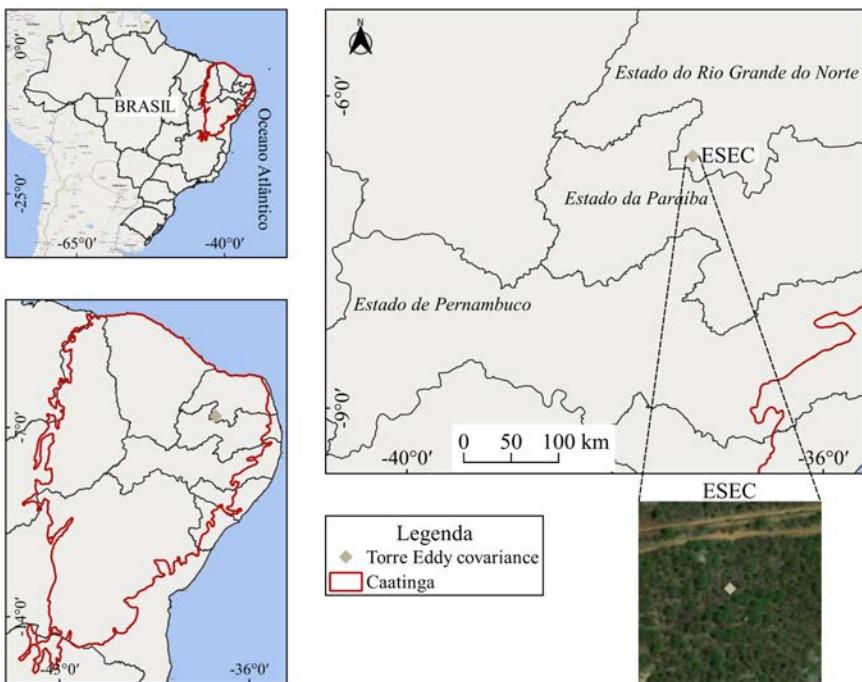
SRTM	USGS/ SRTMGLE_003	elevation	2000-02-11	30 metros
ERA5-Land	ECMWF/ERA5_ LAND/HOURLY	dewpoint_ temperature_2m, temperature_2m, u_component_ of_wind_10, v_component_ of_wind_10m, surface_ net_solar_ radiation_hourly surface_net_ thermal_ radiation_hourly	1981-01-01 - atual	0.1 graus
GLDAS	NASA/GLDAS/ V021/NOAH/ G025/T3H	SoilMoi0_10cm_ inst	2000-01-01 - atual	0.25 graus
Global Forest Canopy Height, 2005	NASA/JPL/ global_forest_ canopy_ height_2005	-	2005-05-20 - 2005-06-23	~1000 metros
CHIRPS	UCSB-CHG/ CHIRPS/DAILY	precipitation	1981-01-01 - atual	0.05 graus

3.3. Aplicação e verificação do modelo de ETr para Caatinga

A área escolhida para aplicação do modelo para estimativa de ETr é a Caatinga e, para verificar os seus resultados, selecionou-se a área experimental da Estação Ecológica do Seridó (ESEC), localizada no município de Serra Negra do Norte, estado do Rio Grande do Norte (Figura 1). A ESEC é uma unidade de conservação de 1.161 ha de Caatinga, caracterizada por arbustos xerofíticos decíduos e árvores de até 8–10 m de altura (MUTTI et al., 2019). O seu clima é quente e semiárido, com precipitação entre 400 e 700 mm por ano e temperatura média do ar variando de 28 a 30 °C (SANTOS et al., 2020). A estação possui uma torre de fluxo equipada com sistema *Eddy covariance* e pertence ao Instituto Nacional do Semiárido (INSA), além disso a estação faz parte do Observatório Nacional

da Dinâmica da Água e do Carbono no Bioma Caatinga (MUTTI et al., 2019). Os sistemas micrometeorológicos e de medição de fluxo foram instalados na ESEC sobre uma área com vegetação de Caatinga preservada. A torre começou a coletar dados em janeiro de 2014. Fluxos de radiação, calor e água foram medidos a aproximadamente 4 m acima do dossel da vegetação e 11 m acima do nível do solo (SANTOS et al., 2020).

Figura 1: Mapa da região da Caatinga e estação ESEC.

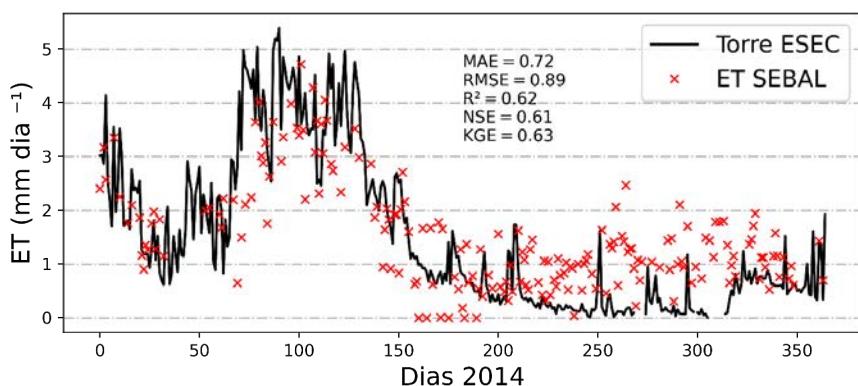


Para avaliar o desempenho da ETr modelada com os dados observados da estação ESEC, cinco índices são utilizados. O erro absoluto médio (MAE), raiz quadrada média do erro (RMSE), coeficiente de determinação (R^2), eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE)

e eficiência Kling-Gupta (KGE). O valor ideal para MAE e RMSE é 0. O R^2 representa a tendência de similaridade entre os dados observados e simulados e varia de 0 a 1, valores altos indicam melhor desempenho do modelo. O NSE e KGE indicam a precisão de saída do modelo, o KGE é uma decomposição do NSE, ambos os indicadores possuem valor igual a 1 como medida perfeita (NASH; SUTCLIFFE, 1970; GUPTA et al, 2009).

Na Figura 2, apresentam-se os resultados da estimativa da ETr pelo modelo SEBAL com os dados observados da estação ESEC para o ano de 2014.

Figura 2: Comparação da estimativa da ETr com o modelo SEBAL e os dados observados da estação ESEC.



Ao avaliar os índices de desempenho na Figura 2, observa-se que o MAE é de 0.72 mm dia^{-1} e RMSE de 0.89 mm dia^{-1} , além disso o valor de 0.62 do R^2 representa boa correspondência entre a ET observada e estimada. Os valores de 0.61 e 0.63 de NSE e KGE, respectivamente, indicam bom desempenho da estimativa da ETr com as adaptações propostas no SEBAL para FTSS e os dados observados. Os resultados desse estudo são superiores aos de Santos et al. (2020), que aplicaram

o SEBAL de modo tradicional na estação ESEC e obtiveram valores de RMSE e R² de 1.43 mm dia⁻¹ e 0.28, respectivamente.

A melhor correspondência dos dados ocorre para os meses de março a maio (Figura 2). Observa-se um atraso das taxas de ET em relação às chuvas que iniciam no começo do ano. Isso se deve porque a evapotranspiração é altamente dependente não apenas da disponibilidade de água, mas também da disponibilidade de energia (ALLEN et al., 2011). Durante os meses com altos volumes de chuva, baixas taxas de evapotranspiração são observadas devido à menor radiação que atinge a superfície ocasionada, principalmente, pela cobertura de nuvens. Como a água precipitada é retida no solo e na vegetação nos meses seguintes, quando a energia disponível aumenta, maiores taxas de ET são observadas (MUTTI et al., 2019). Na estação seca, apesar da disponibilidade energética, a evapotranspiração medida na torre fica próxima a zero em decorrência do teor de umidade do solo que não é suficiente para as plantas desenvolverem sua atividade fotossintética (ZHAN et al., 2015). No estudo realizado por Marques et al. (2020), os autores indicam que durante a estação chuvosa a ET é controlada principalmente pela energia disponível, enquanto a condutância da superfície controla a ET durante a estação seca.

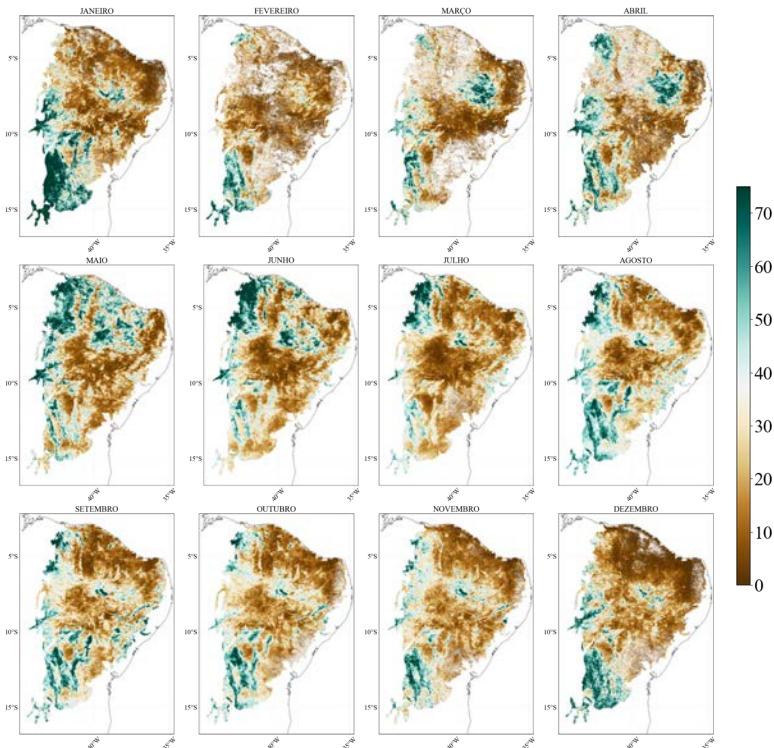
3.4. Balanço Hídrico na Caatinga

Com as informações de ETr obtidas através da modelagem com o SEBAL, é realizado uma análise espacial e sazonal da ETr mensal ao longo do ano de 2014 para a Caatinga. Além disso, fazendo uso da Equação 1, é possível mensurar o balanço hídrico para a região através da diferença entre precipitação e ETr.

A Figura 3 mostra o mapa de ETr mensal para a Caatinga no ano de 2014. Com base neste mapa, observa-se que os maiores valores de ETr são durante a estação chuvosa (dezembro a março), apresentando em torno de 70 mm mês⁻¹. Os menores valores (~5mm mês⁻¹)

se dispuseram durante o período de estiagem (agosto a novembro). Alguns dos seus maiores valores ocorreram em áreas de cultivo localizadas no sudoeste do estado da Bahia indicando práticas agrícolas intensas. Os menores valores de ETr são identificados na porção norte e central da Caatinga indicando maior aridez nessas regiões.

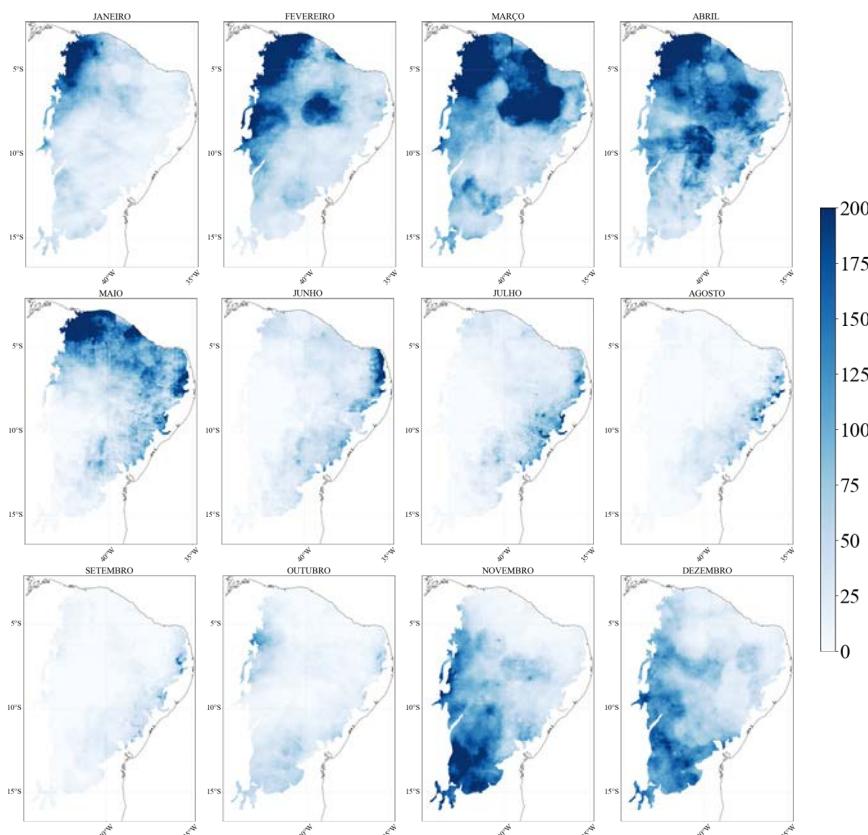
Figura 4: Distribuição espacial da evapotranspiração mensal acumulada (mm mês^{-1}) para 2014 na Caatinga.



O mapa de precipitação mensal para o ano de 2014 mostra sua variação espacial na Caatinga (Figura 5). Nos meses de fevereiro a março as chuvas apresentam maior intensidade na porção central e norte da Caatinga com valores superiores a 150 mm

mês⁻¹. Historicamente, essa é a região que apresenta as maiores precipitações acumuladas com valores entre 800 e 1487 mm ano⁻¹ (CORREIA FILHO et al., 2019). Já na porção sudoeste da Caatinga o regime de precipitação apresentou maior intensidade nos meses de novembro e dezembro.

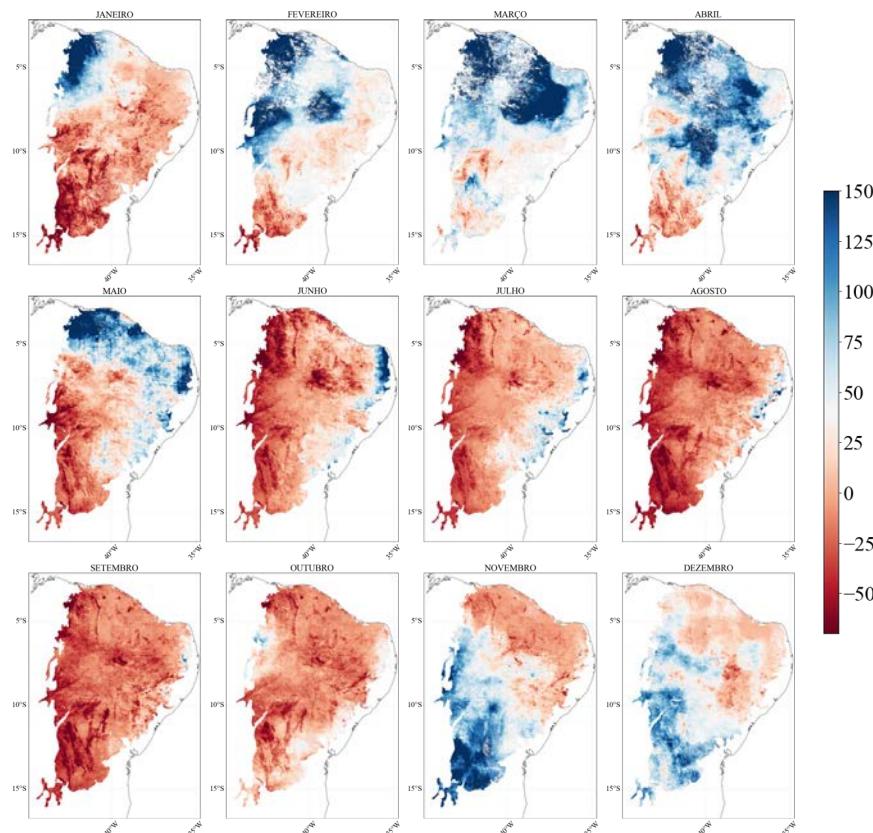
Figura 5: Distribuição espacial da precipitação acumulada mensal (mm/mês) para 2014 usando dados do CHIRPS para a Caatinga.



Em relação a distribuição do balanço hídrico ($P - ETr$) para o ano de 2014 é evidente a variação espacial e sazonal na Caatinga (Figura

6). Nos meses mais chuvosos (fevereiro a abril), a precipitação excede a ETr em até 125 mm, especialmente na porção central e norte. Enquanto que, nos meses de junho a outubro, a ETr excede a precipitação em quase toda a Caatinga, indicando um balanço hídrico negativo, com variação de 0 a -25 mm mês⁻¹. Nas regiões do sudoeste da Caatinga, esses valores podem chegar a -50 mm mês⁻¹, indicando a presença de áreas irrigadas na região (OLIVEIRA et al., 2020).

Figura 6: Distribuição espacial do balanço hídrico ($P - ETr$) na Caatinga.



4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As informações sobre o uso e a disponibilidade de água no solo na escala regional são importantes para a gestão e gerenciamento dos recursos hídricos. Dados relacionados à ETr são valiosos e devem auxiliar na melhoria da produtividade da água em escala local e regional. Por isso, adaptações no modelo SEBAL foram realizadas neste estudo para as condições de Florestas Tropicais Sazonalmente Secas e aplicadas na Caatinga. A plataforma do GEE foi utilizada para o processamento dos dados e obtenção da estimativa de ETr diária a partir de produtos de sensoriamento remoto. Vale salientar que nenhum dado adicional externo ao GEE foi necessário, tão pouco realizar qualquer *download* na aplicação desse estudo.

De modo geral, os resultados indicaram boa concordância entre os dados modelados e observados com índices de desempenho MAE de 0.72 mm dia^{-1} , RMSE de 0.89 mm dia^{-1} , R^2 de 0.62, NSE de 0.61 e KGE de 0.63, em escala diária. O estudo ainda possibilitou ter uma visão holística do comportamento espacial e sazonal da ETr, precipitação e balanço hídrico, por sensoriamento remoto em escala mensal no ano de 2014, para toda a região da Caatinga. Aplicações deste tipo podem ser especialmente benéficas para estudos regionais e em grande escala sobre balanços energéticos e aplicações hidrológicas, além de servir como alicerce para o monitoramento e gestão dos recursos hídricos, em particular para áreas com escassez de dados.

5. REFERÊNCIAS

- ANDRADE, J.; CUNHA, J.; SILVA, J.; RUFINO, I.; GALVÃO, C. Evaluating single and multi-date Landsat classifications of land-cover in a seasonally dry tropical forest. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, v. 22, p. 100515, 2021. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100515

- ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration – guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and drainage paper 56. **Food and Agriculture Organization**, Rome. 297p. 1998.
- ALLEN, R. G.; WATERS, R.; TREZZA, R.; TASUMI, M.; BASTIAANSSEN, W. **Sebal - surface energy balance algorithms for land: Idaho implementation.** Advance training and users manual. Moscow: Idaho Department of Water Resources, 98p. 2002.
- ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; MORSE, A.; TREZZA, R.; WRIGHT, J. L.; BASTIAANSSEN, W.; ... ROBISON, C. W. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) - Applications. **Journal of irrigation and drainage engineering**, v. 133, n. 4, p. 395-406, 2007.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; HOWELL, T. A.; JENSEN, M. E. Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy. **Agricultural Water Management**. v. 98, n. 6, p. 899–920. 2011. DOI: 10.1016/j.agwat.2010.12.015
- ARAÚJO, J. C.; PIEDRA, J. I. G. Comparative hydrology: analysis of a semiarid and a humid tropical watershed. **Hydrological Processes**, v. 23, p. 1169-1178, 2009.
- BALDOCCHI, D.; FALGE, E.; GU, L.; OLSON, R.; HOLLINGER, D.; RUNNING, S.; ... WOFSY, S. FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 82, n. 11, p. 2415-2434. 2001.
- BARTHOLIC, J. F., NAMKEN, L. N., & WIEGAND, C. L. Aerial thermal scanner to determine temperatures of soils and of crop canopies differing in water stress 1. **Agronomy Journal**, v. 64, n. 5, p. 603-608, 1972.
- BASTIAANSSEN, W. G.; MENENTI, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. M. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. **Journal of hydrology**, v. 212, p. 198-212, 1998.
- BASTIAANSSEN, W. G. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of hydrology**, v. 229, n. 1-2, p. 87-100, 2000.
- BASTIAANSSEN, W. G. M.; NOORDMAN, E. J. M.; PELGRUM, H.; DAVIDS, G.; THORESON, B. P.; ALLEN, R. G. SEBAL model with remotely sensed data to improve water-resources management under actual field conditions.

Journal of irrigation and drainage engineering, v. 131, n. 1, p. 85-93. 2005. DOI 10.1061/(ASCE)0733-9437(2005)131:1(85)

BHATTARAI, N.; QUACKENBUSH, L. J.; IM, J.; SHAW, S. B. A new optimized algorithm for automating endmember pixel selection in the SEBAL and METRIC models. **Remote Sensing of Environment**. v. 196, p. 178-192. 2017. DOI: 10.1016/j.rse.2017.05.009.

BIERKENS, MFP., DOLMAN AJ, TROCH PA. Climate and the Hydrological Cycle. **IAHS Special publication**. IAHS Press, Centre for Ecology and Hydrology. Press. 2008.

BORGES, C. K., SANTOS, C. A., CARNEIRO, R. G., SILVA, L. L., OLIVEIRA, G., MARIANO, D., ... MEDEIROS, S. D. S. Seasonal variation of surface radiation and energy balances over two contrasting areas of the seasonally dry tropical forest (Caatinga) in the Brazilian semi-arid. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 192, n. 8, p. 1-18, 2020.

BOWEN, I. S. The ratio of heat losses by conduction and by evaporation from any water surface. **Physical Review**, v.27, p.779-787, 1926.

BRUSAERT, W **Hydrology: An Introduction**. Cambridge University Press. 605 páginas. 2005.

CAMPOS, S. et al. Closure and partitioning of the energy balance in a preserved area of a Brazilian seasonally dry tropical forest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 271, p. 398-412, 2019.

CHANG, M. **Forest hydrology: An introduction to water and forests**. USA: CRC Press, 2002. 373 p.

CHEN, J. M.; LIU, J. Evolution of evapotranspiration models using thermal and shortwave remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**. v. 237, p. 111594. 2020. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111594

COSTA, J. A.; NAVARRO-HEVIA, J.; COSTA, C. A. G.; ARAÚJO, J. C. Temporal dynamics of evapotranspiration in semiarid native forests in Brazil and Spain using remote sensing. **Hydrological Processes**, v. 35, n. 3, p. e14070, 2021.

CORREIA FILHO, W. L. F., OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F., BARROS SANTIAGO, D., BODAS TERASSI, P. M., TEODORO, P. E., DE GOIS, G., ... SANTOS, P. J. Rainfall variability in the Brazilian northeast biomes and their interactions with meteorological systems and ENSO via CHELSA product. **Big Earth Data**, v. 3, n. 4, p. 315-337, 2019.

- CUNHA, J. E. B. L.; RUFINO, I. A. A.; Valente, F.; Silva, B. B.; Paço, T. A. . **Estimativa da evapotranspiração através de sensoriamento remoto.** In: Carlos de Oliveira Galvão; José Almir Cirilo; Jaime J. S. Pereira Cabral; Mônica G. Agra de Medeiros. (Org.). Recursos Hídricos para a convivência com o semiárido: Abordagens por pesquisadores no Brasil, Portugal, Cabo Verde, Estados Unidos e Argentina. 1ed. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2011, v. 1, p. 235-264.
- DI LONG, D.; GAO, Y.; SINGH, SINGH, V. P. Estimation of daily average net radiation from MODIS data and DEM over the Baiyangdian watershed in North China for clear sky days. **Journal of Hydrology**, v.388, p. 217-233, 2010.
- DOORENBOS, J., PRUITT, W.O. Guidelines for predicting crop water requirement, FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations, Roma - Itália. **Irrigation and Drainage**, paper 24, 144 p. 197
- FISHER, J. B. Land-Atmosphere Interactions, Evapotranspiration. In: Njoku E.G. (eds) Encyclopedia of Remote Sensing. Encyclopedia of Earth Sciences Series. Springer, New York, NY. 2014. DOI: 10.1007/978-0-387-36699-9_82.
- FUNK, C.; PETERSON, P.; LANDSFELD, M.; PEDREROS, D.; VERDIN, J.; SHUKLA, S.; ... MICHAELSEN, J. The climate hazards infrared precipitation with stations - a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific data**, v. 2, n. 1, p. 1-21, 2015.
- GOKMEN, M.; VEKERDY, Z.; VERHOEF, A.; VERHOEF, W.; BATELAAN, O.; VAN DER TOL, C. Integration of soil moisture in SEBS for improving evapotranspiration estimation under water stress conditions. **Remote Sensing of Environment**. v. 121, p. 261-274. 2012. DOI: 10.1016/j.rse.2012.02.003
- GORELICK, N., HANCHER, M., DIXON, M., ILYUSHCHENKO, S., THAU, D., MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.
- GOWDA, P. H.; CHAVEZ, J. L.; COLAIZZI, P. D.; EVETT, S. R.; HOWELL, T. A.; TOLK, J. A. ET mapping for agricultural water management: Present status and challenges. **Irrigation Science**. v. 26, n. 3, p. 223-237. 2008. DOI: 10.1007/s00271-007-0088-6
- GUPTA, H. V., KLING, H., YILMAZ, K. K. MARTINEZ, G. F. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. **Journal Hydrology**. 377(1-2), pp 80-91, 2009.

HAO, X.; HAO, H.; ZHANG, J. Soil moisture influenced the variability of air temperature and oasis effect in a large inland basin of an arid region. *Hydrological Processes*, v. 35, n. 6, p. e14246, 2021.

KOCH, R.; ALMEIDA-CORTEZ, J. S.; KLEINSCHMIT, B. Revealing areas of high nature conservation importance in a seasonally dry tropical forest in Brazil: Combination of modelled plant diversity hot spots and threat patterns. *Journal for Nature Conservation*, v. 35, p. 24-39, 2017.

KUSTAS, W. P.; CHOUDHURY, B. J.; MORAN, M. S.; REGINATO, R. J.; JACKSON, R. D.; GAY, L. W.; WEAVER, H. L. Determination of sensible heat flux over sparse canopy using thermal infrared data. *Agricultural and Forest Meteorology*. v. 44, n. 3–4, p. 197–216. 1989. DOI: 10.1016/0168-1923(89)90017-8

LAIPELT, L.; KAYSER, R. H. B.; FLEISCHMANN, A. S.; RUHOFF, A.; BASTIAANSSEN, W.; ERICKSON, T. A.; MELTON, F. Long-term monitoring of evapotranspiration using the SEBAL algorithm and Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 178, p. 81–96. 2021. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.05.018

LI, Z. L.; TANG, R.; WAN, Z.; BI, Y.; ZHOU, C.; TANG, B.; YAN, G.; ZHANG, X. A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. *Sensors*, v. 9, n. 5, p. 3801–3853. 2009.

LIMA, C. E. S. et al. Assessment of automated evapotranspiration estimates obtained using the GP-SEBAL algorithm for dry forest vegetation (Caatinga) and agricultural areas in the Brazilian semiarid region. *Agricultural Water Management*, v. 250, p. 106863, 2021.

LIU, S.; LU, L.; MAO, D.; JIA, L. Evaluating parameterizations of aerodynamic resistance to heat transfer using field measurements. *Hydrology and Earth System Sciences*. v. 11, n. 2, p. 769–783. 2007. DOI: 10.5194/hess-11-769-2007.

LIU, Y.; GUO, W.; HUANG, H.; GE, J.; QIU, B. Estimating global aerodynamic parameters in 1982–2017 using remote-sensing data and a turbulent transfer model. *Remote Sensing of Environment*, v. 260, p. 112428, 2021.

LOSGEDARAGH, S.; RAHIMZADEGAN, M. Evaluation of SEBS, SEBAL, and METRIC models in estimation of the evaporation from the freshwater lakes (Case study: Amirkabir dam, Iran). *Journal of hydrology*, v. 561, p. 523–531, 2018.

MARENGO, J. A., ALVES, L. M., BESERRA, E. A., LACERDA, F. F. Variabilidade e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. **Recursos hídricos em regiões áridas e semiáridas**, v. 1, p. 385-422, 2011.

MARQUES, T. V.; MENDES, K.; MUTTI, P.; MEDEIROS, S.; SILVA, L.; PEREZ-MARIN, A. M.; ... BEZERRA, B. Environmental and biophysical controls of evapotranspiration from Seasonally Dry Tropical Forests (Caatinga) in the Brazilian Semi-arid. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 287, p. 107957, 2020.

MIRANDA, R. Q.; GALVINCIO, J. D.; MORAIS, Y. C. B.; MOURA, M. S. B. D.; JONES, C. A.; SRINIVASAN, R. Dry Forest deforestation dynamics in Brazil's Pontal Basin. **Revista Caatinga**, v. 31, p. 385-395, 2018.

MHAWEJ, M.; FAOUR, G. Open-source Google Earth Engine 30-m evapotranspiration rates retrieval: The SEBALIGEE system. **Environmental Modelling & Software**, v. 133, p. 104845, 2020.

MONTEITH, J. L. Evaporation and environment. In G. E. Fogg (Ed.), **The state and movement of water in living organisms** (pp. 205–234). Cambridge: Cambridge University Press. 1965.

MOORS E. 2008. Evaporation. In: BERKENS MFP, DOLMAN AJ, TROCH PA. 2008. Climate and the hydrological cycle. **IAHS Publication**. Wallingford, UK, p.23-41 ISBN: 1901502546.

MORO, M. F.; et al. A phytogeographical metaanalysis of the semiarid Caatinga domain in Brazil. **The Botanical Review**, v. 82, n. 2, p. 91-148, 2016.

MOURA, P. M.; ALTHOFF, T. D.; OLIVEIRA, R. A., SOUTO J. S.; SOUTO, P. C.; MENEZES, R. S.; SAMPAIO, E. V. Carbon and nutrient fluxes through litterfall at four succession stages of Caatinga dry forest in Northeastern Brazil. **Nutrient Cycling in Agroecosystems**, v. 105, n. 1, p. 25-38, 2016.

MU, Q.; ZHAO, M.; RUNNING, S. W. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. **Remote Sensing of Environment**. v. 115, n 8, p. 1781–1800. 2011. DOI: 10.1016/j.rse.2011.02.019

MUÑOZ SABATER, J. ERA5-Land hourly data from 1981 to present, Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). 2019.

MUTTI, P. R., SILVA, L. L., MEDEIROS, S. D. S., DUBREUIL, V., MENDES, K. R., MARQUES, T. V., BEZERRA, B. G. Basin scale rainfall-evapotranspiration dynamics in a tropical semi-arid environment during dry and wet years. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 75, p. 29-43, 2019.

- NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V., River flow forecasting through conceptual models part 1 – a discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10, 282–290, 1970.
- OLIVEIRA, T. J. A.; RODRIGUES, W. A difusão do agronegócio nos Cerrados do Centro Norte brasileiro e nas áreas irrigadas da Caatinga nordestina. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente*, v. 13, n. 2, p. 525-546, 2020.
- PAUL, G.; GOWDA, P. H.; PRASAD, P. V.; HOWELL, T. A.; STAGGENBORG, S. A.; NEALE, C. M. U. Lysimetric evaluation of SEBAL using high resolution airborne imagery from BEAREX08. *Advances in Water Resources*. v. 59, p. 157–168. 2013. DOI: 10.1016/j.advwatres.2013.06.003
- PAULSON, C. A. The Mathematical Representation of Wind Speed and Temperature. Profiles in the Unstable Atmospheric Surface Layer. *Journal of Applied Meteorology*, v. 9, p.857-861, 1970
- PENMAN, H. L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, v. 193, n. 1032, p. 120-145, 1948.
- PENNINGTON, R. T.; LEWIS, G. P.; RATTER, J. A. An overview of the plant diversity, biogeography and conservation of neotropical savannas and seasonally dry forests. *Neotropical savannas and seasonally dry forests*, p. 1-29, 2006.
- PRIESTLEY, C. H. B.; TAYLOR, R. J. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly weather review*, v. 100, n. 2, p. 81-92, 1972.
- RODELL, M., P.R. HOUSER, U. JAMBOR, J. GOTTSCHALCK, K. MITCHELL, C.-J. MENG, K. ARSENAULT, B. COSGROVE, J. RADAKOVICH, M. BOSILOVICH, J.K. ENTIN, J.P. WALKER, D. LOHMAN, D. TOLL, The Global Land Data Assimilation System, Bull. *American Meteorological Society*, 85(3), 381-394, 2004.
- ROERINK, G. J.; SU, Z.; MENENTI, M. S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate the surface energy balance. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*. v.25, n. 2, p. 147-157. 2000.
- ROUSE JR, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS.** In Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Washington, DC, USA, p. 10-14. 1973.

RUHOFF, A. L. Sensoriamento remoto aplicado à estimativa da evapotranspiração em biomas tropicais. 166p. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 2011.

SANTOS, M. G. et al. Caatinga, the Brazilian dry tropical forest: can it tolerate climate changes?. **Theoretical and Experimental Plant Physiology**, v. 26, n. 1, p. 83-99, 2014.

SANTOS, R. M.; OLIVEIRA-FILHO, A. T.; EISENLOHR, P. V.; QUEIROZ, L. P.; CARDOSO, D. B.; RODAL, M. J. Identity and relationships of the Arboreal Caatinga among other floristic units of seasonally dry tropical forests (SDTFs) of north-eastern and Central Brazil. **Ecology and Evolution**, v. 2, n. 2, p. 409-428, 2012.

SANTOS, C. A., MARIANO, D. A., CHAGAS, A., DANTAS, F. R. D. C., de OLIVEIRA, G., SILVA, M. T., ...NEALE, C. M. Spatio-temporal patterns of energy exchange and evapotranspiration during an intense drought for drylands in Brazil. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 85, p. 101982, 2020.

SAVENIJE, H. G. The importance of interception and why we should delete the term evapotranspiration from our vocabulary. **Hydrological Processes**. 1507–1511. doi: 10.1002/hyp.5563. 2004.

SCHAAF, C., WANG, Z. MCD43A4 MODIS/Terra+Aqua BRDF/Albedo Nadir BRDF Adjusted Ref Daily L3 Global - 500m V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. 2015. Acesso: 12 de Setembro de 2021. DOI: 10.5067/MODIS/MCD43A4.006

SENAY, G. B., BOHMS, S., SINGH, R. K., GOWDA, P. H., VELPURI, N. M., ALEMU, H., VERDIN, J. P. Operational evapotranspiration mapping using remote sensing and weather datasets: A new parameterization for the SSEB approach. **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, v. 49, n. 3, p. 577-591, 2013.

SILVA, A. M.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G. Automated surface energy balance algorithm for land (ASEBAL) based on automating endmember pixel selection for evapotranspiration calculation in MODIS orbital images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. v. 79, p. 1–11. 2019. DOI: 10.1016/j.jag.2019.02.012

SILVA, J. M. C.; LEAL, I.R.; TABARELLI, M. (Ed.). **Caatinga: the largest tropical dry forest region in South America**. Springer, 2017.

SIMARD, M.; PINTO, N.; FISHER, J.; BACCINI, A. Mapping forest canopy height globally with spaceborne lidar. **Journal of Geophysical Research**. 2011. 116: G04021. doi:10.1029/2011JG001708

SINGH, R. K.; IRMAK A. Traitement des pixels d'ancrage dans le modèle METRIC pour une meilleure estimation des flux de chaleur sensible et latente. **Hydrological Sciences Journal**. v. 56, n. 5, p. 895–906. 2011. DOI: 10.1080/02626667.2011.587424

SOER, G. J. R. Estimation of regional evapotranspiration and soil moisture conditions using remotely sensed crop surface temperatures. **Remote Sensing of Environment**, v. 9, n. 1, p. 27-45, 1980.

SU, Z. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. **Hydrology and Earth System Sciences**, v.6, n. 1, p. 85-100, 2002.

THOMPSON, S.A. **Hydrology for Water Management**. A.A. Balkema, 1a ed. Rotterdam, Holanda, 1999, 362 p.

TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M. S. P.; BARBOSA, A. A.; RODRIGUEZ, D. A.; OLIVEIRA SANTANA, M.; SESTINI, M. F Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 73, p. 197-206, 2018.

TREZZA, R.; ALLEN, R. G.; TASUMI, M. Estimation of actual evapotranspiration along the Middle Rio Grande of New Mexico using MODIS and landsat imagery with the METRIC model. **Remote Sensing**, v. 5, n. 10, p. 5397-5423, 2013.

VERHOEF, A.; MCNAUGHTON, K. G.; JACOBS, A. F. G. A parameterization of momentum roughness length and displacement height for a wide range of canopy densities. **Hydrology and Earth System Sciences**. v. 1, n. 1, p. 81–91. 1997. DOI: 10.5194/hess-1-81-1997

VERMOTE, E.; WOLFE, R. MOD09GA MODIS/Terra Surface Reflectance Daily L2G Global 1km and 500m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. 2015. Acesso: 13 de Setembro de 2021. DOI: 10.5067/MODIS/MOD09GA.006

WAN, Z., HOOK, S., HULLEY, G. MYD11A1 MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. 2015. Acesso: 12 de Setembro de 2021. DOI: 10.5067/MODIS/MYD11A1.006

WANG, C.; YANG, J.; MYINT, S. W.; WANG, Z. H.; TONG, B. Empirical modeling and spatio-temporal patterns of urban evapotranspiration for the Phoenix metropolitan area, Arizona. **GIScience and Remote Sensing**. v. 53, n. 6, p. 778–792. 2016. DOI: 10.1080/15481603.2016.1243399

WATERS, R.; ALLEN, R.; BASTIAANSSEN, W.; TASUMI, M.; TREZZA, R. SEBAL. Surface Energy Balance Algorithms for Land. Idaho Implementation. **Advanced Training and User's Manual**, Idaho, USA. 2002.

ZHAN, C.; YIN, J.; WANG, F., DONG, Q. Regional estimation and validation of remotely sensed evapotranspiration in China. **Catena**. v. 133, p. 35–42. 2015. DOI: 10.1016/j.catena.2015.04.018

ADAPTAÇÃO

FERRAMENTAS DE MONITORAMENTO E AVALIAÇÃO DA GOVERNANÇA DA ÁGUA

Maycon Breno Macena da Silva

Márcia Maria Rios Ribeiro

Wanessa Dunga de Assis

1. INTRODUÇÃO

Os sistemas hídricos são marcados por complexidades, incertezas e estresses da ordem ecológica e social, o que confere um caráter de sistema socioecológico, isto é, uma conexão entre sociedade e natureza, de maneira que estas duas dimensões sistêmicas sejam integradas mesmo que autônomas (BERKES; FOLKE, 1998). Essas características fortalecem a necessidade de obter meios de planejar os recursos disponíveis e os impactos da sociedade sobre eles. Dessa forma, entende-se que os cenários de crises hídricas podem ser atribuídos sobretudo aos problemas de governança da água e não, necessariamente, à quantidade de recursos (SILVA et al., 2017; PAHL-WOSTL, 2017; RIBEIRO; FORMIGA-JOHNSON, 2019).

O conceito de governança pode estar associado à transparência, responsabilidade, distribuição de poder, inclusão, tempo de resposta, eficácia e eficiência (ARMITAGE; LOË; PLUMMER, 2012). Por esse motivo, admite-se um caráter polissêmico, pois não existe uma única definição para governança da água. Para o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (UNDP, 2004), trata-se da maneira que os atores atribuem valor, tomam decisões e administraram os recursos hídricos. Pahl-Wostl (2015) entende a governança da água como sendo a capacidade de regular o desenvolvimento, gestão e

prestação de serviços dos recursos hídricos em diferentes níveis da sociedade, sendo capaz de orientar o recurso para um estado desejável. A Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE, 2015) define-a como sendo o conjunto de regras, práticas e processos (formais ou não) por meio dos quais ocorre a tomada de decisão, os atores podem articular seus interesses e são distribuídas as responsabilidades pela gestão da água. Apesar de conceituações diferentes, existem muitos pontos de convergência, como a presença dos atores envolvidos e interessados nos recursos hídricos e o espaço para a tomada de decisão.

A gestão e a governança não são conceitos sinônimos. A gestão envolve as decisões operacionais para obter resultados específicos, sendo então, a operacionalização da governança (ARMITAGE; LOË; PLUMMER, 2012; OGA, 2019). A gestão depende da governança existente e integrada em vários níveis de planejamento (BEZERRA; VIEIRA; RIBEIRO, 2021), visto que muitas vezes os limites hidrológicos e administrativos de uma região não são coincidentes. Para Knieper e Pahl-Wostl (2016), a governança em conjunto com outros fatores sociais gera boas práticas de gestão dos recursos hídricos.

A governança também difere da governabilidade e do gerenciamento. A governabilidade é a dimensão estatal da governança, isto é, o arcabouço político-institucional (PAGNOCCHECHI, 2016). Para o segundo conceito, essa dimensão é, essencialmente, responsável por regular os usos, controlar e proteger as águas, sendo estas as ações do gerenciamento dos recursos hídricos (SETTI et al., 2001). Entender as diferenças que envolvem esses conceitos é fundamental para compreender de forma efetiva a governança da água e encontrar maneiras de aplicá-la satisfatoriamente.

No Brasil, a governança está apoiada em um amplo conjunto de dispositivos jurídicos e normativos, sendo a Política Nacional de Recursos Hídricos (BRASIL, 1997) a maior balizadora e responsável

por criar o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos (SINGREH). Este sistema é composto por diferentes órgãos e entidades formados por diversos atores do Estado, sociedade civil e usuários de água (ANA, 2020). É, portanto, uma maneira de tornar participativa a tomada de decisão envolvendo a água. Na composição institucional orientada pelo SINGREH, são entes fundamentais: Conselhos nacional e estaduais de recursos hídricos, órgãos gestores, comitês de bacia hidrográfica e agências de água. Cada uma dessas entidades têm funções e caráter organizacional distinto, como explica a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA, 2020).

Ainda que exista um amplo arcabouço jurídico e institucional, a governança da água está sujeita a desafios como desequilíbrios de poder, corrupção, mudanças climáticas, transparência e coordenação entre os diferentes níveis de planejamento (EMPINOTTI; JACOBI; FRACALANZA, 2016; SILVA et al., 2017; RIBEIRO; JOHNSSON, 2018). Para responder a esses desafios muitos desdobramentos têm sido dados ao que fundamentalmente se reconhece como governança, incluindo novas práticas e conceitos, como governança efetiva, capacidade adaptativa e aprendizagem social (RIBEIRO; JOHNSSON, 2018). Mas, para funcionar é importante se debruçar sobre a implementação desses aspectos fortalecedores (SILVA; RIBEIRO, 2021) e é nesse processo que enxergamos a necessidade do monitoramento da governança (SILVA et al., 2017).

Monitorar a governança da água, medindo o desempenho ou progresso, é fundamental para acompanhar se benefícios estão sendo obtidos e para indicar possíveis melhorias ou reformas (BERTULE et al., 2018). Dessa forma, os tópicos que seguem têm por objetivo apresentar aspectos condicionantes para a governança da água e ferramentas de monitoramento, de modo a encontrar fragilidades que possam ser solucionadas para resultar em sistemas

hídricos capazes de responder aos desafios socioambientais que são colocados, como os fenômenos das secas.

2. DOMINIALIDADE DOS RECURSOS HÍDRICOS E NÍVEIS DE PLANEJAMENTO

Um dos principais desafios da governança consiste em articular a participação das três esferas de poder (municipal, estadual e federal) com o nível de gerenciamento dos recursos hídricos. Esse fator introduz complexidade, mediante a relação entre o domínio das águas e o planejamento dos recursos hídricos, pois em bacias hidrográficas cujo corpo hídrico principal é de domínio da União, se faz necessário articular-se com, no mínimo, mais dois Estados para o planejamento e gestão desses recursos. Outro caso na mesma problemática se dá no planejamento da água armazenada em reservatórios de domínio da União em bacias com recursos hídricos de domínio estadual. Essas questões podem resultar na fragmentação institucional e territorial devido à capacidade limitada pela ausência de definição dos papéis e responsabilidades (AKHMOUCH, 2012; MÉNARD; JIMENEZ; TROPP, 2018; RIJSWICK et al., 2014).

No Brasil, a Constituição Federal de 1988 estabelece dois domínios para as águas no Brasil: o da União e dos Estados. São bens de domínio da União (CF, art. 20, III) os lagos, rios e quaisquer correntes: situadas em terreno da União; que banhem mais de um Estado ou sirvam de limite entre eles; que sirvam de limite entre o Brasil e outros países; que se estendam para território estrangeiro, ou dele provenham; e situados em reservatórios construídos pela União. São bens de domínio dos Estados e/ou do Distrito Federal (CF, art. 26, I) as águas não incluídas entre os bens da União: águas superficiais ou subterrâneas, fluentes, emergentes e em depósito, ressalvadas as decorrentes de obras da União (ANA, 2020).

No caso de bacias compartilhadas, a complexidade é ainda maior, pois, está associada a interdependência entre dois países ou entre o governo federal, estados e municípios (EMPINOTTI; GONTIJO; OLIVEIRA, 2018; MORAIS; FADUL; CERQUEIRA, 2018). As decisões tomadas nos níveis maiores dependem de organizações em níveis inferiores para sua implementação que estão, ainda, conectadas ao nível de bacia hidrográfica para sua legitimação e aceitação (EARLE; NEAL, 2017), formando uma estrutura aninhada.

Os níveis de planejamento de recursos hídricos geralmente adotados em análises e na aplicação da PNRH são: nacional, estadual e bacia hidrográfica (ASSIS; RIBEIRO; SILVA, 2020). Mas também tem se discutido a importância de considerar e planejar os usos da água no nível de sistemas hídricos locais, isto é, sistemas compostos por reservatórios (SILVA; RIBEIRO, 2021). Estes sistemas podem ser muitos em uma mesma bacia hidrográfica e apresentar conflitos de ordens distintas (VIEIRA; RIBEIRO, 2010). Dessa forma, é possível que uma análise de ordem macro não consiga identificar as problemáticas de ordem micro. Considerações como essa apresentam novos paradigmas para a governança da água, inclusive para os entes do SINGREH que devem se preparar para atuar no direcionamento dos sistemas para um estado desejado.

Frente às questões que envolvem os níveis de planejamento e os domínios de recursos hídricos, novas abordagens são incorporadas a governança tradicional para criar modelos mais satisfatórios e eficazes, como a governança multinível e policêntrica.

A governança multinível corresponde a um arranjo em que as instituições relacionam-se em muitos níveis de planejamento, em áreas distintas (interdependentes) e sobrepostas (aninhadas), de forma participativa e descentralizada, com atores do Estado ou não envolvidos na tomada de decisão acerca da gestão de recursos naturais, a exemplo da água (EARLE; NEAL, 2017; PATRICK, 2014; PATRICK; SYME; HORWITZ, 2014).

Na governança policêntrica, os sistemas de gestão têm múltiplos centros de poder (policênicos) ao invés de um poder centralizador. Esta composição permite que a autoridade política seja dispersa em instituições com jurisdições justapostas, sem caráter hierárquico, e que se fundamentem, principalmente, em cooperação e resolução de conflitos (HEIKKILA; VILLAMAYOR-TOMAS; GARRICK, 2018; SKELCHER, 2005).

De acordo com Pahl-Wostl (2015), a governança multinível pode ser uma característica de sistemas policênicos, pois permite distribuir a autoridade para tomada de decisão levando em consideração níveis hierárquicos. De fato, toda composição de governança multinível tem um certo impacto do policentrismo (SANDSTRÖM; SÖDERBERG; NILSSON, 2020). No Brasil, o arcabouço legal que compõe a governança da água foi organizado em um sistema hierárquico, o SINGREH, que também tem caráter policêntrico, por distribuir poder para a tomada de decisão.

3. FERRAMENTAS DE MONITORAMENTO

De acordo com Bertule et al. (2018), há muitos esforços para criar estruturas de análises da governança da água, mas é preciso considerar as muitas particularidades de cada sistema e que, portanto, diferentes arranjos de governança podem ser considerados eficazes, dependendo da realidade que se investiga. As ferramentas apresentadas a seguir permitem monitorar a governança da água e esse sentido de “monitoramento” abarca conceitos como aferição e avaliação, pois estas ações também permitem acompanhar a situação de uma governança que esteja sendo ponto focal de análise.

O Fundo das Nações Unidas para a Infância UNICEF em colaboração com o PNUD desenvolveu uma estrutura conceitual para

avaliar a governança da água integrada ao setor de saneamento (UNDP, 2012). A ferramenta é composta por diferentes indicadores que medem, dentre outros aspectos, o arcabouço institucional e a participação. Com a aplicação desta estrutura de análise é possível identificar como a governança da água pode beneficiar o saneamento básico, principalmente no que tange o abastecimento de água (JIMÉNEZ et al., 2016).

Outro esforço do PNUD consiste num guia de avaliação da governança da água que investiga nove fontes de fortalecimento divididas em três componentes: instituições e atores; princípios da governança; e *performance* (JACOBSON et al., 2013). Com esta ferramenta é possível fazer considerações sobre as dimensões social, econômica, política e ambiental da governança.

Ostrom (1990) definiu oito princípios institucionais, também conhecidos como princípios para uma boa governança: I. Limites claramente definidos; II. Congruência entre regras e condições locais; III. Arranjos de escolhas coletivas; IV. Monitoramento; V. Sanções graduais; VI. Mecanismos de resolução de conflitos; VII. Reconhecimento de direitos para se organizar; e VIII. Empreendimentos aninhados. Uma vez que tais princípios são atendidos, comprehende-se que há garantia de uma governança satisfatória. As aplicações se dão em diversos tipos de sistemas de recursos naturais. No campo dos recursos hídricos foram aplicados para aferir a situação da governança da água em aquíferos (TSUYUGUCHI et al., 2020; ROBERTSON, 2021), bacia hidrográfica (SILVA et al., 2017) e comunidades rurais (DELGADO-SERRANO; RAMOS; ZAPATA, 2017).

Além das estruturas apresentadas, outras duas têm se mostrado bastante relevantes para o processo de monitoramento da governança da água, sendo uma delas desenvolvida pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) e outra pelo Observatório da Governança das Águas (OGA). Ambas discutidas com mais detalhes nos tópicos seguintes.

4. PROTOCOLO DE MONITORAMENTO DO OGA

O OGA surgiu da necessidade de monitoramento da governança da água no Brasil frente à PNRH e demais dispositivos jurídicos de âmbito estadual. A ideia embrionária que resultou no OGA surgiu em 2005 com o intuito de avaliar o desempenho do SINGREH. Desde então, muitas discussões se seguiram e em 2015 o OGA foi efetivamente criado, definindo dentre outras questões, sua composição organizacional.

A principal missão do observatório é acompanhar as ações do SINGREH para poder difundir informações sobre a governança da água que sirvam para assessorar a tomada de decisão e ampliar o debate sobre o tema. Dentre os objetivos definidos estão, por exemplo, a criação de indicadores para monitoramento do SINGREH, contribuir para a gestão integrada de recursos hídricos e colaborar para que esta temática faça parte da agenda estratégica brasileira (OGA, 2020).

No ano de 2021, o OGA conta com 60 membros distribuídos entre sociedade civil (61,7%), poder público (8,3%), setor privado (5%), comitês de bacias (6,7%), fórum de comitês de bacias (1,7%), instituições de ensino e pesquisa (11,7%), entidades delegatárias (3,3%) e redes e outros tipos de instituições (1,7%). Além disso, 17 pesquisadores atuam no fortalecimento do OGA.

Em 2019, foi lançado o Protocolo de Monitoramento da Governança das Águas com o objetivo de institucionalizar o monitoramento utilizando indicadores no âmbito do SINGREH (OGA, 2019). Ao difundir o uso deste protocolo almeja-se construir uma cultura de avaliação da governança, para que assim, seja possível obter maneiras mais satisfatórias de gerir os recursos hídricos.

O protocolo divide a governança da água em cinco dimensões. Estas dimensões são fundamentadas em um modelo de governança pública que busca integrar a democratização e o desempenho das

políticas públicas com intermédio do Estado (OGA, 2019). Além disso, nenhuma das dimensões está isolada na prática, existe uma lógica complexa que as inter-relaciona. Os 55 indicadores foram divididos entre as dimensões da governança, de modo que cada grupo cumpra uma finalidade na avaliação (Figura 1).

Figura 1: Dimensões da governança em que estão organizados os indicadores do Protocolo de Monitoramento da Governança das Águas do OGA.



Fonte: OGA (2019).

4.1. Aplicação no Reservatório Epitácio Pessoa

O protocolo de monitoramento foi pensado inicialmente para ser aplicado no nível de bacia hidrográfica, que é a unidade territorial para implementação da PNRH (BRASIL, 1997). Mas sabendo que há outros níveis de planejamento dos recursos hídricos (ASSIS; RIBEIRO; SILVA, 2020; SILVA; RIBEIRO, 2021), o mais adequado é que se busque monitorar a governança de forma multinível, isto é, no nível nacional, estadual, de bacia hidrográfica e de sistema hídrico local. O exemplo de aplicação que se segue utiliza um sistema hídrico local como ponto focal de análise e é fragmento de Silva e Ribeiro (no prelo).

O Reservatório Epitácio Pessoa compõe um sistema hídrico local e está localizado no Estado da Paraíba, no semiárido brasileiro (Figura 2). O reservatório foi construído entre 1953 e 1956 pelo Departamento Nacional de Obras Contra as Secas (DNOCS), órgão federal e, por isso, o domínio dos recursos armazenados é da União, mesmo realizando o barramento de rio de domínio estadual. O reservatório tem capacidade de armazenamento de 466,5 hm³ (AESÁ, 2019) e área de drenagem de 12.394 km² (ANA, 2017a) com clima semiárido quente, segundo a classificação de Köppen, e uma estação seca que se fixa na região de oito a dez meses ao ano (NUNES; GALVÃO; RÉGO, 2016). A região em que se situa é caracterizada por baixos índices pluviométricos (média anual de aproximadamente 600 mm) e alta evapotranspiração potencial (média anual de aproximadamente 1.100 mm) (SILVA et al., 2017; SILVA et al., 2021). Desde 2017, quando o volume do reservatório alcançou 3,18%, o sistema passou a ter aporte do Projeto de Integração do Rio São Francisco – PISF.

Figura 2: Localização do Reservatório Epitácio Pessoa.

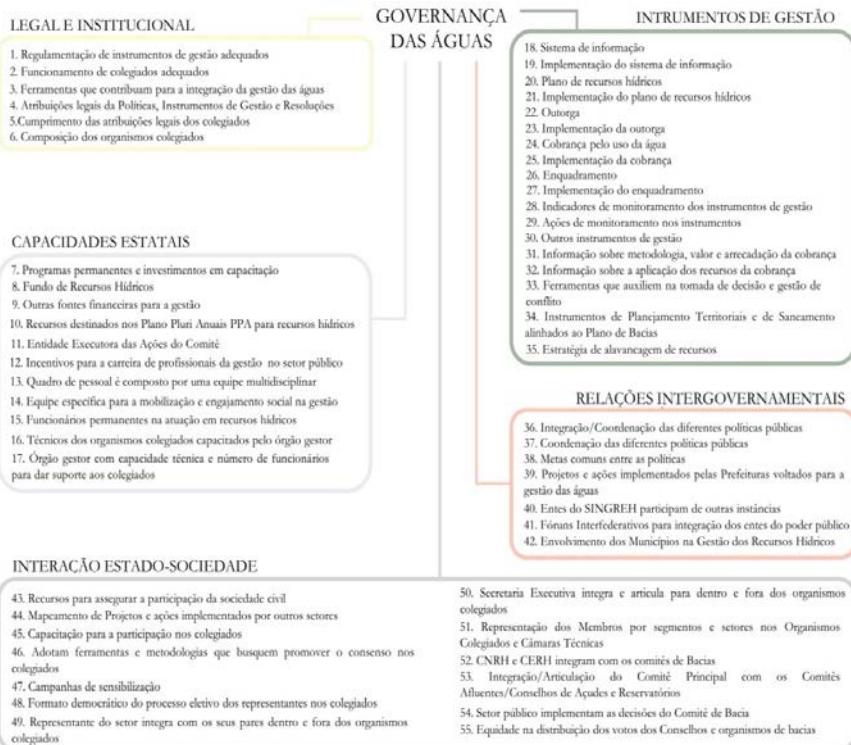


Fonte: Elaborada pelos autores com dados da AESA (2020).

Para monitorar a governança no âmbito do Reservatório Epitácio Pessoa foram aferidos os 55 indicadores (Figura 3) do Protocolo

de Monitoramento da Governança das Águas (OGA, 2019). Para cada indicador foi assumido um grau de estado: plenamente atendido, parcialmente atendido ou insatisfatório. O documento elaborado pelo OGA estabelece de forma criteriosa o que deve ser medido em cada um dos indicadores.

Figura 3: Indicadores do Protocolo de Monitoramento da Governança das Águas.

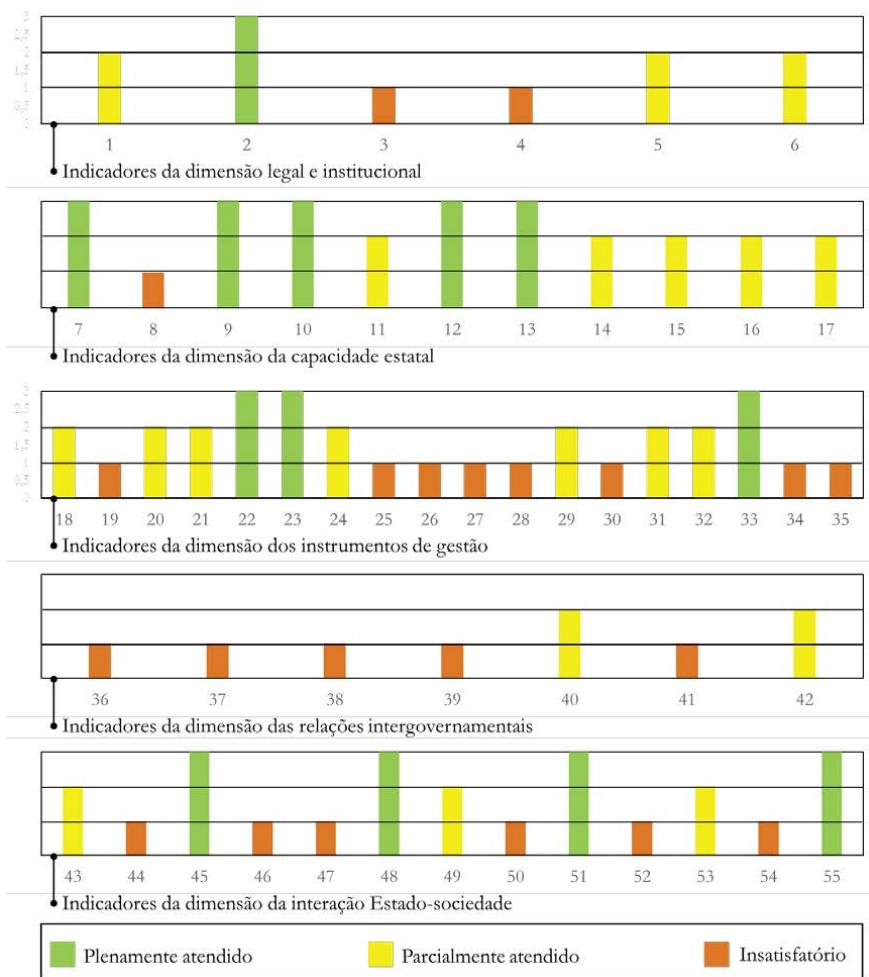


Fonte: Elaborada pelos autores com dados do OGA (2019).

A escala temporal de análise foi de 2012 até 2020, de modo que, os resultados do monitoramento representam esse período. Na Figura 4 é mostrado como cada indicador da Figura 3 foi avaliado

diante dos graus de estado. Apenas 23,6% deles foram plenamente atendidos e 36,4% foram parcialmente atendidos. Isso demonstra que muitas fragilidades foram constatadas na governança da água no âmbito do Reservatório Epitácio Pessoa.

Figura 4: Avaliação dos indicadores do Protocolo de Monitoramento da Governança das Águas.



Na dimensão legal e institucional um dos aspectos a serem corrigidos está relacionado a ausência de ferramentas e/ou metodologias que contribuam para a integração da gestão das águas com o planejamento de infraestrutura e obras para diminuir os impactos sobre o corpo hídrico, mas se vê no processo de alocação negociada de água uma tentativa de iniciar essa integração, principalmente, no que está relacionado ao Projeto de Integração das Águas do Rio São Francisco (PISF). Outro aspecto classificado como insatisfatório diz respeito ao cumprimento das atribuições legais dos colegiados, visto que, pouco se discutiu as questões do reservatório e os instrumentos de gestão que poderiam ser aplicados.

Quanto à capacidade estatal, o principal fator que carece de melhorias é a ausência de um Fundo de Recursos Hídricos, pois a cobrança ainda não foi implementada. Este é um ponto de complexidade, visto que, a cobrança em toda a bacia já é executada pelo Estado da Paraíba e apenas no reservatório, em que o domínio das águas são da União, não ocorre a cobrança. Essa situação tem perspectiva de ser resolvida diante da recente delegação da ação de cobrança da ANA (órgão gestor do reservatório) para a AESA (órgão gestor do rio que compõe a bacia) por meio da Resolução ANA nº 98, de 20 de setembro de 2021.

Na dimensão dos instrumentos de gestão, dez indicadores foram classificados como insatisfatórios, o que demonstra uma enorme carência do fortalecimento dessas ferramentas. Dentre eles, a cobrança, discutida acima, e o enquadramento do corpo hídrico em questão. O enquadramento tornaria mais factível a preservação, controle e gerenciamento da qualidade da água, fator que foi ameaçado na última crise hídrica.

A dimensão das relações intergovernamentais foi a que apresentou a pior situação durante o período da análise. Os indicadores avaliados como insatisfatórios estão associados à inexistência de

fóruns intergovernamentais; integração e coordenação entre as políticas setoriais; e ausência de ações e projetos das prefeituras. A legislação brasileira deposita também nos municípios a responsabilidade de proteção ambiental e do abastecimento de água (GRANJEIRO; RIBEIRO; MIRANDA, 2020), isto reforça a necessidade de colaboração desse nível de planejamento para o aumento da resiliência do Reservatório Epitácio Pessoa.

Na dimensão da interação Estado-sociedade há lacunas na capacidade de mapear projetos de outros setores que podem beneficiar a situação do reservatório, em adotar ferramentas metodológicas para promover o consenso na tomada de decisão, nas campanhas de sensibilização da sociedade e na integração institucional.

Dessa forma, percebe-se que foi possível levantar muitos pontos a serem melhorados para que a governança da água no reservatório se faça de forma satisfatória. A aplicação realizada do protocolo valida essa ferramenta de monitoramento para o nível de sistema hídrico local. Além disso, é possível que para algumas situações seja necessário modificar alguns indicadores, adicionar ou retirar outros para representar melhor a problemática, algo possível de ser realizado com essa ferramenta do OGA.

5. PRINCÍPIOS DA OECD PARA GOVERNANÇA DA ÁGUA

Em 2015, a OECD desenvolveu 12 Princípios para a Governança da Água enraizados em aspectos de legitimidade, transparência, responsabilidade, direitos humanos, estado de direito e inclusão. Os referidos princípios objetivam melhorar os sistemas de governança da água de maneira sustentável, integrada e inclusiva, a um custo aceitável e em um prazo razoável, ajustando-os quando necessário (OECD, 2015, 2018). Os princípios são alocados em três dimensões complementares – Eficácia, Eficiência e Confiança e Compromisso, que englobam quatro princípios cada (Quadro 1).

Quadro 1: Princípios da OECD para a Governança da Água.

Para melhorar a Eficácia da Governança da Água	
Princípio 1	Atribuir com clareza e de forma distinta os <i>papeis e responsabilidades</i> na formulação de políticas da água, na sua implementação, na gestão operacional e na regulação, e promover a coordenação entre as várias autoridades responsáveis.
Princípio 2	Gerir a água na(s) escala(s) <i>apropriada(s)</i> no âmbito de sistemas de governança de bacia de forma a refletir as condições locais, procurando a coordenação entre as diferentes escalas.
Princípio 3	Encorajar a coerência das políticas através da efetiva <i>coordenação entre setores</i> , especialmente entre as políticas da água e as do ambiente, saúde, energia, agricultura, indústria, planeamento territorial e uso do solo.
Princípio 4	Adaptar o nível de <i>capacitação</i> das autoridades responsáveis à complexidade dos desafios no domínio da água e ao conjunto de competências que são necessárias para o desempenho das suas obrigações
Para melhorar a Eficiência da Governança da Água	
Princípio 5	Produzir, atualizar e partilhar em tempo útil dados e informação consistentes, comparáveis e politicamente relevantes para as políticas da água e com ela relacionados, e usá-los para orientar, avaliar e melhorar as políticas
Princípio 6	Assegurar que os sistemas de governança ajudem a mobilizar financiamento para a água e atribuam os recursos financeiros de uma forma eficiente, transparente e em tempo útil
Princípio 7	Assegurar que quadros regulatórios sólidos para a gestão da água sejam efetivamente implementados e o seu cumprimento garantido tendo em vista o interesse público
Princípio 8	Promover a adoção e implementação de práticas inovadoras de governança da água por todas as autoridades responsáveis, níveis de governo e partes interessadas relevantes
Para reforçar a Confiança e Compromisso da Governança da Água	
Princípio 9	Generalizar práticas de integridade e transparência em todas as políticas, instituições e quadros de governança da água de forma a melhorar a responsabilização e aumentar a confiança nos processos de decisão
Princípio 10	Promover o comprometimento das partes interessadas de forma a obter contribuições informadas e orientadas para os resultados na formulação e implementação das políticas da água
Princípio 11	Encorajar quadros de governança da água que ajudem a gerir compromissos equilibrados entre os múltiplos usos da água, entre áreas urbanas e rurais e entre diferentes gerações
Princípio 12	Promover uma adequada e regular monitorização e avaliação das políticas e da governança da água, partilhando os resultados com o público e fazendo ajustamentos quando necessário

Fonte: Elaborada pelos autores a partir de OECD (2015).

A criação de políticas e estratégias se baseia em princípios da governança da água, que são implementadas por meio de medidas criadas a partir da elaboração. Após implementadas, são utilizados indicadores com o objetivo de monitorar o sistema de governança e reconhecer falhas, seguido da avaliação do sistema e da definição de novos instrumentos, ou o aperfeiçoamento daqueles já existentes, podendo-se superar, logo, as falhas do sistema (OECD, 2015).

Esses princípios se aplicam, geralmente, às funções da gestão da água (gestão de oferta e demanda, qualidade da água, disponibilidade hídrica, entre outros), ao uso da água (irrigação, industriais, abastecimento urbano, entre outros) e à posse dos recursos hídricos (público, privado ou misto). São princípios que se mostram relevantes para todos os níveis governamentais, devendo ser empreendidos de forma sistêmica e inclusiva (AKHMOUCH; CORREIA, 2016).

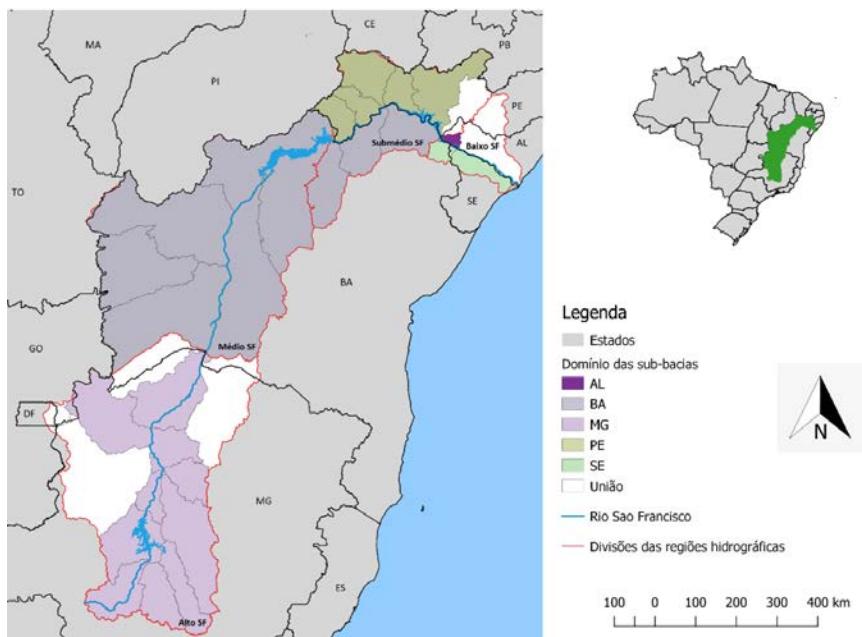
Destaca-se o Princípio 2, dentre os 12 Princípios da OECD para Governança da Água. Este é um princípio da dimensão de Eficácia, está relacionado ao gerenciamento da água na escala apropriada em sistemas de governança habilitados a refletir as condições da bacia hidrográfica em diferentes escalas e de promover a colaboração multinível entre atores e níveis de governo, reforçando assim a cooperação em bacias compartilhadas. Incentiva, também, integrar sub-bacias em bacias compartilhadas (OECD, 2015, 2018).

5.1. Aplicação na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco

O exemplo de aplicação que se segue utiliza uma bacia hidrográfica como ponto focal de análise e é fragmento de Assis, Ribeiro e Silva (2020). A Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco (BHSF) (Figura 5) tem área de drenagem de 639.219 km² (8% da área total do país), com nascente na Serra da Canastra no estado de Minas Gerais, está dividida entre seis estados e o distrito federal, desaguando no Oceano Atlântico, na divisa dos Estados de Alagoas e Sergipe (CBHSF, 2016).

A BHSF é dividida em quatro regiões fisiográficas (Alto SF, Médio SF, Submédio SF e Baixo SF). Esta delimitação se faz necessária diante das diferenças socioeconômicas identificadas na bacia.

Figura 5: Bacia Hidrográfica do rio São Francisco.



Fonte: Elaborado pelos autores com dados de ANA (2017b) e IBGE (2017).

A bacia principal é composta por 34 sub-bacias de rios afluentes definidas pelo Plano Decenal da BHSF. Individualmente, as sub-bacias apresentam diferenças e suas águas domínios distintos, das quais sete delas compartilham sua área em mais de um estado, logo, seus rios são de domínio da União.

A BHSF teve o comitê de bacia (CBHSF) criado em 2001, o plano de recursos hídricos elaborado em 2004 e atualizado em 2016 e início da cobrança pelo uso da água em 2010. Mesmo com

esses avanços, ainda há dificuldades nas relações entre o nível macro e o nível micro, ou seja, entre a BHSF e as 34 sub-bacias que a compõem. A maioria das ações que beneficia a governança ocorre apenas na calha do rio principal. Informações mais detalhadas sobre as sub-bacias não são expressivas no Plano Decenal da Bacia 2016-2025, a cobrança é destinada aos usuários que captam as águas nos corpos hídricos da União sob abrangência do CBHSF, não havendo universalização da cobrança em toda a extensão da bacia (CBHSF, 2016). Apenas quatro de suas sub-bacias possuem a cobrança implementada, mas utilizam metodologia própria para tal: Alto Preto (apenas na porção mineira), Velhas, Pará e Verde Grande.

Para aplicação da metodologia desenvolvida pela OECD na BHSF e sintetizada neste texto, Assis, Ribeiro e Silva (2020) optaram por detalhar a análise do *Princípio 2 – Escala apropriada*. Para avaliar esse princípio, a OECD (2018) definiu três indicadores (Quadro 2).

Quadro 2: Indicadores e checklist do Princípio 2.

Princípio 2: Escalas apropriadas	
Indicador 2.a (O que)	Existência e nível de implementação de políticas e estratégias integradas de gestão de recursos hídricos
Indicador 2.b (Quem)	Existência e funcionamento de instituições de gestão de água na escala hidrográfica
Indicador 2.c (Como)	Existência e nível de implementação de mecanismos de cooperação para a gestão de recursos hídricos; em todos os usuários e níveis de governo, de local a bacia, regional, nacional e superior

Fonte: Elaborado pelos autores a partir de OECD (2018).

Os indicadores do Princípio 2 foram analisados usando duas metodologias diferentes:

- (I) Para os indicadores 2.a e 2.b, foi adaptado o *Traffic Light* sugerido pela OECD (2018), com o objetivo de verificar o grau de implementação do PNRH. Para isso, são utilizados dados sobre a implementação de instrumentos de gestão, além de uma análise qualitativa para verificar a eficácia dessa implementação na melhoria da boa governança da água na bacia hidrográfica.
- (II) Para o indicador 2.c, foi preferido examinar as redes de interação entre algumas escalas com destaque no cenário hídrico brasileiro e entre os diferentes níveis que compõem cada uma delas.

O indicador 2.a foi avaliado por meio de instrumentos de gestão prescritos pela PNRH, enquanto que a análise do indicador 2.b. levou em consideração a implementação e as ações dos comitês de bacias hidrográficas. A metodologia do *Traffic Light* da OECD (2018) foi utilizada (com adaptações) para avaliar o grau de implementação dos instrumentos de gestão e dos comitês de bacias hidrográficas. Portanto, cada um dos instrumentos e o próprio comitê foram considerados como dimensões, assim chamadas: outorga, cobrança, planos, enquadramento, sistemas de informação (SI) e comitês. A descrição detalhada de cada grau de implementação do *Traffic Light* adaptado pode ser vista no Quadro 3.

Quadro 3: Escalas dos níveis de classificação da implementação.

	Grau de implementação	Descrição
Outorga	Muito alto	Outorga implantada com grande fiscalização
	Alto	Outorga implantada com fiscalização parcial
	Médio	Outorga implantada com pouca ou nenhuma fiscalização
	Baixo	Outorga proposta em lei, em processo de implementação
	Muito baixo	Nenhuma ação no sentido de implementação da outorga na bacia
Cobrança	Muito alto	Cobrança estabilizada com atualização / inadimplência inferior a 10%
	Alto	Cobrança em fase de adaptação / estabilizada sem atualização / inadimplência superior a 10%
	Médio	Cobrança implementada recentemente e com arrecadação inferior a 50%
	Baixo	Cobrança em processo de implementação
	Muito baixo	Nenhuma ação no sentido de implementação da cobrança na bacia
Planos	Muito alto	Planos com horizonte de planejamento atingido e atualizados
	Alto	Planos ainda no horizonte de planejamento
	Médio	Planos com horizonte de planejamento atingido e desatualizados
	Baixo	Proposta de elaboração do plano em andamento
	Muito baixo	Nenhuma ação no sentido de elaboração do plano na bacia
Enquadramento	Muito alto	Proposta de enquadramento com seu horizonte de planejamento atingido e atualizado
	Alto	Proposta de enquadramento ainda no horizonte de planejamento atingido
	Médio	Proposta de enquadramento com horizonte de planejamento atingido e desatualizado
	Baixo	Proposta de enquadramento com elaboração (discussão) em andamento
	Muito baixo	Nenhuma ação no sentido de elaboração da proposta de enquadramento
SI	Muito alto	Monitoramento e divulgação de informações atualizadas
	Alto	Monitoramento e divulgação de informações, porém não atualizadas frequentemente
	Médio	O sistema/plataforma existe, mas sem muitas informações
	Baixo	Proposta de criação de um sistema de informações/em fase de implementação
	Muito baixo	Não há monitoramento sobre a situação quali-quantitativa dos RH
Comitês	Muito alto	Comitê instalado e atuante
	Alto	Comitê instalado, com poucas ações executadas
	Médio	Comitê instalado recentemente e com pouca atuação
	Baixo	Comitê em processo de instalação
	Muito baixo	Nenhuma ação no sentido de criação de comitê de bacia

Fonte: Adaptado de Assis, Ribeiro e Silva (2020).

O indicador 2.c foi avaliado com base na interação multinível e interescala das dimensões selecionadas para apontar os mecanismos de cooperação existentes na bacia. A rede de interação multinível e interescala desenvolvida por Daniell e Barreteau (2014) foi escolhida para mensurar essas interações. Três de suas escalas foram selecionadas: administrativa, normativa e de gestão.

Quanto aos resultados, o grau de implementação dos instrumentos de gestão (indicador 2.a) e atuação do comitê da BHSF (indicador 2.b) estão constantes no Quadro 4, no qual pode-se perceber bons resultados na maioria deles. Apenas uma das dimensões (enquadramentos dos corpos d'água) foi inserida na classe Médio, menor classe registrada para a bacia.

Quadro 4: Graus de implementação da PNRH na BHSF.

Dimensão	Grau de implementação
Comitê de bacia	Muito Alto
Planos de RH	Muito Alto
Outorga de direito de uso	Alto
Cobrança pelo uso da água	Muito Alto
Enquadramento dos corpos d'água	Médio
Sistemas de Informações	Muito Alto

Fonte: Elaborado a partir de Assis, Ribeiro e Silva (2020).

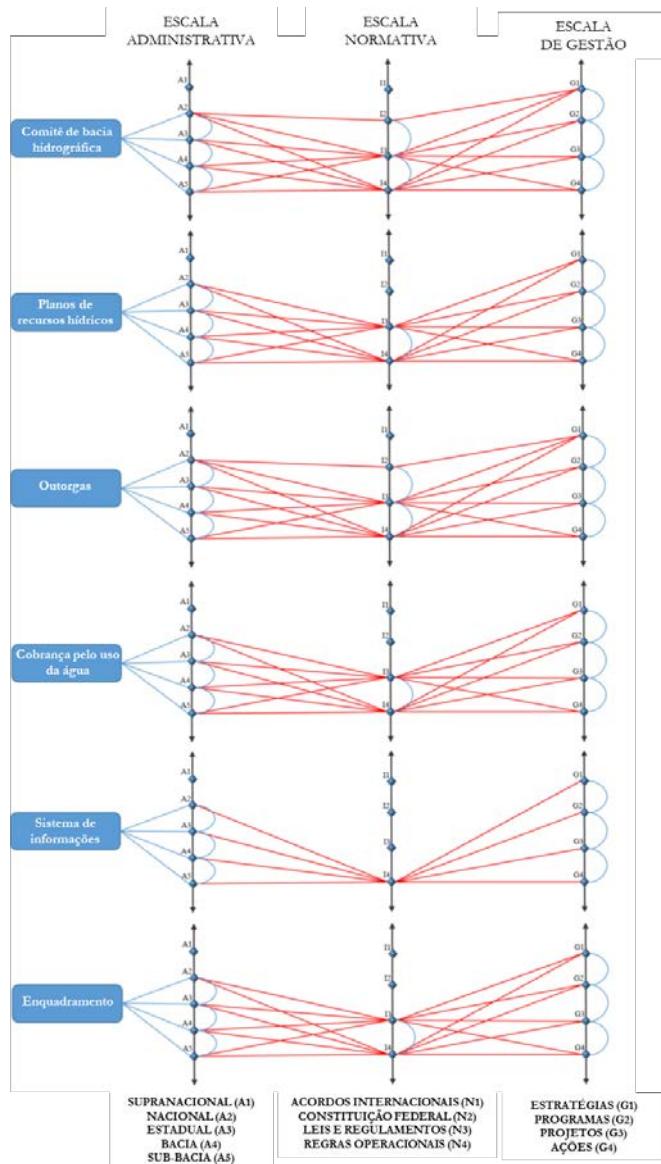
A análise do comitê de bacia, primeira dimensão considerada, recebeu classificação no grau Muito Alto de implementação. Desde a sua criação, em 2004 (15 anos de existência), o comitê se reúne em média duas vezes ao mês em reuniões ordinárias, além das reuniões das câmaras que o compõem. O órgão também demonstra uma representativa atuação desde então, com inúmeras ações, a exemplo da criação das câmaras técnicas e regionais, elaboração e atualização do plano de recursos hídricos, promoção da regularização dos usos da água, implementação e atualização de um sistema de cobrança pelo uso da água, constância na divulgação das ações, além de projetos de revitalização e manutenção da disponibilidade hídrica e qualidade da água.

Quanto aos instrumentos, dos que não obtiveram desempenho máximo, a outorga apresenta critérios bem definidos, mas em contrapartida, o plano decenal da bacia (CBHSF, 2016) aponta para divergências nas vazões outorgadas, ao verificar que

as outorgas são superiores em mais de 150% à quantificação das demandas estudadas e destaca a necessidade de se compreender essa incongruência. Já o enquadramento, a primeira proposta foi elaborada concomitantemente com a primeira versão do plano da bacia, não sendo aprovada pelo comitê. Na atualização do plano, não houve elaboração de nova proposta, em virtude de muitos dos corpos hídricos intermitentes existentes na bacia não possuírem monitoramento definido, o que, para o CBHSF, impossibilitaria a elaboração de uma proposta. Apesar disso, o plano divulgou como alternativa para a proposta de enquadramento, classes de qualidade das metas do enquadramento em vigência para os principais corpos hídricos superficiais da bacia (CBHSF, 2016).

O indicador 2.c impulsionou a análise de redes de interação entre escalas e níveis como ferramenta de cooperação, uma vez que a PNRH declara que a gestão da água deve ser integrada, participativa e descentralizada. A rede de interação, então, destaca que as relações previstas e idealizadas na legislação podem ser percebidas no comitê e nos instrumentos de gestão na BHSF em termos conceituais (Figura 7).

Figura 7: Redes de interação na bacia do rio São Francisco considerando as escalas administrativa, normativa e de gestão definidas por Daniell e Barreteau (2014). Linhas na cor vermelha para caracterizar as interações entre as escalas e na cor azul para representar as interações entre níveis de uma mesma escala.



Fonte: Adaptada de Assis, Ribeiro e Silva (2020).

Com os resultados apresentados da análise feita para o Princípio 2 da OECD para governança da água foi possível perceber que muitas considerações podem ser feitas para melhoria da governança como um todo ao buscar corrigir as lacunas identificadas. A aplicação tende a ficar ainda mais robusta com o uso dos demais indicadores. Outras aplicações que utilizam os princípios da OECD para monitorar a governança podem ser encontradas em Neto et al. (2018) que fazem a análise em diversos países e em Bezerra, Vieira e Ribeiro (2021) que analisam a Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba e o Reservatório Epitácio Pessoa.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O monitoramento da governança apresenta-se como uma necessidade diante do crescente número de crises hídricas, para que dessa forma seja possível identificar as fragilidades e falhas passíveis de melhorias. A escolha de uma ou várias ferramentas deve levar em consideração o que se quer monitorar no que se define como governança e em qual contexto.

Como foi apresentado, existem diversas ferramentas que possibilitam o monitoramento da governança da água. As diferenças incluem aspectos como a complexidade da execução e as lentes diante das quais foram desenvolvidas estas ferramentas. Os princípios desenvolvidos pela OECD foram elaborados para uma aplicação ampla e diversa de sistemas e são pautados em conceitos como legitimidade e transparência. Enquanto isso, o Protocolo de Monitoramento da Governança das Águas do OGA foi idealizado especificamente para ser aplicado no contexto brasileiro, levando em consideração o desempenho do SINGREH. Todas apresentam potencialidades no que envolve a melhoria da governança da água, restando, de fato, aplicá-las e assim desenvolver uma cultura do monitoramento.

7. REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA EXECUTIVA DE GESTÃO DAS ÁGUAS DO ESTADO DA PARAÍBA
- AESA. **Geo Portal**. 2020. Disponível em: < <http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/index.php> >. Acesso em: 20 de setembro de 2020.
- AGÊNCIA EXECUTIVA DE GESTÃO DAS ÁGUAS DO ESTADO DA PARAÍBA
- AESA. **Nota técnica AESA/GEMOG: 001/2019**. 2019. <http://www.aesa.pb.gov.br/aesa-website/wp-content/uploads/2020/03/NOTA-T%C3%89-C3%89CNICA-AESA-%E2%80%93-GEMOH-001-2019.pdf>. Acesso em: 25 de maio de 2021.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO – ANA. Conjunto dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno. Brasília-DF: ANA, 2017b.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO – ANA. **Direito de Águas à Luz da Governança**. Brasília: ANA, 2020.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO – ANA. **Reservatórios do Semiárido Brasileiro**: Hidrologia, Balanço Hídrico e Operação. Brasília: ANA, 2017a.
- AKHMOUCH, A. **Water Governance in Latin America and the Caribbean: A Multi-Level Approach**. Paris, France: OECD Publishing, 2012.
- AKHMOUCH, A.; CORREIA, F. N. The 12 OECD principles on water governance – When science meets policy. **Utilities Policy**, v. 43, p. 14–20, 2016.
- ARMITAGE, D.; LOË, R.; PLUMMER, R. Environmental governance and its implications for conservation practice. **Conservation Letters**, v. 5, n. 4, p. 245–255, 2012.
- ASSIS, W. D.; RIBEIRO, M. M. R.; SILVA, S. R. Multi-level governance application to a shared river basin. **RBRH**, v. 25, p. 1-16, 2020.
- BERKES, F.; FOLKE, C. **Linking Social and Ecological Systems: Management Practices and Social Mechanisms for Building Resilience**. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- BERTULE, M.; GLENNIE, P.; BJØRNSEN, P.; LLOYD, G.; KJELLEN, M.; DALTON, J.; RIEU-CLARKE, A.; ROMANO, O.; TROPP, H.; NEWTON, J. Monitoring Water Resources Governance Progress Globally: experiences from monitoring SDG indicator 6.5.1 on integrated water resources management implementation. **Water**, v. 10, n. 12, p. 1744, 2018.

BEZERRA, A. P; VIEIRA, Z. M. C. L.; RIBEIRO, M. M. R. Water governance assessment at different scales: a reservoir case study in the Brazilian semiarid region. **RBRH**, v. 26, p. 1-13, 2021.

BRASIL. Lei nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997. Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos e cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos. **D.O.U. de 09/01/1997**. Brasília, DF, 1997.

COMITÊ DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO – CBHSF. **Plano de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco: Resumo Executivo**. Salvador: CBHSF, 2016.

DANIELL, K. A.; BARRETEAU, O. Water governance across competing scales: Coupling land and water management. **Journal of Hydrology**, v. 519, p. 2367–2380, 2014.

DELGADO-SERRANO, M.; RAMOS, P.; ZAPATA, E. L. Using Ostrom's DPs as Fuzzy Sets to Analyse How Water Policies Challenge Community-Based Water Governance in Colombia. **Water**, v. 9, n. 7, p. 535, 2017.

EARLE, A.; NEAL, M. J. Inclusive Transboundary Water Governance. In: KARAR, E. (Ed.). **Freshwater Governance for the 21st Century**. California, USA: Springer International Publishing, 2017. p. 145–158.

EMPINOTTI, V. L.; GONTIJO, W. C.; OLIVEIRA, V. E. Federalism, water, and (de) centralization in Brazil: the case of the São Francisco River water diversion. **Regional Environmental Change**, v. 18, n. 6, p. 1655–1666, 2018.

EMPINOTTI, V. L.; JACOBI, P. R.; FRACALANZA, A. P. Transparência e a governança das águas. **Estudos Avançados**, v. 30, n. 88, p. 63-75, 2016.

GRANGEIRO, E. L. A.; RIBEIRO, M. M. R.; MIRANDA, L. I. B. Integração de políticas públicas no Brasil: o caso dos setores de recursos hídricos, urbano e saneamento. **Cadernos Metrópole**, v. 22, n. 48, p. 417-434, 2020.

HEIKKILA, T.; VILLAMAYOR-TOMAS, S.; GARRICK, D. Bringing polycentric systems into focus for environmental governance. **Environmental Policy and Governance**, v. 28, n. 4, p. 207–211, 2018.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Downloads - Geociências | IBGE**. Portal de downloads do IBGE. 2017. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/downloads-geociencias.html>. Acesso em: 3 ago. 2020.

JACOBSON, M.; MEYER, F.; OIA, I.; REDDY, P.; TROPP, H. **User's Guide on Assessing Water Governance**. Oslo, Norway: UNDP, 2013.

JIMÉNEZ, A.; LE DEUNFF, H.; AVELLO, P.; SCHARP, C. **Enabling Environment and Water Governance**. Stockholm, Sweden: SIWI, 2016.

KNIEPER, C.; PAHL-WOSTL, C. A Comparative Analysis of Water Governance, Water Management, and Environmental Performance in River Basins. **Water Resources Management**, v. 30, n. 7, p. 2161-2177, 2016.

MÉNARD, C.; JIMENEZ, A.; TROPP, H. Addressing the policy-implementation gaps in water services: the key role of meso-institutions. **Water International**, v. 43, n. 1, p. 13–33, 2018.

MORAIS, J. L. M.; FADUL, É.; CERQUEIRA, L. S. Limites e desafios na Gestão de Recursos Hídricos por Comitês de Bacias Hidrográficas: Um estudo nos estados do nordeste do Brasil. **Revista Eletrônica de Administração**, v. 24, n. 1, p. 238–264, 2018.

NETO, S.; CAMKIN, J.; FENEMOR, A.; TAN, P.; BAPTISTA, J. M.; RIBEIRO, M.; SCHULZE, R.; STUART-HILL, S.; SPRAY, C.; ELFITHRI, R. OECD Principles on Water Governance in practice: an assessment of existing frameworks in europe, asia-pacific, africa and south america. **Water International**, v. 43, n. 1, p. 60-89, 2017.

NUNES, T. H. C.; GALVÃO, C. O.; RÊGO, J. C. Rule curve for seasonal increasing of water concessions in reservoirs with low regularized discharges. **RBRH**, v. 21, n. 3, p. 493-501, 2016.

OBSERVATÓRIO DAS ÁGUAS – OGA. **Documento base de criação do Observatório da Governança das águas do Brasil**. 2020. Disponível em: <<https://observatoriod dasaguas.org/wp-content/uploads/sites/5/2020/07/Observat%C3%BDrio-das-%C3%81guas-vfinal-1.pdf>>. Acesso em: 10 de novembro de 2021.

OBSERVATÓRIO DAS ÁGUAS – OGA. **Protocolo de Monitoramento de Governança das Águas**. [S.L.]: OGA, 2019.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT – OECD. **OECD Principles on Water Governance**. Paris: OECD Water Governance Programme, 2015.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT – OECD. **OECD Water Governance Indicator Framework**. Paris, France: OECD Water Governance Programme, 2018.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT – OECD. **Princípios da OCDE para a Governança da Água**. [s.l.] OECD Water Governance Programme. Traduzido pela PPA - Parceria

Portuguesa para a Água em colaboração com o Ministério do Ambiente, Ordenamento do Território e Energia de Portugal., 2015b.

OSTROM, E. **Governing the Commons**: the evolution of institutions for collective action. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

PAGNOCCESCHI, B. Governabilidade e governança das águas no Brasil. In: MOURA, A. M. M. (org.) **Governança Ambiental no Brasil**: instituições, atores e políticas públicas. Brasília: IPEA, 2016.

PAHL-WOSTL, C. An Evolutionary Perspective on Water Governance: from understanding to transformation. **Water Resources Management**, v. 31, n. 10, p. 2917-2932, 2017.

PAHL-WOSTL, C. **Water Governance**: concepts, methods, and practice. Switzerland: Springer, 2015.

PATRICK, M. J. The Cycles and Spirals of Justice in water-allocation decision making. **Water International**, v. 39, n. 1, p. 63–80, 2014.

PATRICK, M. J.; SYME, G. J.; HORWITZ, P. How reframing a water management issue across scales and levels impacts on perceptions of justice and injustice. **Journal of Hydrology**, v. 519, p. 2475–2482, 2014.

RIBEIRO, N. B.; FORMIGA-JOHNSSON, R. M. Governança das águas: bases conceituais. In: SOUZA FILHO, F. A.; SILVA, S. M. O.; FORMIGA-JOHNSON, R. M.; NELSON, D. R.; NAUDITT, A; RIBBE, L. (Org.). **Adapta**: Gestão adaptativa do risco climático de seca. Fortaleza: Expressão Gráfica, 2019, p. 315-326.

RIBEIRO, N. B.; JOHNSSON, R. M. F. Discussions on Water Governance: patterns and common paths. **Ambiente & Sociedade**, [S.L.], v. 21, p. 1-22, 2018.

RIJSWICK, M. V.; EDELENBOS, J.; HELLEGERS, P.; KOK, M. KUKS, S. Ten building blocks for sustainable water governance: an integrated method to assess the governance of water. **Water International**, v. 39, n. 5, p. 725–742, 2014.

ROBERTSON, J. The Common Pool Resource Heatmap: a tool to drive changes in water law and governance. **Water**, v. 13, n. 21, p. 3110, 2021.

SANDSTRÖM, A.; SÖDERBERG, C.; NILSSON, J. Adaptive capacity in different multi-level governance models: a comparative analysis of swedish water and large carnivore management. **Journal of Environmental Management**, v. 270, p. 110890, 2020.

SETTI, A; LIMA, J. E. F. W.; CHAVES, A. G. M.; PEREIRA, I. C. **Introdução ao gerenciamento de recursos hídricos**. Brasília: Agência Nacional de Energia Elétrica, 2001.

SILVA, A. C. S.; GALVÃO, C. O.; RIBEIRO, M. M. R.; ANDRADE, T. S. Adaptation to climate change: institutional analysis. In: KOLOKYTHA, E.; OISHI, S.; TEEGAVARAPU, R. S. V. (Ed.). **Sustainable Water Resources Planning and Management Under Climate Change**. Singapore: Springer, 2017, p. 261 – 280.

SILVA, J. F. C. B. C.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, A. M.; VIANNA, P. C. G. Analysis of the response of the Epitácio Pessoa reservoir (Brazilian semiarid region) to potential future drought, water transfer and LULC scenarios. **Natural Hazards**, v. 107, p. 1-25, 2021.

SILVA, M. B. M.; RIBEIRO, M. M. R. Alocação e governança da água como mecanismos de resolução de conflitos. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, no prelo.

SILVA, M. B. M.; RIBEIRO, M. M. R. O caráter adaptativo da governança das águas em sistemas hídricos locais. **Revista de Gestão de Água da América Latina**, v. 18, n. 1, p. 1-18, 2021.

SKELCHER, C. Jurisdictional integrity, polycentrism, and the design of democratic governance. **Governance**, v. 18, n. 1, p. 89–110, 2005.

TSUYUGUCHI, B. B.; MORGAN, E. A.; RÊGO, J. C.; GALVÃO, C. O. Governance of alluvial aquifers and community participation: a social-ecological systems analysis of the brazilian semi-arid region. **Hydrogeology Journal**, v. 28, n. 5, p. 1539-1552, 2020.

UNITED NATIONS DEVELOPMENT PROGRAMME – UNDP. **Water Governance for Poverty Reduction**. New York: UNDP, 2004.

UNITED NATIONS ENVIRONMENT PROGRAMME – UNEP. **Status Report on the Application of Integrated Approaches to Water Resources Management**. Nairobi, Kenya: UNEP, 2012.

VIEIRA, Z. M. C. L.; RIBEIRO, M. M. R. A methodology for first- and second-order water conflicts analysis. **Water Policy**, [S.L.], v. 12, n. 6, p. 851-870, 2010.

ELABORAÇÃO DE UM PLANO OPERACIONAL DE SECA COMO INSTRUMENTO DE ADAPTAÇÃO AO CLIMA

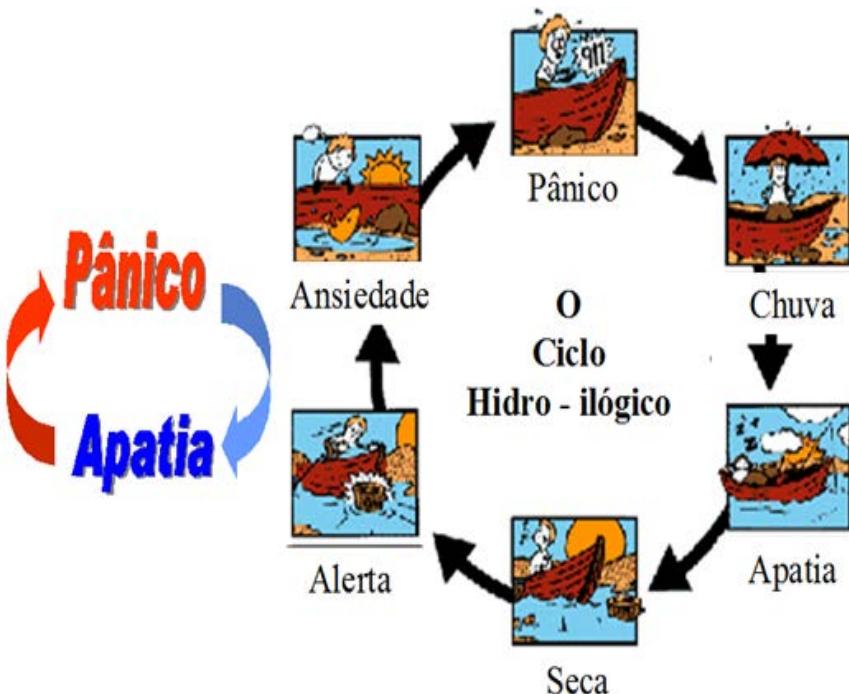
*Luiz Martins de Araújo Junior
Francisco de Assis de Souza Filho*

1. GESTÃO DE RISCO DA SECA

Devido as mudanças climáticas, grande parte dos cientistas do clima esperam que os eventos de seca sejam cada vez mais frequente, mais duradouros e de maior intensidade. Isso pode acarretar uma maior insegurança alimentar, hídrica e energética, em muitos países e regiões do mundo (Banco Mundial, 2012).

No Brasil, tradicionalmente, as ações de enfrentamento ou convivência com a seca somente acontecem em período de ocorrência da mesma, tipificando o que pode ser chamado de ciclo Hidro-ilógico (Figura 1), em que quando há água suficiente para assegurar todos os usos, os usuários ficam em um estado de apatia, em seguida vem a escassez de chuva que no primeiro momento passa despercebida, com o aumento da duração dessa escassez a população vai ficando aflita e começam as ações reativas de restrições de usos, com a piora da seca a população entrar em pânico, mas com a chegada da chuva nem os cidadãos nem os tomadores de decisões sentem a necessidade de se preparar para a próxima seca, mas quando essas retornam, provocam mais uma vez preocupação e medo ao enfrentá-la (WILHITE et al., 2005).

Figura 1: Ciclo Hidro-ilógico.(Temos uma figura melhor)



Fonte: Adaptado de Wilhite. et al. (2005)

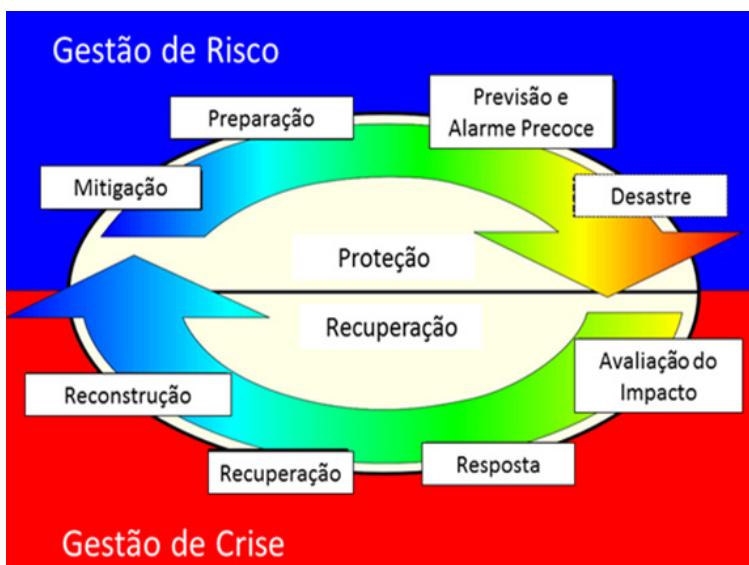
Ações tomadas durante e pós-seca caracterizam uma abordagem reativa ou de gestão de crise (Figura 2), tem sido criticada por cientistas e instituições como ineficiente e ineficaz devido a multiplicidade e a complexidade dos impactos associados a seca.

Um instrumento capaz de romper o ciclo Hidro-ilógico é o planejamento que, conceitualmente, é uma ferramenta capaz de conduzir a reflexões sistemáticas e antecipadas, devendo ser executado como um processo contínuo e integrado dentro de uma visão de gerenciamento de riscos de secas (Figura 2).

A gestão de riscos de seca (Figura 2) está associada a uma visão proativa das ações de curto e longo prazo que devem ser

tomadas. Essa abordagem, em geral, considera de maneira integrada diferentes perspectivas de riscos, propiciando a geração de uma base robusta e confiável para o planejamento e tomada de decisão, melhoria na identificação das ameaças e oportunidades, alocação e uso mais efetivo dos recursos (WILHITE *et al.*, 2000; MARCELINO, 2008).

Figura 2: Ciclo da gestão de desastres. (Temos uma figura melhor)



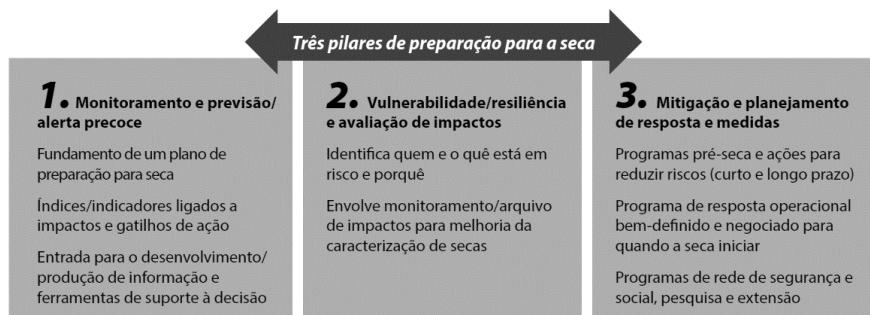
Fonte: Adaptado de Wilhite *et al.* (2000)

No processo de gestão de risco da seca é de extrema relevância a disseminação da importância do planejamento por todos os setores da sociedade, bem como a compreensão da seca como uma questão interdisciplinar, sendo o planejamento elaborado preferencialmente em período não seco a fim de evitar que suas ações se restrinjam a medidas emergenciais, indo na contramão de uma lógica proativa que caracteriza a gestão dos riscos (WILHITE *et al.*, 2000).

Nesse âmbito, a **Gestão Proativa e Adaptativa da Seca** desponta como um novo paradigma para o gerenciamento de secas, que tem como base a gestão de riscos. Nesse novo modelo, a memória da seca deve ser preservada a fim de aumentar a resiliência de futuros eventos, não caindo no esquecimento quando as chuvas retornam, como representado no ciclo Hidro-ilógico.

A abordagem proativa da gestão de secas deve se basear em três pilares (De Nys e Engle, 2014): (a) monitoramento, previsão e alerta precoce; (b) avaliação de riscos e impactos e (c) ações de preparação, mitigação e resposta (Ver Quadro 1).

Quadro 1: Pilares de preparação para a seca.



Fonte: De Nys e Engle (2014).

Esses pilares favorecem uma melhor preparação para a seca e constroem uma maior resiliência às mudanças climáticas, que podem influenciar uma diversidade de setores (por exemplo, meio ambiente, agricultura, recursos hídricos e energéticos), e alcançar uma ampla comunidade de beneficiários (BRETAN e ENGLE, 2017).

2. ORIENTAÇÕES GERAIS PARA O PLANEJAMENTO OPERACIONAL ADAPTATIVO DE SECAS

Com a finalidade de melhorar a gestão de seca, orientações gerais sobre o processo de **Planejamento Adaptativo de Secas** são apresentadas abaixo:

1. As diretrizes do plano de gestão de secas devem ser elaboradas em forma **manual**. O manual servirá de roteiro para implantação de medidas e ações proativas de um plano de contingência para enfretamento das secas;
2. As pressões associadas as secas são heterogêneas quanto aos seus aspectos geográficos, naturais e sociais, intrínsecos a isso ainda tem a multiplicidade de infraestrutura física instalada, capacidade técnica disponível e modelo institucional adotado que deixam tudo ainda mais complexo. Essa diversidade de fatores exige uma **flexibilidade metodológica** para a produção dos conteúdos necessários ao plano;
3. Da estruturação dos planos de seca devem-se surgir proposições para formação de uma base metodológica que seja **replicável** à vários sistemas hídricos sob pressão de eventos climáticos de secas;
4. Os aspectos metodológicos para a estruturação do plano e seus conteúdos são variados, podendo demandar diferentes custos em tempo, recursos humanos e materiais. Com isso, diferentes configurações do processo de estruturação do plano deverão ser analisadas com o intuito de possibilitar alternativas para diferentes escalas de problemas;
5. Compreende-se **planejamento** como um procedimento contínuo, em constante evolução, que tem início numa data estipulada, mas que não finaliza com a publicação do plano consolidado, pois o planejamento subentende etapas subsequentes para sua implantação, monitoramento, avaliação e

revisão. O planejamento deverá propiciar momentos político-institucionais para a sua proposição, avaliação, rediscussão e correções de rumos. Deverá ainda permitir uma discussão sobre a viabilidade de ampliação de escala (*upscaling*) ou redução de escala (*downscaling*) tornando-o adaptativo a diferentes cenários e conjunturas de aplicação.

3. PROCESSOS PARA O PLANEJAMENTO PROATIVO E ADAPTATIVO DE SECA

3.1. Fases do planejamento

Para o desenvolvimento de um plano de seca com base no gerenciamento do risco o processo de planejamento tem que ser contínuo, sendo desejável que o mesmo observe o ciclo PDCA (Planejar, Fazer, Checar e Agir), que é uma ferramenta de gestão mundialmente conhecida. Como estratégia de desenvolvimento desse plano propõe-se dividi-lo em três fases: Diagnóstico, Planejamento e Execução (Ver Figura 3).

O Diagnóstico visa identificar as principais características do local de aplicação do estudo, observar a evolução histórica e o estado atual de uma região ou sistema hídrico frente às secas, além de avaliar os impactos e vulnerabilidades da seca se utilizando de uma visão de gestão de risco.

A fase de Planejamento fundamenta-se na tomada de decisão sobre as estratégias e ações que serão operacionalizadas para mitigar os danos (impactos) devido às secas através de medidas que reduzam as vulnerabilidades do sistema apontadas no diagnóstico.

A fase de Execução do plano comprehende o monitoramento dos estados de seca identificando a ocasião de se realizar as estratégias e as ações decididas na fase de planejamento. Após cada episódio de seca, as experiências e memórias da mesma devem ser incorporadas no plano, ensejando a atualização do mesmo.

O planejamento deverá ocorrer como um processo evolutivo e adaptativo no qual serão analisadas diferentes configurações do processo de construção do plano com o propósito de possibilitar alternativas para diferentes escalas de problemas. Isto deve ser realizado através de um processo participativo incluindo os principais atores da região em que o plano será aplicado.

3.2. Etapas metodológicas do planejamento

Os planos de secas podem ser desenvolvidos em diferentes níveis de planejamento funcionando como uma cascata que vai do nível nacional, descendo para nível estadual, de bacia hidrográfica e podendo ser desenvolvido para níveis locais, tais como para cidades, sistemas de irrigação, hidrossistemas, comunidades difusas e agricultura de sequeiro (Quadro 2). O objetivo é definir a alocação de água entre os setores usuários e os mecanismos de monitoramento, de fiscalização e de operação do sistema até mesmo antes da ocorrência das crises. Estes níveis de planejamento podem seguir a mesma metodologia, diferenciando-se no nível de detalhamento e mantendo o diálogo entre si.

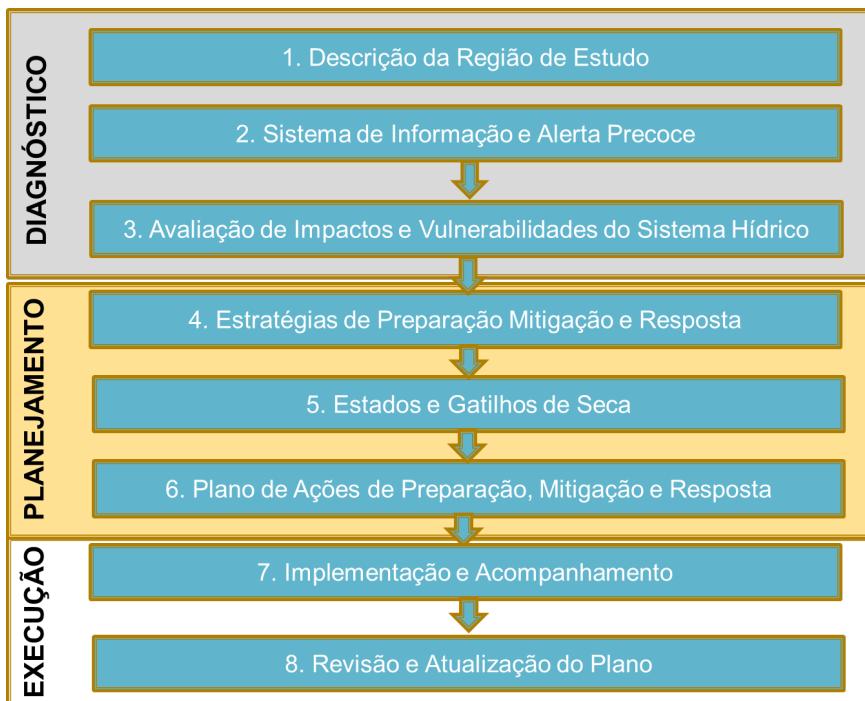
Quadro 2: Relação entre os diversos níveis de planejamento de secas



Fonte: Elaborado pelo GRC.

As fases de construção do plano de seca podem ser realizadas a partir de oito etapas metodológicas articuladas, conforme ilustrado na Figura 3, descritas em seguida separadamente.

Figura 3: Etapas metodológicas para a elaboração de um plano proativo de secas.



Fonte: Elaborado a partir de Colorado Water Conservation Board (2010).

3.2.1. Descrição da região de estudo

Esta etapa trata da descrição da região de estudo, em que se faz um levantamento da região e/ou das sub-regiões, se tiver, no intuito de saber a capacidade de armazenamento, quais as áreas de drenagem, quais os maiores reservatórios hídricos presentes,

quais as maiores demandas. Pode-se citar ainda alguns indicadores econômicos da região (PIB, por exemplo), alguma política pública de expansão socioeconômica, caso exista.

Este tipo de abordagem de caráter descritivo busca compreender o objeto/fenômeno em sua complexidade, onde os dados coletados são o instrumento principal para a análise, em que se busca analisar o mundo empírico em seu próprio ambiente podendo recorrer ou não a instrumentais estatísticos.

Esta etapa metodológica ainda pode ser utilizada para identificar e analisar os marcos normativos e institucionais relativos à gestão de seca sob a ótica dos recursos hídricos e saneamento por possibilitar não apenas um conhecimento quantitativo de dados da realidade, mas a interpretação dos fenômenos e a atribuição de seus significados. Esta abordagem é escolhida porque oportuniza a avaliação da qualidade das informações, considerando fundamental a percepção dos atores.

3.2.2. Sistema de informação e alerta precoce

O sistema de informação e alerta precoce deve ter como princípio a visão de gerenciamento de risco. Nesse âmbito, o sistema utilizado deve ser capaz de a partir de variáveis hidrometeorológicas atuais ou recentes fornecer, em tempo hábil, a tendência de diminuição ou agravamento da severidade da escassez hídrica. Adicionalmente, a avaliação de séries históricas inseridas no sistema pode facilitar o entendimento ou compreensão do motivo de ocorrência, bem como observar padrões espaciais e temporais, de um determinado estado de seca.

Isso pode ser realizado através da construção de indicadores que sinalizem o estado de uma seca. A revelação do nível de severidade de uma seca ocorre por meio de uma gama de valores específicos utilizados, que vai depender do índice de seca considerado.

Esse sistema deve funcionar como um catalizador de informações tanto para um macrossistema, como para os tomadores de decisões, possibilitando que ações rápidas e eficientes sejam executadas frente a um determinado estado de seca.

3.2.3. Avaliação de impactos e vulnerabilidades do sistema hídrico

No planejamento de preparação para à seca, a identificação de impactos e avaliação de vulnerabilidades existentes possibilita a identificação de elementos que suscitam a elaboração de medidas dentro de uma lógica proativa, contribuindo para a orientação dos tomadores de decisões, permitindo a avaliação das regiões mais vulneráveis e gerando auxílios teóricos ou conceituais para uma gestão mais eficaz dos riscos.

Para facilitar identificação dos impactos inicialmente pode-se elaborar uma lista de impactos potenciais com base em levantamento bibliográfico e em outros planos de secas, esta por sua vez deve ser disponibilizada para grupos de trabalhos formados por planejadores, gestores e usuários dos recursos hídricos de uma determinada região na qual realizarão a identificação dos impactos históricos e existentes e construirão um ranking de severidade dos impactos, em que classificarão os impactos listados.

Após a análise dos impactos, realiza-se a avaliação de vulnerabilidades, possibilitando a ligação entre o impacto potencial ou sofrido e a construção da política de mitigação e respostas às secas, buscando identificar o grau de suscetibilidade que a região estudada tem em relação a uma seca e gerar informações para elaboração de respostas e/ou estratégias de ação contra a mesma.

A avaliação de vulnerabilidades proporciona uma estrutura para a identificação das causas sociais, econômicas ou ambientais dos impactos da seca, e conforme o *Colorado Water Conservation*

Board (2013) esta avaliação consta de um processo de identificação, quantificação e priorização das vulnerabilidades de um sistema.

Na literatura científica existem diversas técnicas de avaliação de vulnerabilidades, contudo nesse estudo será aplicada a técnica de sessão de “*brainstorming*” que possui um caráter qualitativo.

Esse método permite a análise dos impactos passados da seca e das condições atuais, esses por sua vez foram utilizados para formar uma árvore de impactos com a identificação de sua causa basal, que é o fator que torna o sistema vulnerável a seca, os gestores então avaliaram se esta causa podia ser modificada ou não. A identificação do que torna o sistema vulnerável poderá ser feita através da metodologia Pressão-Estado-Impacto-Resposta (PEIR), descrita em Turner *et al.* (2003) e em Pahl-Wostl (2007) mas com algumas adaptações, sendo a Pressão relacionada aos elementos que interferem e podem alterar o estado do sistema, o Estado indicando a situação do sistema, o Impacto servindo como indicador da vulnerabilidade e a Resposta associada a ações e medidas a serem tomadas pela sociedade.

3.2.4. Estratégias de preparação, mitigação e resposta

Nessa etapa serão identificadas ações elegíveis que possam ser operacionalizadas em cada um dos estágios de seca, no intuito de reduzir a vulnerabilidade do sistema às secas e consequentemente a severidade dos impactos.

De maneira mais ampla as ações contempladas devem produzir aumento da oferta em quantidade e qualidade, redução da demanda, minimização dos impactos e gestão de conflitos.

Essa etapa metodológica tem como foco a identificação de ações concretas para cada um desses tipos de medidas de modo que na conjuntura técnica, social, política e institucional da região

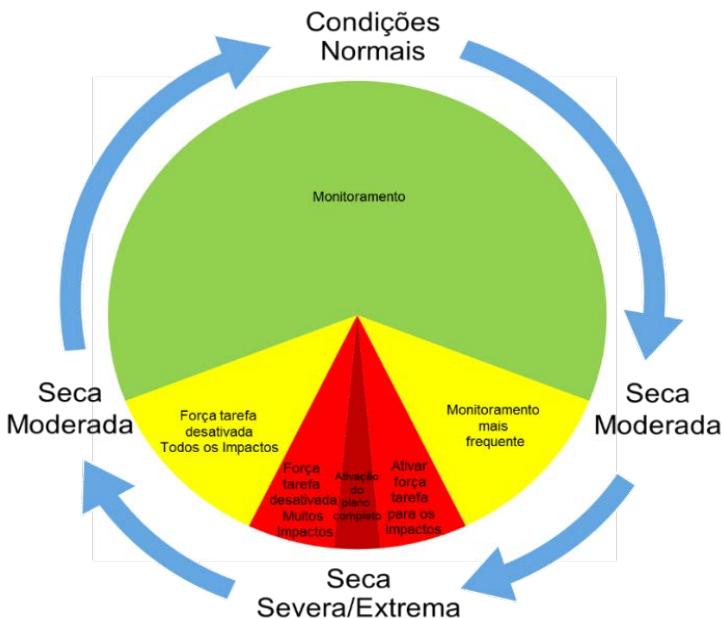
em estudo possam ser alternativas viáveis para favorecer os resultados desejados.

O levantamento destas ações deve ser feito através de levantamento bibliográfico, entrevistas e consultas aos atores dos sistemas hídricos na região de estudo através de questionários semiestruturados.

3.2.5. Estados e gatilhos de seca

Nessa etapa procura-se desenvolver ferramentas que possam ser utilizadas tanto na previsão como no monitoramento de estados de seca através da caracterização da intensidade, duração e frequência com que este fenômeno ocorre. Para isso, deve-se utilizar um indicador que funcione como os ponteiros de um relógio que sinalizam qual o estágio da seca (ver Figura 4), entretanto este relógio em especial pode retroceder no tempo, isto é, a seca pode perder severidade antes que alcance níveis mais severos. Estudos como o de Araujo Junior et al. (2020) apontam que o volume dos reservatórios é um bom indicador, em relação ao impacto de acumulação de água, que poderia servir como os ponteiros do relógio de seca, em que para um dado volume atual armazenado, que indique escassez hídrica, é possível prever se a tendência desse “ponteiro” é retroceder, isto é, diminuir a severidade da seca, ou se adiantar, diminuindo o volume e aumentando ainda mais a severidade da mesma.

Figura 4: Relógio da seca.



Fonte: Adaptado de Colorado Water Conservation Board (2010).

O acionamento de cada uma das medidas de preparação, mitigação e resposta são condicionados pelo estado da seca. A separação entre estes estados se dá por um valor no indicador (limiar entre os estágios de seca) que quando ultrapassado aciona uma ação. Por servir para o disparo de uma ação este limiar é chamado de gatilho. O conjunto das ações associadas a um estado de seca tem por objetivo cumprir uma meta de ampliação da oferta, redução da demanda, mitigação de impactos e conflitos associados a seca.

3.2.6. Plano de ações de preparação, mitigação e resposta

Nesse passo do planejamento são identificadas efetivamente as ações gerais e específicas que serão implementadas para a

preparação, mitigação e resposta à seca. Essas ações devem envolvem medidas ambientais, sociais e institucionais, além de melhorias no sistema de monitoramento, no intuito de assegurar que as diretrizes do plano de seca sejam cumpridas.

Isso deve ser realizado com base no levantamento bibliográfico afim de elaborar uma lista de ações associadas a cada tipo de medidas e com a participação de planejadores, órgãos de abastecimento e usuários visando a redução da demanda de água e a melhora da oferta de água durante cada estágio de seca.

3.2.7. Implementação e acompanhamento

A implementação e acompanhamento do plano de gestão da seca deve incluir um plano de ação para: mitigação, monitoramento de indicadores de seca; implementação e execução do programa de resposta à seca; planejamento de receita e acompanhamento do esforço de resposta à seca. Lembrando que isso deve ser construído de forma participativa e como um planejamento contínuo.

Dessa forma, nessa fase sugere-se que seja adotada como matriz metodológica a abordagem qualitativa por reconhecer a relevância dos atores e do significado de suas ações e decisões, tendo por base o marco institucional e organizacional para que possa ser discutido, elaborado e validado pelos atores envolvidos no processo de gestão de recursos hídricos, com foco na gestão de secas, o modelo institucional de operacionalização do plano.

Isso se dará por meio de reuniões com uso de exposição dialógada, as quais privilegiarão processos de avaliação contínua com vistas não apenas a verificar a eficiência e a eficácia do plano, mas possibilitar aprendizagem institucional, bem como seu fortalecimento (VOLTOLINI, 2004). Além disso, proporcionará ganho de relevância, credibilidade e confiabilidade ao modelo institucional de operacionalização do plano.

3.2.8. Revisão e atualização do plano

A etapa final do planejamento de seca é criar um conjunto de procedimentos para assegurar a avaliação adequada do plano e a definição do tempo de revisão. Esta revisão pode ser realizada durante a seca e pós-seca.

4. OBSERVAÇÕES FINAIS

A gestão de secas no Brasil tem avançado, mudanças de paradigmas tem ocorrido. Estados, municípios, gestores, planejadores e até mesmo usuários de sistemas hídricos, têm compreendido a necessidade de sair de uma abordagem de gestão de crise para uma abordagem baseado na gestão de risco.

O desenvolvimento de planos pilotos de seca, a disseminação dos planos proativos para outras localidades e a estruturação de um monitor de seca no Brasil, realizado inicialmente em âmbito regional e atualmente em âmbito nacional, têm mostrado a capacidade das principais partes interessadas em nível regional e federal em conduzir a mudança de paradigmas e superar alguns dos desafios históricos relacionados à gestão da seca no Brasil.

Nesse contexto, o desafio atual é de aprimorar metodologias e a definição de políticas públicas que disseminem a práticas de planejamento proativo e adaptativo de secas, com base na gestão de riscos climáticos.

5. REFERÊNCIAS

ARAUJO JUNIOR, L. M.; SOUZA FILHO, F. A.; CID, D. A. C.; SILVA, S. M. O.; SILVEIRA, C. S. Avaliação de Índices de Seca Meteorológica e Hidrológica em Relação ao Impacto de Acumulação de Água em Reservatório: Um

Estudo de Caso para o Reservatório de Jucazinho-PE. REVISTA AIDIS DE INGENIERÍA Y CIENCIAS AMBIENTALES, v. 13, p. 382-398, 2020.

BANCO MUNDIAL. Turn down the heat: Why a 4C warmer world must be avoided. Washington, DC: World Bank Group, 2012.

BRETAN E., ENGLE N.L. Drought Preparedness Policies and Climate Change Adaptation and Resilience Measures in Brazil: An Institutional Change Assessment. In: Uitto J., Puri J., van den Berg R. (eds) **Evaluating Climate Change Action for Sustainable Development**. Springer, Cham, 2017.

COLORADO WATER CONSERVATION BOARD. **Municipal Drought Management Plan Guidance Document**. State of Colorado, 2010. 123p.

----- . **The Colorado Drought Mitigation and Response Plan August**. State of the Colorado, 2013. 736p.

DE NYS, E.; ENGLE, N. L. Convivência com o Semiárido e Gestão proativa da seca no Nordeste do Brasil: Uma nova Perspectiva. **Agua Brasil series**. Washington, DC : World Bank Group, 2014.

GIDDENS, A. **O mundo na era da globalização**. Lisboa: Presença, 4^a ed., 2000.

GONZÁLEZ, F. C.; MORCILLO, J. C. **Guía para la elaboración de planes de emergencia por sequía em sistemas de abastecimiento urbano**. Ministerio de Medio Ambiente: Asociación Española de abastecimientos de agua y saneamiento. 83p. 2007.

MARCELINO, E. V. **Desastres Naturais e Geotecnologias: Conceitos Básicos**. INPE/CRS, Santa Maria, 38 p., 2008.

Pahl-Wostl, C. Transition towards adaptive management of water facing climate and global change. **Water Resources Management**, v. 21, n.1, pp. 49-62, 2007.

TURNER II, B. L.; KASPERSON, R. E.; MATSON, P. A.; McCARTHY, J. J.; CORELL, R. W.; CHRISTENSEN, L.; ECKLEY, N.; KASPERSON, J. X.; LUERS, A.; MARTELLO, M. L.; POLSKY, C.; PULSIPHER, A.; SCHILLER, A. A framework for vulnerability analysis in sustainability science. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 100, n. 14, p. 8074-8079, 2003. DOI: 10.1073/pnas.1231335100.

VOLTOLINI, Ricardo (organizador). **Terceiro setor: planejamento e gestão**. 2a edição, São Paulo, Editora Senac São Paulo, 2004.

WILHITE, D. A.; BUCHANAN-SMITH, M. Drought as a natural hazard: understanding the natural and social context. In: Wilhite D.A. (ed) **Drought and**

water crises: science, technology, and management issues. CRC Press, Boca Raton, FL, pp 3-29, 2005.

WILHITE, D. A.; HAYES, M. J.; KNUTSON, C. L.; SMITH, K. H. Planning for Drought: Moving from Crisis to Risk Management. **Journal of The American Water Resources Association**, v. 36, n. 4, pp. 697-710, 2000.

WILHITE, D. A.; HAYES, M. J.; KNUTSON, C. L.; Drought Preparedness Planning: Building Institutional Capacity. In: Wilhite D.A. (ed) **Drought and water crises: science, technology, and management issues.** CRC Press, Boca Raton, FL, pp 93-135, 2005.

RELAÇÕES ENTRE SECAS METEOROLÓGICAS, AGRÍCOLAS E HIDROLÓGICAS EM UMA REGIÃO SEMIÁRIDA DO ESTADO DO CEARÁ

*Thaís Antero de Oliveira
Francisco de Assis de Souza Filho
João Dehon de Araújo Pontes Filho*

1. INTRODUÇÃO

Apesar do aumento da produção agrícola nas últimas décadas, a redução da safra devido à seca afeta negativamente o mercado global de alimentos (por exemplo, preços dos alimentos, comércio) e as emissões de carbono relacionadas, e representam graves ameaças à segurança alimentar. Na última década, as severas secas nos principais países produtores agrícolas, como Austrália, Brasil, China, Índia, Rússia, Ucrânia e Estados Unidos, foram os principais fatores para os recentes aumentos nos preços das safras, levando à instabilidade dos preços globais dos alimentos e ameaçando a segurança alimentar global (ZHANG et al., 2017).

Palmer (1965) afirmou que a seca tem significados diferentes para as pessoas, dependendo de seus interesses específicos. Para o agricultor, a seca significa falta de umidade na raiz de suas plantas. Na visão do hidrólogo, indica níveis de água abaixo da média. A seca pode ser dividida em quatro categorias principais: meteorológica, agrícola, hidrológica e socioeconômica (WILHITE & GLANTZ, 1985). A seca meteorológica ocorre quando há um déficit de precipitação e é caracterizada pela escassez de água. No entanto, a seca hidrológica

ocorre quando o nível da água na superfície e no subsolo está abaixo do nível médio da série histórica. Quando a umidade do solo é menor do que a demanda de água da planta, ocorre uma seca agrícola (ESLAMIAN et al., 2017).

O tipo de seca muda ao longo do tempo por meio do processo de propagação da seca. Chagnon (1987) introduziu o conceito de propagação da seca e, anos depois, Van Loon (2015) definiu a propagação da seca como a transição da seca meteorológica para a hidrológica. Visto que os estoques de água da atmosfera, da superfície e do subsolo estão intimamente interconectados dentro do ciclo hidrológico, as secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas estão relacionadas entre si (JI YAE et al., 2018). Visando melhorar o monitoramento das secas, foram desenvolvidos índices com o objetivo de estimar a ocorrência e intensidade dos eventos de escassez por meio de diferentes métodos de cálculo (FERNANDES et al., 2010).

A identificação da seca é um pré-requisito para a análise do risco de seca. No entanto, a maioria desses estudos se concentrou em um único índice de seca para identificar um evento de seca para avaliar o risco de seca. Por exemplo, Zhang et al. (2013) definiram episódios de seca usando o índice padronizado de precipitação (SPI) para avaliar os riscos de seca com severidade e duração da seca na Bacia do Rio das Pérolas. Liu et al. (2016) extraíram eventos de seca com base no *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI) para abordar o risco de seca com duração, severidade e pico de seca na China. No entanto, este tipo de análise não é considerado suficiente nem razoável para avaliar o risco de seca, pois um evento de seca é um fenômeno multivariado que contém links físicos interativos (CHANG et al., 2016).

De 2012 a 2018, a região nordeste experimentou uma das suas piores secas já registradas, que gerou impactos generalizados devastadores sobre o armazenamento de água, agricultura, pecuária e indústria.

No Ceará, 39 dos 153 reservatórios monitorados colapsaram totalmente e outros 42 ficaram abaixo do nível mínimo de água operacional.

Os impactos na agricultura do estado foram sentidos em diferentes escalas de tempo, dependendo do tipo de agricultura utilizada. Nos primeiros dois anos da seca, 2012–2013, a agricultura de sequeiro foi fortemente afetada e muitos agricultores abandonaram completamente suas culturas. A agricultura irrigada, por outro lado, praticamente não sofreu impacto no início da seca, uma vez que os grandes reservatórios plurianuais garantiam seu abastecimento. Esses reservatórios iniciaram a estiagem com níveis elevados acumulados em relação ao ano chuvoso anterior de 2011. Com a persistência da estiagem e a consequente diminuição dos níveis acumulados, a redução e posterior interrupção das outorgas de uso da água para irrigação foram determinadas para economizar água para o abastecimento humano, priorizado de acordo com a legislação hídrica brasileira (PONTES FILHO et al., 2020).

Diante dessa situação, um dos objetivos do presente estudo é calcular diferentes índices de seca e em diferentes escalas temporais para a bacia do Alto Jaguaribe. Serão utilizados para analisar seca metereológica, o *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI) nas escalas de 3 e 12 meses, para seca agrícola, o *Vegetation Health Index* (VHI), e para seca hidrológica, o *Standarized Runoff Index* (SRI), também nas escalas de 3 e 12 meses. Apesar desses índices serem consagrados na literatura nacional e internacional, as relações entre eles e entre suas diferentes escalas temporais ainda não foi completamente analisada. Além disso, o entendimento do comportamento desses índices durante o gravíssimo evento de seca registrado no estado entre os anos de 2012 – 2018, é também de grande importância para o monitoramento e planejamento proativo das próximas secas.

Ademais, propõe-se desenvolver um índice integrado de seca alterando a metodologia proposta por Chang et al. (2016), que utiliza coeficientes de peso baseados na teoria dos conjuntos variáveis

fuzzy, para a criação do *Integrated Meteorological Agricultural Hydrological Drought Index* (IMAH). O IMAH integra o SPEI, VHI e SRI. O SPI e o SPEI foram usados em diferentes escalas de tempo, uma representando períodos curtos (agregação de 3 meses) e períodos mais longos (agregação de 12 meses). Assim, foi possível analisar o índice integrado em diferenças escalas de agregação.

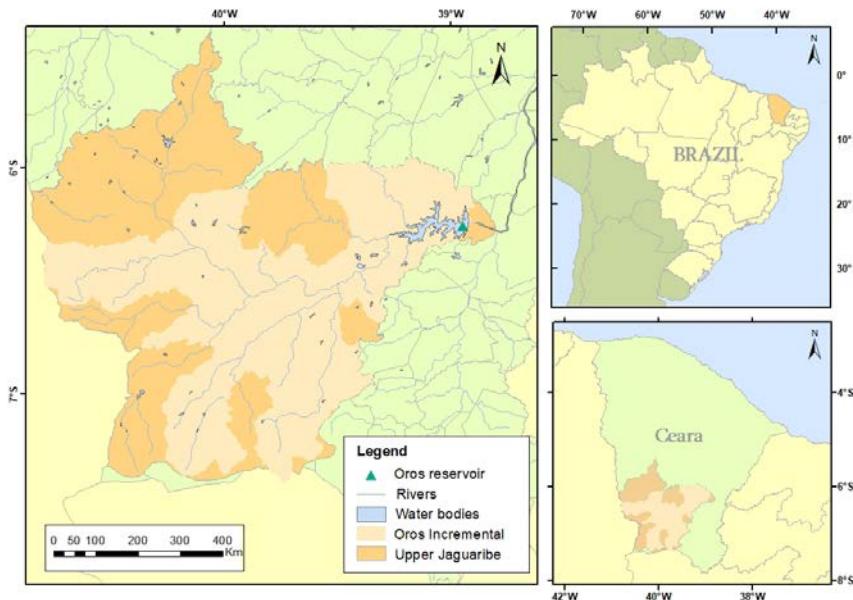
A bacia do Alto Jaguaribe foi escolhida por sua importância estratégica para a gestão hídrica no Estado do Ceará, onde se encontra o segundo maior reservatório do estado, Orós.

2. ESTUDO DE CASO

A bacia do Alto Jaguaribe está localizada na porção sudoeste do Estado do Ceará. Limita-se a oeste pelo Estado do Piauí e ao sul pelo Estado de Pernambuco. É a maior bacia do estado e a que possui a maior região hidrográfica se comparada as cinco bacias que compõem a bacia do Rio Jaguaribe (Alto, Médio e Baixo Jaguaribe, Banabuiú e Salgado) (INESP, 2009).

O reservatório Orós é o mais importante da bacia e de extrema importância para o estado do Ceará, cuja área do espelho d'água pode ser observada na Figura 1. A bacia do Alto Jaguaribe apresenta em termos de potencial de acumulação de água aproximadamente 2,7 bilhões de metros cúbicos. O açude Orós é a sua principal reserva hídrica, tem uma capacidade de acumulação de 1,9 bilhão de metros cúbicos (70% do total armazenado na bacia), sendo a segunda maior capacidade de armazenamento de água do estado. O reservatório possui um manancial vital para as bacias do Médio e Baixo Jaguaribe, garantindo a perpetuação da vazão do Rio Jaguaribe até o açude Castanhão. Também contribui para o abastecimento do açude Lima Campos, destacando sua participação no abastecimento de água potável à população do município de Icó, na bacia do rio Salgado (INESP, 2009).

Figura 1: Localização da Bacia Incremental Orós na Bacia do Alto Jaguaribe



Nessa bacia, os sistemas de transferência de água compreendem nove adutoras, um eixo de integração e cerca de 520,93 km do trecho de perenização do vale do Jaguaribe, a partir de 2008 (INESP, 2009). Os principais canais construídos beneficiam cerca de 182 mil pessoas. Está localizado nesta bacia, o Eixo de Integração Orós-Feiticeiro, que permite a transferência de água do açude do Orós para a bacia do açude do Feiticeiro (DANTAS, 2011).

A bacia possui uma área de drenagem de 24.636 km², correspondendo a 16,56% do território cearense. Ela está localizada à montante do reservatório de Orós. Essa bacia é formada por 24 municípios e tem uma capacidade de acumulação de águas superficiais de 2.792.563.000 m³, sendo 18 barragens públicas administradas pela Companhia Gestora de Recursos Hídricos (COGERH).

A Bacia do Alto Jaguaribe, segundo Brasil et al. (2005) tem as seguintes características:

- Precipitação média anual inferior a 800 mm;
- Índice de aridez de 0,5;
- Risco de seca maior que 60%, com base no período entre 1970 e 1990.

As precipitações são esparsas e irregulares, com concentração de seis meses, de dezembro a maio, sendo os dois primeiros meses relacionados à pré-temporada e os últimos quatro meses associados ao período chuvoso (ROCHA, 2018).

3. DADOS

Os dados utilizados referem-se à bacia do Alto Jaguaribe e à vazão do reservatório Orós no exultório da bacia. A Tabela 1 apresenta as informações dos dados de entrada necessários para o cálculo dos índices de seca.

Tabela 1: Informações de dados de índices de entrada

Índice	Dado de entrada	Fonte	Série Temporal	Tempo de agregação
SPEI	Precipitação, ETP	FUNCENE	Jan/1982 – Dez/2020	Mensal
VHI	NDVI e BT	NOAA	Jan/1982 – Dez/2020	Semanal
SRI	Vazão	FUNCENE	Jan/1982 – Dez/2020	Mensal

ETP – Evapotranspiração Potencial;

FUNCENE – Fundação Cearense de Metereologia e Recursos Hídricos;

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index;

BT - Brightness Temperature;

NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration.

Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI)

O *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI), é um índice multiescala de seca que combina dados de precipitação e temperatura (VICENTE-SERRANO, BEGUERIA e LÓPEZ-MORENO, 2010a). O SPEI também é uma função padronizada, capaz de eliminar discrepâncias de dados causadas por distribuições espaço-temporais e facilitar a comparação. De acordo com Vicente-serrano et al. (2010a), o SPEI usa a diferença entre a precipitação e a evapotranspiração potencial (ETP) em uma base mensal ou semanal. O presente estudo utilizou o método de cálculo ETP de Hargreaves (1985), que requer dados de temperatura como entrada. Mais detalhes sobre o SPEI podem ser obtidos em artigos anteriores (VICENTE-SERRANO et al. 2010a, b). O SPEI foi calculado com uma escala agregada de 3 e 12 meses, na forma de janela móvel.

Com base no SPEI, as condições de seca podem ser classificadas em várias categorias. Um valor de SPEI negativo indica a ocorrência de seca. Cunha et al. (2019), desenvolveu um índice conjunto entre o SPI e o VHI adotando limiares para os dois índices para classificar os estados em cinco categorias. Este estudo utilizou os limiares do SPI apresentados por Cunha et al. (2019) para classificar o SPEI e SRI. Os limites e classificações são apresentados na Tabela 2:

Tabela 2: Limites dos níveis de seca para o SPEI e SRI

SPEI	Níveis de Seca
>-0,5	Normal
-0,5 to -0,8	Seca Fraca
-0,8 to -1,3	Seca Moderada
-1,3 to -1,6	Seca Severa
<-1,6	Seca Extrema

3.1. Vegetation Health Index (VHI)

O Vegetation Health Index (VHI) foi desenvolvido por Kogan (2001) como um proxy para a seca agrícola capaz de caracterizar a saúde da vegetação. O VHI tem várias aplicações, como detecção de seca, severidade da seca, avaliação da duração e alerta de seca (SEILER, 1998).

É calculado com base no *Vegetation Condition Index* (VCI) e no *Temperature Condition Index* (TCI). O VCI é obtido pela normalização dos valores do *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) pelos seus valores absolutos mínimo e máximo plurianuais no período analisado. O algoritmo TCI é semelhante ao VCI, mas se refere à temperatura de brilho (BT) estimada a partir da banda infravermelha térmica AVHRR (canal 4).

Os mapas VHI, com resolução de 4 km, estão disponíveis no Serviço Nacional de Satélite, Dados e Informações Ambientais - NESDIS (<http://www.star.nesdis.noaa.gov>) da Administração Oceânica e Atmosférica Nacional (NOAA).

Os limiares de classificação de secas aplicados no presente estudo seguem Cunha et al. (2019), porém, com a transformação da classe excepcionalmente seca em extremamente seca, conforme mostra a Tabela 3:

Tabela 3: Limites dos níveis de seca do VHI

VHI	Níveis de Seca
>40	Normal
30 to 40	Seca Fraca
20 to 30	Seca Moderada
12 to 20	Seca Severa
<12	Seca Extrema

3.2. Standarized Runoff Index (SRI)

O *Standarized Runoff Index* (SRI), desenvolvido por Shukla e Wood (2008), utiliza a mesma metodologia de cálculo aplicada no *Standarized Precipitation Index* (SPI), que se baseia na distribuição de probabilidade de precipitação e pode ser calculado em diferentes escalas de tempo. Por ser um índice padronizado, permite uma comparação adequada entre outras localidades e climas. Vale ressaltar que os dados de vazão foram obtidos por meio do modelo hidrológico autocalibrado (MODHAC) para a bacia do Alto Jaguaribe.

As seguintes etapas são realizadas para calcular o SRI: (i) escolher a escala de tempo para agregar os fluxos mensais (por exemplo, 3 meses), (ii) ajustar a distribuição de probabilidade para a série temporal desses valores (geralmente distribuição Gama), (iii) estimativa dos valores da probabilidade de não excedência (probabilidade cumulativa de valores de fluxo serem menores do que isso na série temporal) do evento de fluxo do ano que se deseja avaliar a seca, então (iv) uso de um padrão de distribuição normal para o cálculo da variável reduzida (z) correspondente ao valor da probabilidade de não excedência.

Neste estudo, foram aplicadas as escalas temporais de 3 e 12 meses como janela móvel. Para o estágio de classificação pela

severidade da seca, foram utilizados os mesmos limiares apresentados para o SPEI, conforme mostrado na Tabela 2:

3.3. Método do Peso de Entropia

O método da entropia, apresentado pela primeira vez na termodinâmica, foi proposto por Shannon (1948). É um sistema específico que pode identificar uma grande quantidade de informações úteis a partir dos dados desordenados (MENG, 1989). Se as diferenças nos valores dos fatores de avaliação são altas, mas suas entropias são pequenas, isso indica que os fatores fornecem informações mais úteis, e esses fatores devem receber pesos correspondentemente altos (QIU, 2002). A entropia de informações é uma medida objetiva para determinação de peso e atualmente é amplamente aplicada em finanças, economia, engenharia e avaliação. (ZOU et al., 2006). Com isso, o método de peso de entropia foi aplicado para determinar os pesos dos três índices de seca antes de construir o índice de seca integrado multivariado.

3.4. Teoria dos conjuntos variáveis Fuzzy

A teoria dos conjuntos variáveis fuzzy, uma metodologia integrada para resolver problemas multivariáveis, tem sido extensivamente aplicada no campo de seleção de fornecedores para acomodar a subjetividade em processos complexos de tomada de decisão, e é o processo em que muitos índices relacionados são considerados sinteticamente e que vários fatores são levados em conjunto para obter o resultado da avaliação fuzzy (GHOLAMIAN et al., 2015; WANG et al., 2015). Baseada nessa teoria, Qiu (2002) desenvolveu um método do cálculo do peso de entropia para fatores a fim de formar um memo indicador. Essa metodologia criada por Qiu (2002) foi utilizada como base para desenvolver o cálculo do índice integrado IMAH.

4. CÁLCULO DO IMAH

4.1. Classificação dos Índices

A matriz dos índices $X = (x_{ij})_{mxn}$ é disposta como:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

Sendo, m o número de valores da série temporal dos índices e n o número de índices.

Primeiramente é necessário classificar os índices de acordo com o nível de seca que eles indicam. Variando de 0 (Estado Normal), 1 (Seca), 2 (Seca Moderada), 3 (Seca Severa) e 4 (Seca Extrema). Para tal classificação foram seguidas as Tabelas 2 e 3.

Com isso, foi obtido uma matriz com os valores variando entre 0 e 4, formatada como:

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix}$$

4.2. Cálculo do peso de entropia

Primeiramente é calculado a frequência relativa para cada tipo de seca para cada índice de seca (f_{ij}). Assim, entre os n indicares, a entropia é calculada de acordo com a formulação seguinte:

$$H_i = -k \sum_{j=1}^c f_{ij} \ln f_{ij}, i = 1, 2, \dots, n \quad \text{Eq. 1}$$

Sendo, $k = 1/\ln(m)$ e é considerado que para $f_{ij} = 0$, $f_{ij} \ln f_{ij} = 0$

Com isso, é possível calcular o peso de entropia para cada índice:

$$w_i = \frac{1 - H_i}{n - \sum_{i=1}^n H_i} \quad \text{Eq. 2}$$

4.3. Cálculo do Índice integrado IMAH

Para obter o índice integrado IMAH deve-se calcular uma média ponderada utilizando os valores classificados dos índices (Matriz C) e o peso de entropia de cada índice, assim:

$$IMAH = \sum_{j=1}^n w_i c_{ij}, i = 1, 2 \dots m$$

5. ANÁLISE DE SECA

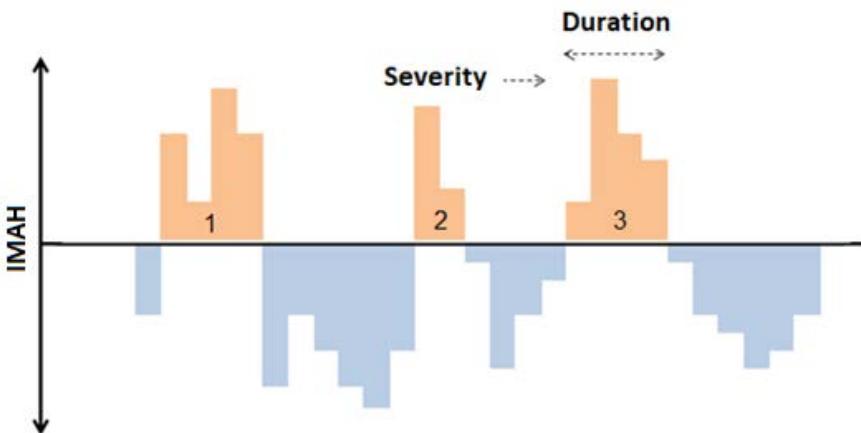
O cálculo das características de duração e severidade da seca foi obtido por meio da *run theory*, como proposto por Yevjevich (1967). Cada evento de seca é definido como a proporção de tempo em que todos os valores de uma variável X_t estão abaixo de um nível selecionado (FILHO, 2020). Especificamente para o IMAH, contudo, os eventos são identificados com valores positivos, com isso, a duração de um determinado evento de seca é determinada pela soma dos períodos em que esse evento permaneceu acima de um certo limiar. Neste artigo, $X_t = 0$, pois houve uma classificação anterior na qual indica que valores maiores que 0 significam um evento seco. Essa análise foi aplicada para o IMAH3 e o IMAH2, os quais integram os índices com escala de 3 e 12 meses, respectivamente.

A Figura 2 ilustra esse processo aplicado ao IMAH. Os eventos de seca 1, 2 e 3 são laranja. A gravidade é dada pela soma dos valores de SPI durante um evento, de acordo com a Equação 5:

$$S = \sum_{i=1}^D IMAH \quad \text{Eq. 3}$$

Sendo S a severidade e D a duração da seca.

Figura 2: Run theory para calcular duração D e severidade S



6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

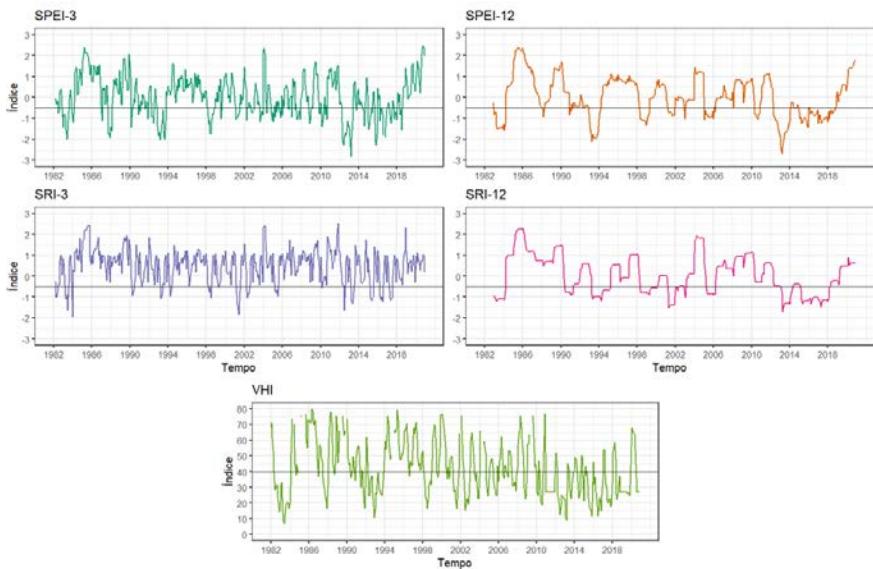
6.1. Análise dos índices no tempo

Os índices de seca SPEI-3, SPEI-12, SRI-3, SRI-12 e VHI foram calculados buscando avaliar a ocorrência de eventos de seca durante o período de 1982 – 2020 (Figura 2). Comparando o comportamento dos índices que apresentam diferentes escalas de tempo (SPEI e SRI), é visto que o comportamento do índice com uma escala temporal menor (3 meses) apresentam variações mais frequentes dos seus valores.

Os índices de escala de 3 meses indicam valores mais extremos, de forma geral, como nota-se no começo de 2004 ao comparar SPEI-3 e SPEI-12, bem como SRI-3 e SRI-12. O comportamento entre SPEI-12 e SRI-12 são os que apresentam maior semelhança, como é visto, principalmente, nos anos úmidos de 2006 a 2010. Entre 1984 e 1990, os índices de seca hidrológica (SRI-3 e SRI-12) não apresentaram nenhum evento de seca. No entanto, de acordo com os índices de seca meteorológica (SPI-3 e SPEI-12) e de seca

agrícola (VHI), uma rápida seca ocorreu no ano de 1988. No caso, uma seca meteorológica ocorreu nesse momento, evoluiu para seca agrícola, mas não teve severidade ou persistência suficiente para se propagar para uma seca hidrológica.

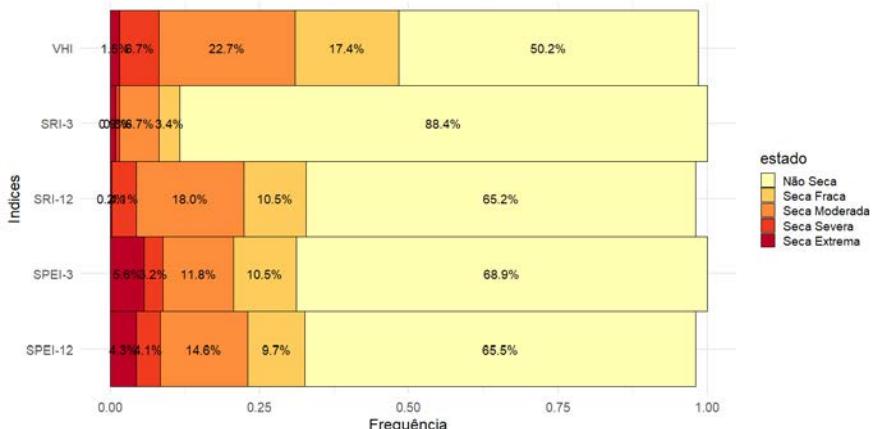
Figura 3: Gráfico com séries de dados dos índices



A frequência da ocorrência das secas é apresentada na Figura 4. Os índices padronizados (SPEI e SRI) apresentam frequências similares, havendo, contudo, uma discrepância em relação ao SRI-3. Isso ocorre porque o SRI-3 apresenta valores não significativos para o segundo semestre em decorrência da vazão no rio estudado ser, quase sempre, nula. Ao comparar os índices padronizados e o VHI, vê-se que o VHI apresenta um maior número de eventos secos (49,8%), enquanto os padronizados apresentaram uma porcentagem de eventos secos entre 31,1% e 34,8%. Em relação às secas extremas, o SPEI-3 e SPEI-12 apresentaram maior porcentagem em

relação ao SRI e VHI, contudo, o VHI apresentou maior quantidade de eventos de seca Fraca, Moderada e Severa. Isso mostrou que o VHI é mais sensível a um evento de seca, contudo, indicando-os de forma menos intensa.

Figura 4: Frequência para cada tipo de seca para os índices

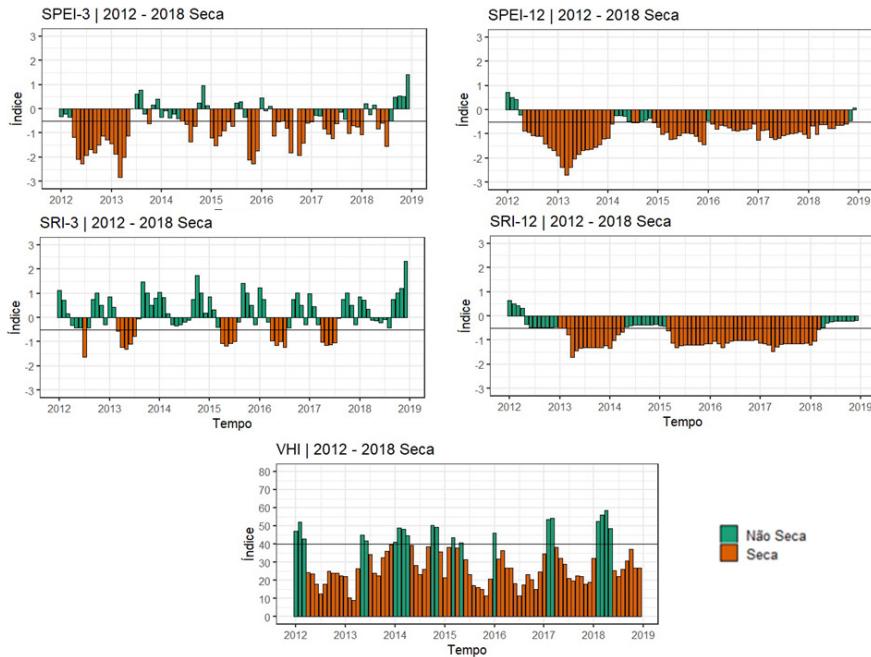


6.2. Análise dos índices no período da Seca 2012–2018

Em relação à detecção do período de seca entre 2012 e 2018, os índices indicaram o estado de seca na maior parte do período (ver Figura 5). O índice SRI-3, contudo, apresentou valores mais positivos, principalmente, no segundo semestre de cada ano. Esse comportamento do SRI-3 se dá pois no segundo semestre na Bacia do Alto Jaguaribe não há uma significante quantidade de precipitação e o rio Jaguaribe, em que o açude Orós está localizado, é intermitente gerando valores nulos de vazão na maioria dos meses do segundo semestre. Com isso, os valores de vazão no segundo semestre comparados na série são constantes, apresentando valores de não seca. Já o SRI-12, como não considera somente o

segundo semestre na agregação, apresenta a maior parte do tempo em estado de seca.

Figura 5: Gráfico com as séries de dados dos índices para o período de 2012–2018

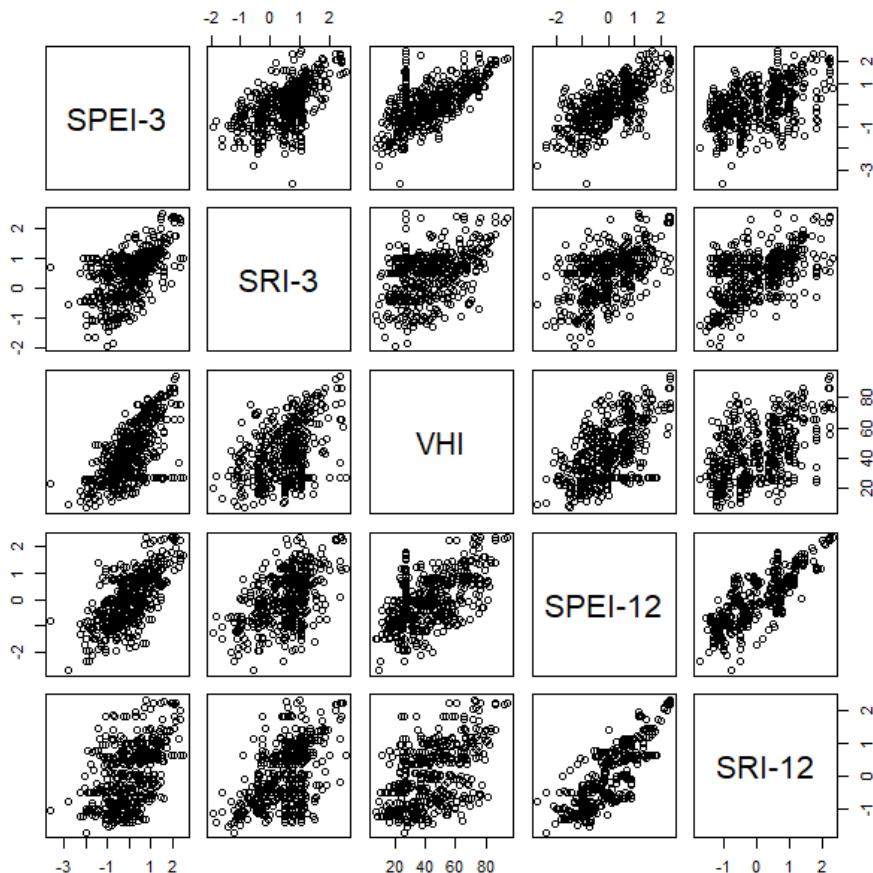


6.3. Análise entre os índices

Como os índices de seca analisados identificam diferentes tipos de seca e em diferentes escalas temporais, espera-se que a correlação entre as séries não seja perfeita, mas que ainda assim existam correlação. A Figura 6 apresenta as séries temporais dos índices plotadas entre si para analisar como é a relação entre eles. Os índices que apresentaram comportamentos mais similares foram o SPEI-12 e SRI-12, mostrando que índices com escalas de tempo

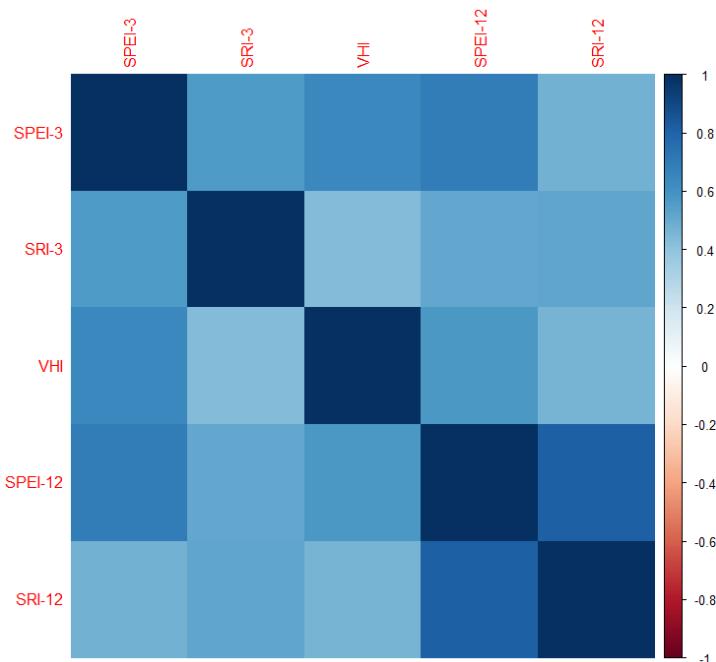
maiores tendem a uma maior concordância de resultados, bem como que o índice metereológico e hidrológico apresentaram maior proximidade com o comportamento linear do que em relação ao índice de seca agrícola. De um modo geral, os índices mostraram um estreitamento das relações nos valores mais altos, e espalhamento nos valores menores. Esse fato mostra que as secas apresentadas por cada índice, de fato, ocorrem em momentos diferentes no tempo, enquanto que os períodos úmidos são mais uniformes, mostrando a importância de monitorar e analisar mais de um índice de seca.

Figura 6: Gráfico com as séries de dados dos índices plotadas entre si



Analisando os valores de correlação linear entre os índices é confirmado o que foi visto na Figura 6, pois os índices SPEI-12 e SRI-12 são os que apresentam maior correlação linear. Há, também, uma correlação importante entre o VHI e SPEI-3, mostrando maior relação entre o índice agrícola e metereológico do que em relação ao hidrológico.

Figura 7: Matriz de correlação entre os índices



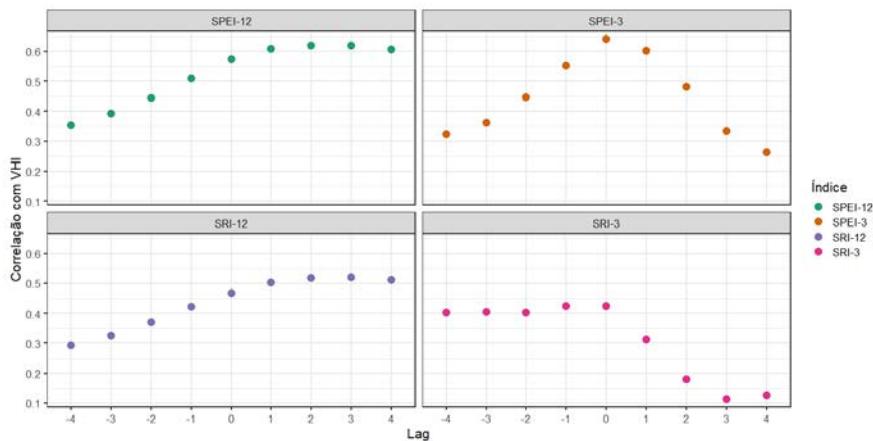
A correlação entre cada índice padronizado e o VHI, com *lags* entre -4 e +4 meses, é apresentada na Figura 8. O *lag* de -4 meses indica que o índice em análise está atrasado em 4 meses em relação a série temporal do VHI. De forma contrária, o *lag* de +4 meses indica que a série do índice foi adiantado em 4 meses em relação ao VHI.

Com isso, foi calculado a correlação com essas variações das séries de dados.

O VHI com *lag* 0 apresentou uma correlação maior com SPEI-3 do que com o SPEI-12. De acordo com Jain et al. (2010), nas regiões com uma resposta mais rápida à chuva, a correlação entre o índice de seca meteorológica e agrícola é maior para escalas de tempo menores. Assim, pode-se concluir que a bacia do Alto Jaguaribe apresenta resposta relativamente rápida à seca.

De acordo com a definição de propagação de seca proposta por Van Loon (2015), há a transição da seca metereológica, para agrícola até ocorrer a seca hidrológica. Essa relação pode ser confirmada pelo gráfico de correlação entre o SRI-12 e o VHI, pois apresentou uma maior correlação em relação ao *lag* positivo. Contudo, o SPEI-12, o que indica uma seca metereológica, também apresentou uma maior correlação com o VHI com um *lag* positivo, o que vai de encontro ao definido pelo conceito de propagação de seca proposta pelo autor. Essa conjectura ocorre, possivelmente, pela escala de agregação do índice metereológico, a qual é alta, o que gera um atraso no indicativo de seca. Com isso, um índice de seca agrícola pode indicar previamente a seca na região em relação ao índice metereológico, desde que o último esteja em uma escala temporal mais elevado, como ocorre na bacia estudada do Alto Jaguaribe.

Figura 8: Correlação com o VHI com lags de -4 a +4 meses



6.4. Análise do *Integrated Meteorological Agricultural Hydrological Drought Index (IMAH)*

Uma das principais motivações do presente estudo é o desenvolvimento de um índice de seca integrado e confiável, multivariado e confiável, que inclui informações meteorológicas, hidrológicas e agrícolas para capturar a seca regional de forma objetiva e abrangente. Assim, com base na metodologia explicitada, os três coeficientes de peso de entropia dos índices de seca foram calculados para os valores da escala 3 e 12 meses de agregação, e os resultados são mostrados nas Tabelas 4 e 5. É visto que os valores de peso de entropia entre os índices são bastante semelhantes.

Tabela 4: Peso de entropia para os índices de escala 3 meses

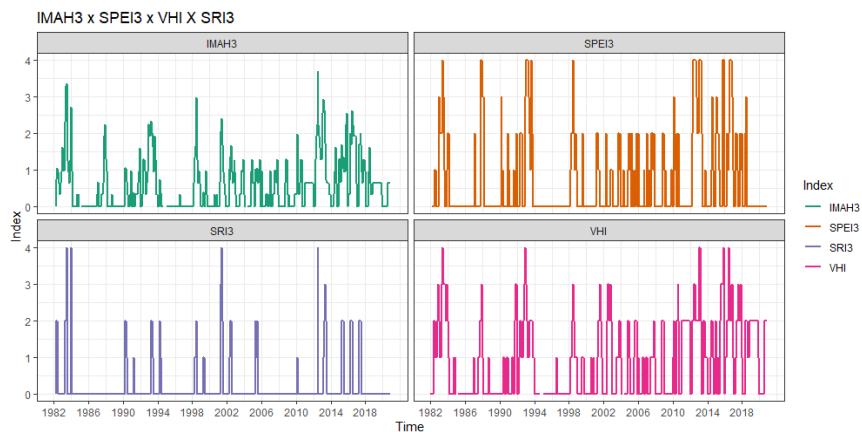
Index	SPEI3	VHI	SRI3
Weight	0,326	0,313	0,360

Tabela 5: Peso de entropia para os índices de escala 12 meses

Index	SPEI12	VHI	SRI12
Weight	0,335	0,324	0,341

Para comparar os valores do IMAH com os outros índices, foi plotado a série de dados geradas do IMAH em relação aos índices com seus valores com calssificações de seca, ou seja, com valores de 0, 1, 2, 3, e 4 de acordo com o nível da seca, seguindo as Tabelas 2 e 3.

Figura 9: Gráfico com a série de dados do IMAH3 e os índices de escala de 3 meses



É visto na Figura 9 que os picos de seca são bastante semelhantes entre os índices e o IMAH3, havendo, contudo, uma maior discrepância em relação ao SRI3. Essa maior diferença advém, principalmente, porque os valores do SRI3 para o segundo semestre na bacia do Alto Jaguaribe não são relevantes, como explicitado anteriormente.

Figura 10: Gráfico com a série de dados do IMAH12 e os índices de escala de 12 meses



Em relação ao IMAH12, ele tem um comportamento muito semelhante aos outros índices, principalmente, SPEI12. Interessante salientar que a seca de 2012-2018 só começa a ser detectada pelo SRI12 próximo ao ano de 2014, contudo, como foi detectada anteriormente pelo SPEI12 e VHI, o IMAH12 indica de forma precoce.

Aproximadamente, pode ser visto nas Figuras 9 e 10 que a série do IMAH tem uma tendência semelhante com a série dos índices e que consegue indicar a seca de forma a integrar os três tipos de seca, pois consegue indicar as secas apresentadas pelos três índices.

6.5. Análise de Seca

De acordo com a identificação de eventos de seca introduzida, as ocorrências de eventos de seca e as correspondentes variáveis características em 1982-2019 foram obtidas para a bacia do semiárido. Os resultados estatísticos são apresentados na Tabela 6. Os valores para a ocorrência de estiagem no IMAH3 foram maiores em decorrência de avaliar um período mais curto. Porém, a duração

média dos eventos de seca do IMAH12 é maior devido a ser o agragado que considera os 12 meses anteriores, assim, um mês seco influencie o valor dos 11 meses seguintes.

Tabela 6: Número de ocorrências de eventos de seca e variáveis correspondentes durante 1982-2019

Índice	IMAH3	IMAH12
Número de eventos de seca	39	27
Média de duração de meses	6,66	10,63
Média de severidade por evento	6,84	12,24
Índice de severidade mensal	1,02	1,15

Ao analisar o índice de severidade mensal, que é obtido pela divisão da severidade média pela duração média, verifica-se que os valores de severidade por mês são próximos para as escalas e possuem um valor próximo de 1, o que indica uma seca fraca, ou seja, ele mostra que os eventos de seca seriam a junção de várias secas fracas mensais.

7. CONCLUSÕES

As secas podem ter diferentes significados, dependendo dos interesses das pessoas afetadas. Este estudo investigou as relações entre os diferentes tipos de secas a partir de índices específicos para cada tipo. Para analisar as secas meteorológicas foram utilizados os índices SPEI-3 e SPEI-12, para seca agrícola, o VHI, e para seca hidrológica, o SRI-3 e SRI-12 com séries temporais de 1989 até 2020, analisados na Bacia do Rio Jaguaribe, Ceará, localizada no semiárido brasileiro.

A hipótese de propagação linear entre a seca meteorológica, seguida pela seca agrícola e findando em seca hidrológica, proposta por Van Loon (2015), foi refutada, uma vez que a seca agrícola pode antecipar uma seca meteorológica, desde que o indicador da última esteja numa escala temporal maior. Ainda assim, foram verificados episódios em que as secas meteorológica e agrícola foram detectadas, mas que não tiveram severidade ou persistência suficiente para evoluir e se propagar para uma seca hidrológica.

Quando observados os cinco índices de seca para o período de 2012-2018, período em que uma grave seca assolou a região de estudo, todos os índices mostraram eventos de seca de elevada severidade e persistência, especialmente os de maior escala temporal, SPEI-12 e SRI-12. Nos outros, chuvas pontuais ocorridas nos meses secos podem fazer com que o evento se encerre matematicamente, mas os impactos continuam ocorrendo na região. Por isso, a utilização de índices com maior escala temporal é mais recomendada para a região.

Este estudo sugere que, de modo geral, existe um estreitamento nas correlações de valores mais elevados, e maior dispersão nos valores em estados de seca, mostrando a importância de monitorar e analisar mais de um índice de seca. Além disso, as correlações entre os índices são maiores entre aqueles de maior escala temporal (SPEI-12 e SRI-12).

Estudos anteriores realizaram principalmente avaliações de risco de seca com base em um único índice de seca (por exemplo, SPI ou SPEI), o que não é suficiente nem razoável porque a seca é um fenômeno multivariado (CHANG, 2016). Portanto, estudar o risco de seca de forma multivariada é significativo. Neste artigo, os índices integrados IMAH3 e IMAH12 são desenvolvidos que combinam três índices de seca (SPEI, VHI e SRI, com escalas de 3 e 12 meses) pertencentes a três classes de seca diferentes (meteorológica,

agrícola e hidrológica) para representar a complexidade e diversidade da informação de seca. Com base no IMAH3 e IMAH12, o evento de seca, incluindo a duração e severidade da seca, é definido para capturar as condições multivariadas de seca.

O presente estudo conclui que a tendência, tanto para IMAH3 quanto para IMAH12, é semelhante à de SPEI3, e de SPEI12 e SRI12, respectivamente, havendo, contudo, maiores discrepâncias em relação ao SRI3. Além disso, eventos de seca historicamente severos, como a seca de 2012 a 2018, são indicados pelo IMAH, bem como, ele consegue indicar um tipo de seca quando os outros não ocorrem no período. O que mostra que o índice é confiável e pode refletir efetivamente as características abrangentes das informações meteorológicas, agrícolas e hidrológicas.

Foi possível, por meio da análise de duração e severidade, perceber uma severidade média por mês baixa para a região e período de estudo. Mostrando que os eventos de secas identificados seriam a junção de várias secas fracas na região.

Para estudos futuros, recomenda-se analisar mais escalas temporais, assim como, observar com mais detalhes a interferência das chuvas ocorridas nos períodos secos, uma vez que podem causar grande impacto matemático nos índices, porém não influenciam muito na gestão dos recursos hídricos, por não serem importantes em números absolutos.

8. REFERÊNCIAS

- DE ESTUDOS, Centro Universitário. Atlas brasileiro de desastres naturais 1991 a 2012: volume brasil. CEPED. UFSC, Florianópolis, 2013.
- KENNY, Mary Lorena. Drought, clientalism, fatalism and fear in Northeast Brazil. Ethics, Place & Environment, v. 5, n. 2, p. 123-134, 2002.
- DOS SANTOS, Maria João Janota. CARACTERIZAÇÃO E MONITORIZAÇÃO DE SECAS. 1998.

- FERNANDES, Diego Simões et al. Desempenho de índices quantitativos de seca na estimativa da produtividade de arroz de terras altas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 45, n. 8, p. 771-779, 2010.
- PALMER, W. C. Meteorological drought. U.S. Weather Bureau Research Paper 45, 58 pp, 1965.
- WILHITE, Donald A.; GLANTZ, Michael H. Understanding: the drought phenomenon: the role of definitions. **Water international**, v. 10, n. 3, p. 111-120, 1985.
- CHANGNON, Stanley Alcide. Detecting drought conditions in Illinois. Circular no. 169, 1987.
- VAN LOON, Anne F. Hydrological drought explained. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, v. 2, n. 4, p. 359-392, 2015.
- SHIN, Ji Yae et al. Investigation of drought propagation in South Korea using drought index and conditional probability. **Terrestrial, Atmospheric & Oceanic Sciences**, v. 29, n. 2, 2018.
- ESLAMIAN, S.; OSTAD-ALI-ASKARI, K.; SINGH, V.P.; DALEZIOS, N.R.; GHANE, M.; YIHDEGO, Y.; MATOUQ, M. A review of drought indices. **Int. J. Constr. Res. Civ. Eng.** 2017, 3, 48-66.
- ZHANG, Q.; XIAO, M.Z.; SINGH, V.P.; CHEN, X.H. Copula-based risk evaluation of droughts across the Pearl River basin, China. **Theoretical and Applied Climatology**. V. 111, p. 119-131. 2013.
- LIU, X.; WANG, S.; ZHOU, Y.; WANG, F.; YANG, G.; LIU, W. Spatial analysis of meteorological drought return periods in China using Copulas. **Nat Hazards**. V. 80, p. 367-388. Jan., 2016.
- CHANG, J.; LI, Y.; WANG, Y.; YUAN, M. Copula-based drought risk assessment combined with an integrated index in the Wei River Basin. China. **Journal of Hydrology**. 2016.
- DANTAS, S.P.; BRANCO, K.G.C.; BARRETO, L.L.; COSTA, L.R.F.; DAMASCENO, M.F.B.; SALES, M.C.L. Análise da distribuição dos recursos hídricos do Açude Orós: Bacia Hidrográfica Do Jaguaribe/Ce – Brasil. **Revista Geográfica de América Central Número Especial EGAL**, 2011- Costa Rica. II Semestre, 2011, pp. 1-11.
- ZHANG, Jie et al. The water-food-energy nexus optimization approach to combat agricultural drought: a case study in the United States. **Applied Energy**, v. 227, p. 449-464, 2018.
- BRASIL. MINISTÉRIO DA INTEGRAÇÃO NACIONAL. Nova Delimitação do SemiÁrido Brasileiro. 2005.

ROCHA, R. V. Antropoceno: impactos antrópicos de mudanças no uso do solo e operação de reservatórios nas secas do Ceará. 2018. 111 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil)-Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil: Recursos Hídricos, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.

FILHO, J.D.P; FILHO, F.A.S.; MARTINS, E.S.P.; STUDART, T.M.C. Water. V. 12, p. 834-856. Mar., 2020.

INESP. Caderno regional da sub-bacia do Banabuiú/Conselho de Altos Estudos e Assuntos Estratégicos, ALECE. Fortaleza, 2009. 116p.: il. – (Coleção Cad. Reg. Pacto das Águas, v. 5).

VICENTE-SERRANO S.M., BEGUERÍA S., LÓPEZ-MORENO J.I. A Multiscalar Drought Index sensitive to global Warming: the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. J Climate. V. 23, p. 1696–1718. 2010a.

HARGREAVES, G.H.; SAMANI, Z.A. Reference crop evapotranspiration from ambient air temperature. Chicago: American Society of Agricultural and Biological Engineers Meeteng, 1985.

VICENTE-SERRANO S.M., BEGUERÍA S., LÓPEZ-MORENO J.I., Angulo M., EL KENAWY A. A new global 0.5 gridded dataset (1901–2006) of a Multiscalar Drought Index: comparison with current Drought Index datasets based on the Palmer Drought Severity Index. J Hydrometeorol. V. 11, p.1033–1043. 2010b.

CUNHA, A.P.; ZERI, M.; LEAL, K.D. et al. Extreme Drought Events over Brazil from 2011 to 2019. Atmosphere. V. 10, no. 11, p. 642-662. Out., 2019.

KOGAN, Felix N. Operational space technology for global vegetation assessment. Bulletin of the American meteorological society, v. 82, n. 9, p. 1949-1964, 2001.

SEILER, R. A.; KOGAN, F; SULLIVAN, J. AVHRR-based vegetation and temperature condition indices for drought detection in Argentina. Advances in Space Research, v. 21, n. 3, p. 481-484, 1998.

SHUKLA, S.; WOOD, A. W. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. Geophysical Research Letters, v. 35, L02405, 2008.

JAIN, Sanjay K. et al. Application of meteorological and vegetation indices for evaluation of drought impact: a case study for Rajasthan, India. Natural hazards, v. 54, n. 3, p. 643-656, 2010.

DESENVOLVIMENTO DE ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SECA UTILIZANDO MCDM E SIG – ESTUDO DE CASO EM SÃO PAULO E CEARÁ, BRASIL

Gabriela de Azevedo Reis

Francisco Assis de Souza Filho

Donald Robert Nelson

Renan Vieira Rocha

Samiria Maria Oliveira da Silva

1. INTRODUÇÃO

A demanda de água tende a aumentar com o crescimento da população e, em conjunto com os riscos climáticos variáveis, um abastecimento constante de água pode se tornar cada vez mais incerto. Nas últimas décadas, o crescimento do consumo de água mais do que dobrou o crescimento populacional (Cosgrove e Loucks 2015). Este aumento na demanda de água combinado com a escassez de água provavelmente agravará os cenários de estresse hídrico já existentes em várias áreas do planeta (Suárez-Amiñana et al. 2017). Por sua vez, os países industrializados enfrentam conflitos relacionados à alocação de água, poluição de fonte difusa e eventos extremos, incluindo secas (Pryshlak et al. 2014). Os países menos privilegiados também enfrentam a incerteza e a escassez de água devido a fatores semelhantes, mas que costumam ser agravados pela falta de infraestrutura suficiente. Como resultado, os impactos negativos dos eventos de mudança climática são um grande obstáculo para o desenvolvimento sustentável nessas regiões, embora a magnitude

do desafio seja distribuída de forma desigual entre os países e dentro deles. Como resultado, a avaliação e priorização da vulnerabilidade são necessidades fundamentais para estudos científicos sobre adaptação às mudanças climáticas (Vargas e Paneque 2017).

Os eventos de seca, dependendo de sua frequência, intensidade e duração, entre outros aspectos físicos, causam uma série de impactos ao meio ambiente e à sociedade humana. Esses impactos geram complexidades secundárias adicionais para a gestão dos recursos hídricos (Montanari et al. 2013). A incerteza subsequente relacionada ao fornecimento confiável de água requer maior eficiência no planejamento e gestão (Pienaar e Hughes 2017). Responder à seca por meio de estratégias de gestão de crise post-hoc é ineficiente (Wilhite et al. 2014) e cabe aos gestores de recursos hídricos desenvolver e aplicar estratégias proativas que mitiguem os impactos da escassez de água. Para tanto, são necessárias diretrizes para o desenvolvimento de planos de gestão da seca, com estratégias de gestão proativas e baseadas em risco (Wilhite et al. 2014), com base em descobertas sociais, técnicas e científicas. A análise da vulnerabilidade de um sistema hídrico é uma contribuição essencial para a elaboração de tais estratégias.

A vulnerabilidade é geralmente apresentada como uma medida agregada do bem-estar humano, que avalia a suscetibilidade ambiental, social e econômica a distúrbios potencialmente prejudiciais. Não é uma medida estática, mas sim, a vulnerabilidade varia ao longo do tempo e do espaço de acordo com as ações políticas e sociais (Bohle et al. 1994, Hewitt 2013, Thomas et al. 2016). As análises, portanto, requerem uma metodologia robusta para identificar e categorizar a vulnerabilidade e uma forte conexão entre pesquisadores e tomadores de decisão (Turner et al. 2003). Desde 2006, os estudos de vulnerabilidade às mudanças climáticas têm se concentrado cada vez mais na gestão dos recursos hídricos. A

maioria das publicações provém de pesquisas em países europeus e norte-americanos (Nazemi et al. 2013, Acosta e Martínez 2014, Asefa et al. 2014, Chanda et al. 2014, Goharian et al. 2016, Mateus & Tullos 2017, Vargas e Panque 2017, Zhang et al. 2017, Anandhi e Kannan 2018), e há uma lacuna na pesquisa sul-americana. No Brasil, também há uma demanda por maior pesquisa sobre a vulnerabilidade dos recursos hídricos, incluindo os componentes sociais (Wang et al. 2014), uma vez que a pesquisa climática contemporânea se concentra principalmente em sistemas de energia renovável, ao invés de água, e tende a não se envolver com o social aspectos da vulnerabilidade.

Este artigo propõe um método aprimorado para quantificar e classificar a vulnerabilidade à seca por meio de uma tomada de decisão multicritério (MCDM), análise de exposição e sensibilidade baseada em SIG e a capacidade adaptativa de uma população para lidar com a seca. O modelo iSECA e suas inovações oferecem contribuições técnicas e conceituais e servem como ferramenta para a elaboração de planos de gestão da seca. O método é baseado na definição de vulnerabilidade do IPCC, que inclui os conceitos de sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa (IPCC 2001) e pode ser aplicado em escalas regionais e locais usando dados secundários existentes. Priorizando áreas não cobertas pela maioria das pesquisas de vulnerabilidade às mudanças climáticas, os autores aplicaram o iSECA a duas áreas distintas no Brasil: os estados do Ceará e São Paulo. Esses estados representam regiões com diferentes dinâmicas e atividades sociais e econômicas, bem como diferentes características biofísicas e climáticas.

O método não exige extenso trabalho de campo ou custos financeiros substanciais. Os dados podem ser obtidos por meio de autoridades locais, publicações e bancos de dados online. Os indicadores usados neste modelo quantificam os aspectos meteorológicos,

hidrológicos e socioeconômicos da seca (Eslamian e Eslamian 2017). As características diferentes entre as duas áreas de estudo demonstram o valor e a relevância do iSECA para estudos de seca em outros contextos. A iSECA considera a complexidade dos diversos agentes e aspectos que interferem na resiliência de um sistema hídrico seguindo etapas simples e lógicas. Os resultados são fáceis de entender e visualizar, tornando-os acessíveis aos tomadores de decisão e às comunidades mais amplas que enfrentam riscos de seca. Os resultados do iSECA podem contribuir para planos de gestão de secas, em escala nacional, estadual ou de bacia. Em suma, o iSECA é um modelo de fácil construção, com ampla gama de aplicações escalares e resultados claros, que permite analisar os resultados de políticas públicas relacionadas à seca.

2. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A noção de que as populações são vulneráveis a desastres naturais de forma diferente tem sido o foco da pesquisa de desastres por muitos anos. Hashimotto, Stedinger e Loucks (1982) trouxeram a definição de vulnerabilidade e resiliência para o estudo de sistemas hídricos e Susmam et al. (1983) demonstram que diferentes grupos dentro de uma sociedade estão em diferentes níveis de risco, uma vez que apresentam capacidades variadas de absorver impactos e se recuperar. Vários trabalhos apresentam a vulnerabilidade como uma dinâmica entre fatores externos (biofísicos) e internos (socioeconômicos) (Bogard 1988, Dow 1992), acrescentando que o grau de impacto sofrido por um evento nocivo está relacionado ao risco regional e às condições sociais e econômicas de a população afetada (Bohle et al. 1994, Cutter 1996).

Dada a evolução do conceito de vulnerabilidade e suas diferentes interpretações pelas várias disciplinas, não existe um

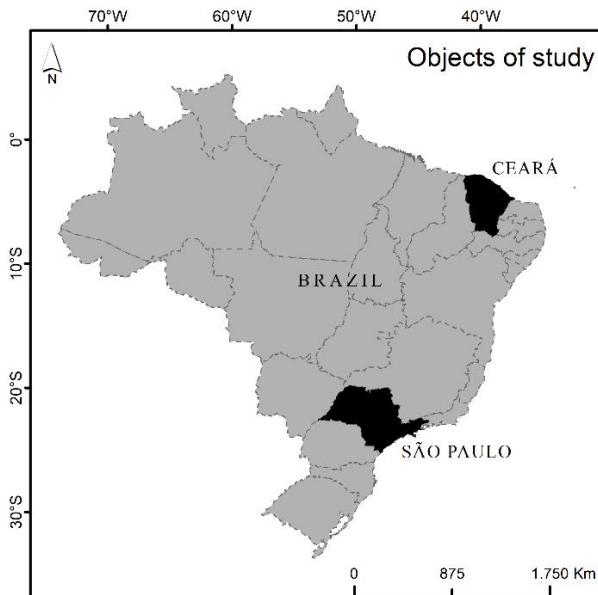
consenso técnico em torno de uma definição. Aqui, definimos a vulnerabilidade à seca como uma função do nível de exposição a fatores climáticos físicos, sensibilidade aos impactos da seca e a capacidade da população de lidar com esses impactos (IPCC 2001, Abraham 2006, Fontaine 2007). A exposição representa a magnitude, no tempo e no espaço, de eventos climáticos extremos. Sensibilidade é o grau de preparação de um sistema e a capacidade de absorver impactos sem causar danos a longo prazo ou sem apresentar qualquer mudança significativa em seu estado. Por fim, capacidade adaptativa é o grau em que os ajustes e adaptações, na forma de ações, processos ou estruturas, podem mitigar e minimizar os impactos potenciais das ocorrências de mudanças climáticas (IPCC 2001, Abraham 2006).

Usando uma metodologia alternativa, Nazemi et al. (2013) mediram a vulnerabilidade de um sistema de água canadense com base em variações potenciais na taxa de fluxo que representam uma resposta às mudanças climáticas. Goharian et al. (2016) combinou a gravidade das falhas de um sistema de reservatório em Salt Lake City, EUA, com uma análise de sensibilidade às mudanças climáticas. Alguns trabalhos aplicaram uma análise de confiabilidade-resiliência-vulnerabilidade (*Reliability-Resilience-Vulnerability - RRV*) para avaliar os impactos das mudanças climáticas e eventos climáticos (como secas) nos sistemas hídricos (Asefa et al. 2014, Chanda et al. 2014, Mateus & Tullos 2017, Zhang et al . 2017). Anandhi e Kannan (2018) e Acosta e Martínez (2014) fundiram a estrutura de vulnerabilidade do IPCC com o quadro Pressão-Estado-Impacto-Resposta e com técnicas de SIG, respectivamente, para quantificar a vulnerabilidade dos recursos hídricos às mudanças climáticas. Vargas e Paneque (2017) desenvolveram um índice para quantificar a vulnerabilidade à seca no nível da bacia hidrográfica. Os estudos aqui mencionados foram desenvolvidos na Europa e na América do Norte.

3. ÁREA DE APLICAÇÃO

O método iSECA foi aplicado nos estados de São Paulo e Ceará, localizados nas regiões sudeste e nordeste do Brasil, respectivamente (Figura 1). As áreas foram escolhidas propositalmente para testar a aplicabilidade do iSECA em diferentes contextos sociais e biofísicos. Ambos os estados, embora localizados em um mesmo país ocidental, apresentam dinâmicas divergentes que garantem a funcionalidade do método para diferentes regiões. São Paulo é o estado mais populoso e rico do Brasil, representando 32% do PIB nacional (CRH / CORHI 2017). O estado está localizado entre 20° e 25° de latitude no hemisfério sul e apresenta clima subtropical basicamente úmido. O estado do Ceará está localizado entre 3° e 7° de latitude sul. É uma região principalmente semiárida e sua história é marcada por eventos recorrentes de seca severa e prolongada.

Figura 1: Mapa de localização com destaque para a área de aplicação: Ceará e São Paulo.



3.1. Ceará

O Ceará possui uma área total de 148.920 km² e aproximadamente 9 milhões de habitantes. A precipitação média anual é inferior a 800 mm, que cai principalmente entre fevereiro e abril. A última parte do ano é caracterizada por pouca ou nenhuma precipitação. A temperatura média anual no Ceará é de cerca de 26 °C, com pouca variação sazonal. O Ceará tem um abastecimento médio de água superficial de 128 m³ / se uma demanda estimada de água de 50 m³ / s (INESP 2008). Algumas características biofísicas essenciais do Ceará são o clima semiárido, a vegetação da caatinga, o predomínio de embasamento cristalino, a ocorrência de solos rasos - reduzindo seu potencial de armazenamento de água subterrânea, e a presença de rios intermitentes, aliados à intensa radiação solar e altas taxas de evapotranspiração (INESP 2008). O estado abrange 184 municípios e seus corpos d'água estão divididos em doze regiões hidrográficas. Cada região possui um comitê de bacias hidrográficas que é responsável pela gestão participativa e integrada dos recursos hídricos (Araújo 2012). O sistema hídrico mais importante do estado é o Jaguaribe-Metropolitano. Ele reúne cinco das doze regiões hidrográficas do estado por meio de canais de transferência de água e reservatórios com capacidade de volume de água superior a dez mil hm³ (Silva et al. 2017).

3.2. São Paulo

Com uma área de aproximadamente 248.209 km² e uma população de 43,35 milhões de habitantes, São Paulo é o estado mais populoso do Brasil, representando 22% da população total do país. O grau de urbanização de 96% (CRH / CORHI 2017, Martirani e Peres 2016). Dezesseis por cento da população é classificada como altamente ou muito altamente vulnerável, de acordo com o Índice de Vulnerabilidade Social de São Paulo (IPVS) (SEDAE 2010). A

precipitação média anual é de cerca de 1377 mm, sendo julho o mês mais seco e frio (15 °C, média de 35 mm) e janeiro o mês mais húmido e quente (22 °C, média 218 mm) (CRH / CORHI 2017). São Paulo tem um abastecimento médio de água superficial de 3121 m³ / se uma demanda estimada de água de 443 m³ / s. Está dividida em 22 regiões hidrográficas, com sistema de gestão semelhante ao Ceará. Entre 2013 e 2015, São Paulo enfrentou uma crise hídrica histórica e a Macrometrópole Paulista, com 30 milhões de habitantes, foi a região mais afetada. O ano de 2014 registrou os menores índices pluviométricos desde o início do monitoramento da série histórica (CRH / CORHI, 2017). Porém, a crise hídrica não deve ser atribuída apenas aos fatores climáticos sem considerar o papel dos gestores da água (Jacobi, Cibim e Leão 2015), bem como o contexto socioeconômico do estado.

4. MÉTODOS

4.1. Análise dos indicadores a partir de MCDM

As decisões de gestão no domínio dos recursos hídricos devem levar em conta uma diversidade de participantes e perspectivas, criando complexidade e espaço para uma variedade de possibilidades e cenários. A tomada de decisão multicritério (MCDM) é uma abordagem de avaliação projetada para lidar com esse tipo de complexidade, na qual escolhas alternativas são analisadas considerando um conjunto de critérios múltiplos (e frequentemente conflitantes) (Ishizaka e Siraj 2017). O MCDM integra a divisão hierárquica ponderando os aspectos considerados na análise (indicadores) e na capacitação de especialistas (Lin et al. 2019). Essas técnicas também podem ser aplicadas para quantificar análises que são comumente avaliadas qualitativamente, como avaliações de vulnerabilidade. No entanto, é importante observar que o MCDM

acarreta incerteza, principalmente quando o processo de ponderação ocorre subjetivamente com base na experiência do analista, e os modelos devem ser submetidos à análise de sensibilidade (ver item 4.5).

As técnicas MCDM são usadas para outros tipos de pesquisa de recursos hídricos. Por exemplo, Kim e Chung (2013) avaliaram a vulnerabilidade às mudanças climáticas e variabilidade na Coreia do Sul usando um conjunto de métodos MCDM. Lin et al. (2019) apresentou um quadro de análise de suscetibilidade a inundações para uma cidade chinesa com base em um método MCDM que quantifica a escala e extensão potencial da inundação, tudo em uma plataforma GIS. No Irã, Mostafazadeh et al. (2017) construíram oito cenários de gestão estrutural que foram analisados usando distribuição espacial e uma técnica MCDM para escolher o melhor cenário. No geral, essas técnicas são facilmente adaptáveis a diferentes contextos e cenários, e podem ser encontradas em uma variedade de outros tipos de aplicações de pesquisa (Kumlu e Tüdes 2019, Mela, Tiainen e Heinisuo 2012, Hülle, Kaspar e Möller 2011, Triantaphyllou 2000, Ozernoy 1987).

Para este estudo, os autores aplicam uma abordagem MCDM para analisar indicadores e construí-los em um índice unificado, tornando possível quantificar a vulnerabilidade. Com base nos conceitos introduzidos pelo IPCC (2001), o método considera a vulnerabilidade (V) de um determinado sistema como uma combinação da sensibilidade (S) e da exposição (E) à seca descontada pela capacidade adaptativa (CA) da infraestrutura construída.

O índice representa a vulnerabilidade relativa da população dentro do sistema e suas condições intrínsecas para lidar com eventos de seca. Para representar S , os autores consideraram indicadores sociais e econômicos, bem como as condições de saneamento e oferta / demanda de água do sistema. E representa as condições

climáticas externas dos sistemas e foi construído com base em padrões históricos de precipitação. Por fim, para quantificar a AC e representar a estrutura do sistema para lidar com eventos de seca, foram considerados indicadores de gestão e de infraestrutura hídrica (como canais e reservatórios).

O método segue uma sequência lógica de etapas: seleção de indicadores, normalização de indicadores, agrupamento de indicadores entre setores, ponderação de indicadores e setores, cálculo de índices, classificação de índices e espacialização de índices. A sequência é descrita nas seções a seguir. Os setores, indicadores e cálculos de índice estão resumidos na Figura 2. O iSECA foi desenvolvido para aplicação em diferentes escalas espaciais e o modelo foi aplicado tanto em nível de bacia hidrográfica quanto local (município). Para analisar a importância relativa das capacidades adaptativas, os autores avaliaram o modelo com e sem a influência da capacidade adaptativa. Considerando a situação hidrológica mais favorável em São Paulo, com maior média anual de chuvas e a presença de vários rios perenes, os autores rodaram o modelo no nível da bacia hidrográfica e sem considerar a capacidade adaptativa. No Ceará, o modelo considerou capacidade adaptativa e foi aplicado em nível local. Os autores também compararam os dois conjuntos de resultados com e sem capacidade adaptativa para quantificar a importância da infraestrutura e gestão dos recursos hídricos em cenários de alta (São Paulo) e baixa (Ceará) disponibilidade hídrica.

Figura 2: Quadro explicativo dos indicadores e processo sequencial do ISECA.

ÍNDICES (setores)	Indicadores	Normaliza- ção	Pesos absolutos	Cálculo dos índices	Classifica- ção	Espacializa- ção da vulnerabilidade
SENSIBI- LIDADE (social)	População Dens. pop IDH	Diret. prop. Diret. prop. Invers. prop.	0.8 0.8 0.4	$S = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \times w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$	Probabilidade ou Intervalos Geométricos <i>Ad hoc</i>	
SENSIBI- LIDADE (econômico)	PIB Industrial Índice de Gini	Diret. prop. Diret. prop.	1.33 0.67	$E = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \times w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$	Intervalos iguais	
SENSIBI- LIDADE (cond. sani.)	Esgoto não tratado Demanda urbana Demanda Ind. Demanda/oferta	Diretamente proporcional Diret. prop. Diret. prop. Diret. prop.	1 0.86 0.86 0.86 0.42	$CA = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \times w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$	Quantis	
SENSIBI- LIDADE (condições hídricas)	Água subterrânea Duração seca Frequência seca Severidade seca	Invers. prop. Diret. prop. Diret. prop. Diret. prop.	0.42 1 2 2	$V = S + E - CA$	Otimização de Jenks (Intervalos naturais)	
EXPOSI- ÇÃO (análise de seca)	Média anual de precipitação	Inversamente proporcional	2			
EXPOSI- ÇÃO (precipit.)	CBH Sistema abastec. Transf. agua Reservação	Diret. prop. Diret. prop. Diret. prop. Diret. prop.	0.3 0.3 0.6 0.6			
CAPACI- DADE ADAPTA- TIVA						

cond. sani. = condições sanitárias; precipit. = precipitação; ind. = industrial; sub. = subterrânea; abastec. = abastecimento; transf. = transferência;
diret. = diretamente; invers. = inversamente; prop. = proporcional.

4.2. Elaboração dos índices

Dentro de cada componente de vulnerabilidade (exposição, sensibilidade, capacidade adaptativa), os indicadores são categorizados em setores. A sensibilidade é dividida em quatro setores: aspectos sociais, aspectos econômicos, saneamento e condições da água. O saneamento considera o nível de esgoto não tratado, que acaba sendo despejado em corpos d'água. Com o aumento da carga orgânica, os corpos hídricos tornam-se impróprios para o consumo humano e, consequentemente, em períodos de estiagem, o número de fontes alternativas de água é reduzido. A seca tem impactos diversos no desenvolvimento econômico e social das

comunidades afetadas, uma vez que a água é um recurso natural utilizado nos meios de produção e nos hábitos diários da população. O desenvolvimento precário de algumas comunidades representa uma preparação insuficiente para lidar com crises e emergências (Veyret 2007). Nesse contexto, os aspectos sociais e econômicos aparecem com peso 2 no cálculo da sensibilidade. Os autores consideraram população, qualidade de vida, distribuição de renda e atividade econômica como indicadores de ambos os aspectos. Por fim, os cenários de oferta e demanda da população localizada nas áreas de estudo foram combinados para representar as condições da água, que receberam o triplo de importância na análise de sensibilidade, visto que o estudo está focado na suscetibilidade a um cenário de escassez de água. Os dados de saneamento e abastecimento e demanda de água foram obtidos por meio da Agência Nacional de Águas (ANA). Os dados socioeconômicos são do censo nacional e do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Para calcular o índice de exposição, usamos três indicadores que representam a análise da seca, precipitação e outra fonte alternativa de água. Este último indicador considera o potencial explorável da água subterrânea dos aquíferos paulistas, levando em consideração que os mananciais superficiais são mais vulneráveis às secas. A análise das secas representa a variabilidade do regime de chuvas na área escolhida. Foi obtida a precipitação média mensal de cada grupo, compondo uma série histórica de 36 anos (1979 a 2014) em São Paulo e 106 anos (1911 a 2017) no Ceará. Além disso, os autores calcularam o Índice de Precipitação Padronizado (Mckee, Doesken e Kleist, 1993) para a escala de tempo de doze meses (SPI-12) para cada grupo, a fim de identificar a frequência e duração das secas ao longo das séries temporais e para classificar de acordo com sua intensidade. Os dados de precipitação foram coletados no site da ANA.

Finalmente, o índice de capacidade adaptativa considerou aspectos da gestão da água, transferência de água, capacidade do reservatório de água e a situação dos sistemas de abastecimento de água. Consideramos que a capacidade adaptativa pode reduzir a vulnerabilidade à seca, mas não é capaz de anular a sensibilidade ou a exposição. Portanto, para o cálculo do índice de vulnerabilidade na Equação (6), considerou-se uma escala de 30% do índice de capacidade adaptativa total. Os dados hidrográficos e de infraestrutura hídrica foram obtidos junto à Companhia Gestora de Recursos Hídricos do Ceará (COGERH) como banco de dados georreferenciado, possibilitando medir a extensão dos canais de água e a capacidade máxima dos reservatórios.

O cálculo dos índices procedeu como uma análise multivariada, incluindo normalização e ponderação dos indicadores. O processo de normalização computou cada indicador, com suas diferentes escalas e unidades numéricas, como um valor que varia principalmente entre 0 e 1, onde 0 significa baixa sensibilidade, exposição ou capacidade adaptativa e valores maiores que 1 representam condições extremas. Esse processo ocorreu por meio das equações (1) e (2), onde (1) foi aplicado aos indicadores diretamente proporcionais ao índice e (2) aos indicadores inversamente proporcionais ao índice. I_i representa o indicador e X_i representa a variável. Min e Max são os valores mínimo e máximo que foram fixados para cada indicador.

$$I_i = \frac{X_i - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \quad (1)$$

$$I_i = \frac{X_i - \text{Max}}{\text{Min} - \text{Max}} \quad (2)$$

Cada índice (sensibilidade S, exposição E e capacidade adaptativa CA) foi dividido em setores diferentes, compostos pelos indicadores, com pesos diferentes, conforme descrito posteriormente neste trabalho e ilustrado na Figura 2. A cada indicador

também foi atribuído um peso que representou dita variável dentro de seu setor. O peso absoluto (w_i) é então calculado por meio da Equação (3), onde SW é o peso do setor e IW_i é o peso de cada indicador dentro do setor.

$$w_i = \frac{SW}{\sum_{i=1}^n IW_i} \times IW_i \quad (3)$$

Os índices (S, E, CA) são calculados aplicando a Equação (4). Finalmente, o Índice de Vulnerabilidade é calculado usando a Equação (5) para a primeira análise e a Equação (6) para a segunda análise.

$$INDEX (S, E, or CA) = \frac{\sum_{i=1}^n I_i \times w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (4)$$

$$V = S + E \quad (5)$$

$$V = S + E - CA \quad (6)$$

Os pesos foram aplicados primeiro a cada setor dentro dos índices (S, E, CA) e depois distribuídos entre os indicadores de seus setores. A etapa de ponderação prosseguiu com sessões de brainstorming com especialistas em gestão de recursos hídricos. A análise de sensibilidade testou a robustez do modelo, incluindo os efeitos dos indicadores e os pesos dados, e é descrita posteriormente neste documento na Seção 4.5.

4.3. Classificando e mapeando a vulnerabilidade

Para avaliar o ajuste dos métodos de classificação, o teste do qui-quadrado foi usado para testar a aderência dos índices ao modelo de distribuição normal. Para evitar viés metodológico, o esquema de classificação foi baseado em cinco métodos diferentes. Foi aplicado o Método da Probabilidade ou Método dos Intervalos Geométricos. O primeiro foi aplicado aos dados com distribuição normal, onde os intervalos são estabelecidos de acordo com a

média e o desvio padrão da distribuição. Este último método foi aplicado a dados com distribuição assimétrica, o que cria intervalos geométricos minimizando a soma dos quadrados do número de elementos em cada classe, de forma que as classes tenham aproximadamente a mesma quantidade de elementos e que a diferença entre as classes seja consistente. O segundo foi o Método Ad Hoc, no qual os autores utilizaram seus conhecimentos empíricos para definir as aulas. Terceiro, para o Método de intervalos iguais, os intervalos foram definidos com valores iguais (como 0 a 0,25, 0,25 a 0,50 e assim por diante). Quarto, no Método Quantil, cada classe recebeu o mesmo número de elementos, e não há classes vazias ou disparidades no número de elementos nas diferentes classes. Por fim, o Método de Otimização Jenks otimizou a diferença de valores entre as classes e maximizou a similaridade de valores nas mesmas classes, com base no índice de Melhor Ajuste de Variância (Ramos et al. 2016). Os intervalos geométricos, intervalos iguais, quantis e otimização de Jenks foram calculados por meio do ArcMap® 10.2.2, e seus métodos específicos são detalhados por Ramos et al. (2016). O método da Probabilidade é o mesmo utilizado pelo Instituto de Pesquisa e Economia Estratégica do Ceará (IPECE 2016).

Os métodos de classificação dividiram os valores em cinco classes para cada índice (sensibilidade, exposição, capacidade adaptativa e vulnerabilidade): baixo, moderado, alto, muito alto ou extremo. De forma a sintetizar os cinco métodos, a classificação final foi feita a partir da atribuição de notas a cada turma de acordo com as classificações adquiridas.

O escore final (FS) foi obtido a partir da Equação (7), onde GLi, GMi, GHMi, GVHi e GEi representam o número de vezes que cada grupo foi classificado como baixo, moderado, alto, muito alto e extremo e LS, MS, HS, VHS, e ES representa, respectivamente, a nota de cada classe.

$$FS = GL_i \times LS + GM_i \times MS + GH_i \times HS + GVH_i \times SVH + GE_i \times ES \quad (7)$$

A classificação é georreferenciada e espacializada usando o software ArcGIS. Isso permite uma representação visual e espacial da classificação final de vulnerabilidade à seca e a identificação de onde e quem é mais vulnerável aos impactos da escassez de água.

4.4. Triângulo da vulnerabilidade

O triângulo de vulnerabilidade (Vargas e Paneque 2017, Liu et al. 2013) representa graficamente os três componentes da vulnerabilidade (sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa) usando o peso relativo calculado com a Equação (8). OI representa o índice original e pode ser substituído pelos índices de exposição (E), sensibilidade (S) ou capacidade adaptativa (CA). RI é o índice relativo, onde REI representa o Índice de Exposição Relativa, RSI é o Índice de Sensibilidade Relativa e RCAI representa o Índice de Capacidade Adaptativa Relativa.

$$RI = \frac{OI}{E + S + |-CA|} \times 100 \quad (8)$$

Os autores usaram a ferramenta para visualizar e analisar a forma natural da vulnerabilidade à seca em ambos os estados. O triângulo de vulnerabilidade representa os municípios como pontos e, no Ceará, a zona em que cada ponto está localizado nos diz se a vulnerabilidade do município é mais influenciada pelo índice de sensibilidade, exposição ou capacidade adaptativa. A mesma abordagem não foi usada para analisar os resultados de São Paulo porque o índice de vulnerabilidade dos estados considerou dois componentes (sensibilidade e exposição) em vez de três.

4.5. Análise de sensibilidade

Uma vez que o modelo foi construído com múltiplos indicadores e diferentes pesos para calcular os índices, é justo supor que

existe um nível de incerteza associado aos resultados. Portanto, para avaliar a robustez do modelo e a confiabilidade dos resultados calculados a partir dos indicadores, os autores realizaram uma análise de sensibilidade.

O teste analisou três cenários onde os dados sofreram variação de 5%, 10% e 20% de seus valores originais. Para isso, usamos os dados originais e normalizados para gerar três conjuntos de dados de valores sintéticos por meio de distribuição triangular com α - β e $\alpha + \beta$ como valores mínimo e máximo, respectivamente, e α como valor de moda. α representa o valor original de cada indicador em cada objeto (cidade ou bacia hidrográfica), e β é o valor limite de variação (5%, 10%, 20%). Para cada cenário de variação, o teste gerou 1000 valores sintéticos para cada α representado. Em seguida, os autores rodaram o modelo para obter 1000 valores do índice de vulnerabilidade. O teste de sensibilidade permitiu a visualização de se o modelo era sensível ou não ao cálculo de dados de diferentes conjuntos de dados de entrada, ou seja, se o iSECA pode ser usado para diferentes objetos de estudo com comportamentos, características e valores numéricos distintos.

5. RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados para cada área de estudo e sua interpretação. Os autores destacam os resultados obtidos a partir dos índices de sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa e apresentam a descrição do índice de vulnerabilidade agregado com um mapa georreferenciado para ambos os estados (Figura 3 e Figura 4). Embora a análise do Ceará utilize a escala de município, o mapa de vulnerabilidade do Ceará (Figura 4) também destaca os limites das 12 principais bacias hidrográficas do estado.

5.1. São Paulo

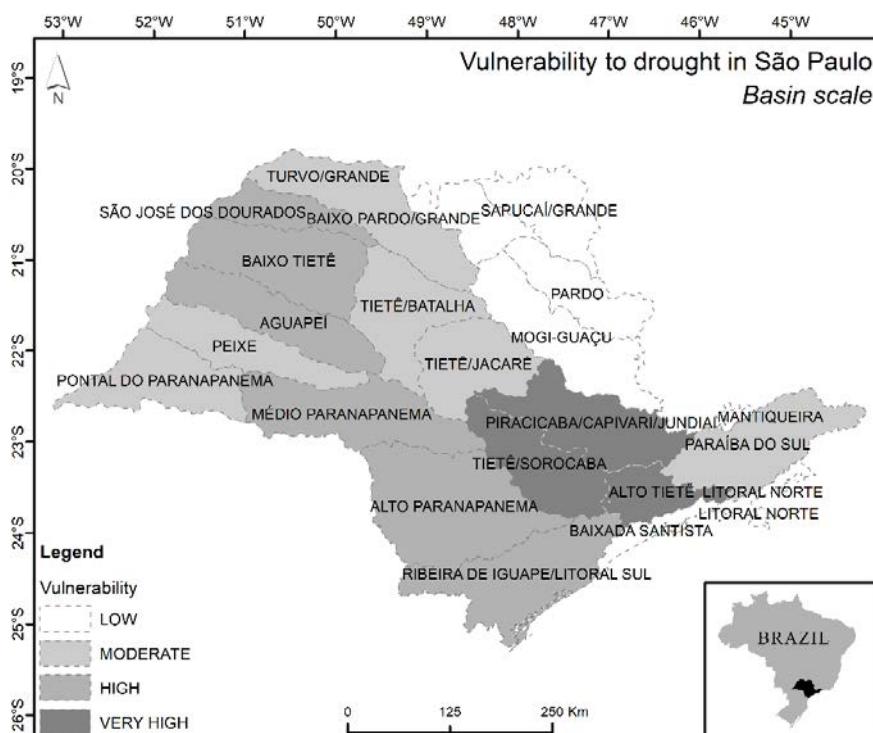
Os valores obtidos para o índice de exposição se enquadram na faixa de 0,26 a 0,68, apresentando baixa amplitude. Os resultados sugerem que o estado de São Paulo não apresenta tendências de escassez de água. Não houve ocorrências de longos períodos ou alta frequência de eventos de seca durante o período analisado. Os valores de exposição não demonstram muita variação, em parte, porque a área de estudo não é grande e não contém várias regiões climáticas.

Por outro lado, os valores de sensibilidade variam de 0,21 a 1,29. O valor máximo, na região do Alto Tietê, é consideravelmente superior aos valores de outras bacias, que variam apenas de 0,21 a 0,62. O Alto Tietê abrange o município de São Paulo e parte da Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), que apresenta aspectos sociais e econômicos distintos das demais regiões. Observou-se que, entre os indicadores utilizados no cálculo de sensibilidade, os valores de produção industrial, população e densidade populacional da unidade do Alto Tietê ultrapassaram o valor limite de 1. A atividade industrial não deve ser impactada significativamente em períodos de escassez hídrica uma vez que há uma menor demanda relativa de água para este setor. Pode-se inferir, portanto, que a maior sensibilidade da RMSP, diante de um cenário de escassez hídrica, seria o seu grande número de habitantes e a densidade espacial desses habitantes. Porém, devido a um nível médio de exposição, a vulnerabilidade do Alto Tietê à seca não é tão extrema quanto sua sensibilidade. Diante desses resultados, ao avaliar a crise hídrica que afetou São Paulo em 2014, é provável que a eficiência da gestão da água tenha sido um fator chave.

Com base nos resultados apresentados na Figura 3, estima-se que 64% da população do estado vive em situação de altíssima vulnerabilidade à seca. Isso corresponde a mais de 30 milhões de habitantes. Estima-se também que as áreas de altíssima vulnerabilidade representem cerca de 70% do PIB do estado e cerca de 20% do PIB nacional. A

inclusão da capacidade adaptativa em São Paulo reduziu a vulnerabilidade na maioria das regiões com uma média de 29%. No entanto, no Alto Tietê a inclusão da infraestrutura e gestão de recursos hídricos apenas reduziu o valor do índice de vulnerabilidade em 4%. Isso se explica em parte pelo fato de apenas 6% do sistema de abastecimento de água da região do Alto Tietê ser considerado satisfatório, ou seja, capaz de abastecer a população em quantidade e qualidade satisfatórias.

Figura 3: Vulnerabilidade à seca em São Paulo.



5.2. Ceará

A sensibilidade dos municípios que abrangem a grande região metropolitana do Ceará foi classificada como extremamente

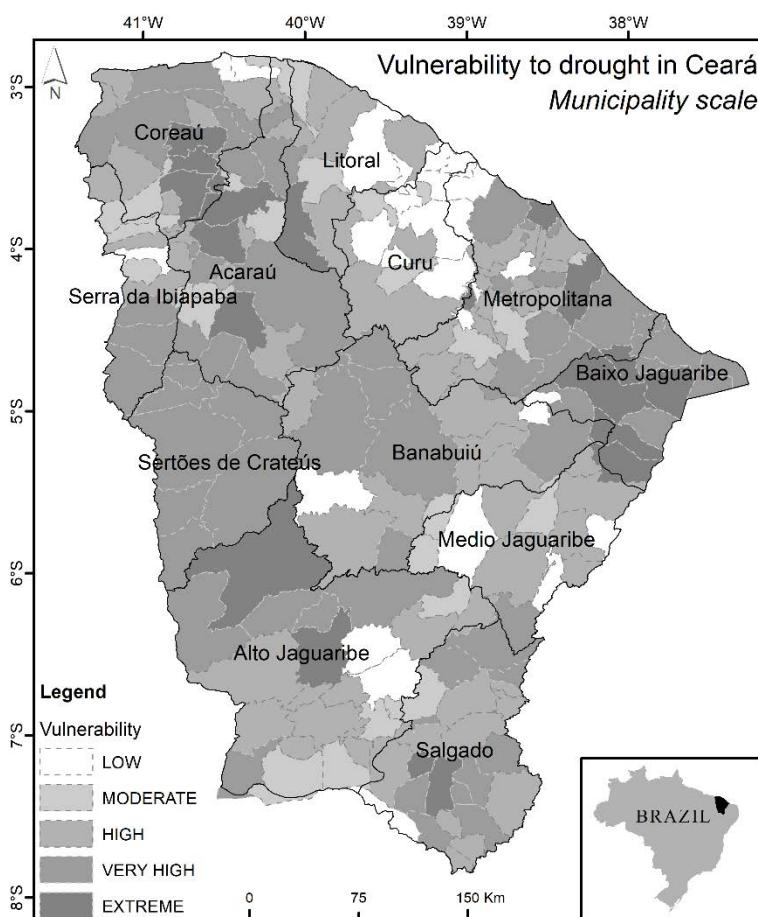
vulnerável, semelhante a São Paulo. Isso indica a necessidade de maior atenção às características sociais, econômicas e de saneamento das áreas mais populosas em períodos de estiagem, além da oferta e demanda de água. Os autores também podem inferir que locais densamente povoados tendem a ser mais sensíveis à seca. Além disso, os municípios da bacia do Baixo Jaguaribe apresentam maior índice de sensibilidade. Embora não se enquadre na categoria de extrema vulnerabilidade, o Baixo Jaguaribe apresenta a maior relação entre a demanda total e a oferta de água. Essa bacia possui grandes regiões irrigadas e áreas com intensa atividade de carcinicultura. Essas atividades apresentam alta demanda hídrica e podem ser responsáveis pela alta proporção para a maioria dos municípios localizados nesta bacia.

O índice de exposição aponta para situações extremas de municípios localizados na região oeste do Ceará, com destaque para as bacias do Alto Jaguaribe, Sertões do Crateús e Coreaú. As áreas categorizadas com menor exposição incluem os municípios localizados no litoral centro do estado, nas bacias do Metropolitana, Curu e Litoral.

Os resultados da capacidade adaptativa destacam a significativa influência dos sistemas integrados de transferência de água entre bacias hidrográficas no estado. O Sistema Jaguaribe-Metropolitano é responsável pelo abastecimento da Região Metropolitana de Fortaleza (MRF), que inclui a capital cearense, Fortaleza. A capital tem uma população de aproximadamente 2,6 milhões de habitantes e é cercada por intensa atividade industrial, incluindo o Complexo Industrial e Portuário de Pecém. O sistema conta com uma robusta rede de canais de água que integra reservatórios importantes e estratégicos, como Orós, Castanhão e Banabuiú, por meio de extensos canais de água. Algumas regiões das bacias de Coreaú e Acaraú também demonstram maior capacidade adaptativa devido à concentração de canais de água.

A vulnerabilidade à seca, medida pelos índices de sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa, é mostrada na Figura 4. A maioria dos municípios classificados como de baixa vulnerabilidade é cercada por canais de água ou reservatórios essenciais. Os municípios localizados no lado oeste do Ceará são classificados principalmente como de vulnerabilidade muito alta ou extrema. A região central do estado, conhecida como “Sertão Central”, também é classificada como de altíssima vulnerabilidade.

Figura 4: Vulnerabilidade à seca no Ceará.

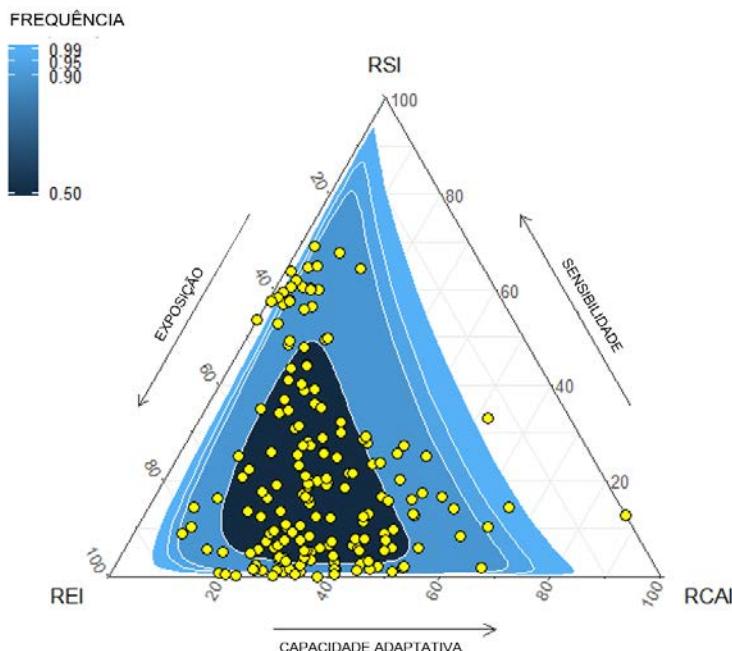


Na bacia do Metropolitana, que faz parte da MRF, ocorrem ocorrências de altíssima vulnerabilidade. Algumas dessas ocorrências coincidem com a situação crítica do sistema de abastecimento municipal. Fortaleza, entretanto, apresentou escore de 60% do valor total possível para o índice de capacidade adaptativa. Mesmo assim, a capital cearense ainda era classificada como extremamente vulnerável. Embora Fortaleza tenha uma infraestrutura hídrica considerável para mitigar os impactos da seca, a capital cearense ainda está altamente exposta aos efeitos da escassez de água. A inclusão da capacidade adaptativa reduziu apenas 6% da vulnerabilidade de Fortaleza, enquanto a redução média dos demais municípios foi de 19%. Além disso, 5 das 12 cidades da bacia do Baixo Jaguaribe foram classificadas como extremamente vulneráveis. Isso reflete as intensas atividades agrícolas e de carcinicultura que acontecem nesta região.

A Figura 5 apresenta os triângulos de vulnerabilidade modificados obtidos por meio da Equação 8 para o estado do Ceará. Melhoramos o triângulo de vulnerabilidade usado por Vargas e Panque (2017) e Liu et al. (2013) por meio da adição de curvas de frequência, com base em níveis de confiança (50%, 90%, 95% e 99%), que informa as zonas que concentram um determinado percentual dos municípios. As curvas foram calculadas de acordo com Hamilton e Ferry (2018). Observando a Figura 5, percebe-se que a exposição é a que mais influencia a vulnerabilidade à seca no Ceará. Esses resultados estão em linha com o clima semiárido do estado e com as ocorrências históricas de eventos prolongados de seca, precipitados pela falta de chuvas. Além disso, a baixa frequência de municípios localizados na zona de capacidade adaptativa demonstra que, embora o estado do Ceará invista na construção e gestão de sistemas hídricos, suas estruturas físicas e institucionais ainda não são suficientes para reduzir significativamente a vulnerabilidade à seca.

Figura 5: Triângulo da vulnerabilidade para o Ceará.

Triângulo da vulnerabilidade: Ceará



6. DISCUSSÃO

O modelo utiliza componentes que representam vulnerabilidade à seca seguindo a definição fornecida pelo IPCC (2001). O iSECA torna possível quantificar um conceito complexo usando técnicas MCDM simplificadas com uma sequência de etapas lógica e fácil de seguir. Além disso, fornece visualização espacial do diagnóstico de vulnerabilidade. Seus aspectos abrangentes facilitam a replicação do modelo e a compreensão de seus resultados, tornando-o útil para gestores de recursos hídricos e não especialistas. Ele pode ser atualizado e executado regularmente como uma forma de explorar como as mudanças nas características sociais e na infraestrutura hídrica estão influenciando a vulnerabilidade.

A pesquisa sobre vulnerabilidade à seca no Brasil é composta principalmente por análises sociais qualitativas (Nelson e Finan, 2009; Lemos et al. 2016; Sena et al. 2018) e focada principalmente na região Nordeste, onde o Ceará está localizado. A aplicação do iSECA para São Paulo e Ceará preenche parte da lacuna acadêmica e técnica de pesquisa sobre vulnerabilidade à seca na América do Sul, identificada por Wang et al. (2014). Os diferentes contextos em que o modelo foi aplicado demonstram a flexibilidade do modelo para acomodar configurações de variáveis e ainda fornecer resultados satisfatórios. A iSECA também quantifica e destaca a importância de aumentar as capacidades adaptativas por meio de infraestrutura e gestão de recursos hídricos para a redução da vulnerabilidade à seca.

A análise de sensibilidade valida a escolha dos indicadores e seus pesos correspondentes. A Figura 6 apresenta a amplitude dos dados sintéticos gerados para o pior cenário de variação (20%) de cada objeto de estudo (municípios no Ceará e bacias hidrográficas em São Paulo). Ambos os gráficos apresentam amplitude de variação satisfatória, demonstrando a robustez do iSECA e sua confiabilidade para reaplicação em diferentes áreas de estudo, com conjuntos de dados distintos. Os objetos outlier em ambos os gráficos representam a cidade de Fortaleza, capital e cidade mais populosa do estado do Ceará, e a bacia do rio Alto Tietê, onde a Região Metropolitana de São Paulo está localizada com a maior população do Brasil.

No geral, o conjunto de dados necessário para aplicar o iSECA é fácil de adquirir e organizar. Os dados de precipitação estão disponíveis por meio de estações meteorológicas ou conjuntos de dados públicos, como a Climate Research Unit (CRU). Os dados sociais e econômicos são geralmente fáceis de obter por meio de um censo nacional. Informações sobre sistemas hídricos, bacias hidrográficas e estruturas hídricas podem ser adquiridas com corpos de gerenciamento de água e até mesmo com imagens de satélite

e processadas com técnicas simples de georreferenciamento e sensoriamento remoto.

O iSECA forneceu resultados satisfatórios e confiáveis. Comparado com trabalhos semelhantes publicados por Vargas e Paneque (2017) e Liu et al. (2013), nosso modelo apresenta resultados igualmente necessários e indispensáveis. No entanto, o iSECA demonstrou sua adaptabilidade a diferentes escalas espaciais e sua eficiência e acessibilidade usando menos indicadores e mais simples e ainda fornecendo resultados robustos e abrangentes.

7. CONCLUSÃO

O número de projetos de pesquisa que abordam a vulnerabilidade às mudanças climáticas aumentou consideravelmente durante a última década. Em parte, isso ocorre em resposta aos efeitos de eventos climáticos extremos, incluindo secas, que afetam as populações em todo o mundo. No entanto, os países latino-americanos, por exemplo, o Brasil, ainda não realizaram um nível significativo de pesquisa sobre a vulnerabilidade às mudanças climáticas e seus aspectos sociais (Wang et al. 2014).

Usando a definição de vulnerabilidade às mudanças climáticas do IPCC (2001), o iSECA forneceu um modelo lógico e parcimonioso capaz de quantificar a vulnerabilidade à seca. Usando uma estrutura baseada em MCDM-SIG sólida e direta, o modelo considera não apenas os aspectos climáticos, mas também os aspectos sociais, econômicos e de gestão da água. Para preencher a lacuna científica, o iSECA foi aplicado ao Ceará e São Paulo, estados brasileiros com condições climáticas e sociais muito diferentes. O aplicativo mostrou como o modelo pode se ajustar a diferentes escalas espaciais e regiões com diferentes aspectos sociais, econômicos e climáticos.

O iSECA identificou locais vulneráveis, apontando também para as áreas com infraestrutura hídrica que melhora a capacidade adaptativa local e regional. Historicamente, São Paulo não sofreu longos períodos de escassez de água nem alta frequência de eventos de seca. No entanto, a Região Metropolitana de São Paulo (RMSP) corresponde a cerca de 64% da população do estado e 20% do PIB nacional e foi classificada como altamente vulnerável devido principalmente à complexidade de suas atividades sociais e econômicas. Dada a disponibilidade abundante de água no estado, a crise hídrica de 2013-2015 em São Paulo foi significativamente influenciada pela gestão da água.

Embora o transporte aquaviário em São Paulo não seja tão fundamental para a vulnerabilidade devido ao maior número e distribuição espacial de rios perenes, o principal desafio para o Ceará é manter o abastecimento de água à Região Metropolitana de Fortaleza (RMF), um contexto de alta complexidade de interações de intensas atividades sociais, industriais e econômicas. Neste estado, caracterizado pela baixa disponibilidade hídrica e distribuição espacial limitada dos mananciais, a capacidade adaptativa por meio do desenvolvimento de infraestrutura é fundamental para a manutenção do abastecimento de água. Apesar da forte infraestrutura de recursos hídricos construída para garantir o transporte de água para RMF, os autores concluíram que o sistema de abastecimento de água ainda não é suficiente para reduzir o cenário de alta vulnerabilidade da capital Fortaleza.

Os resultados do modelo são claros e fáceis de entender e, portanto, podem servir como uma ferramenta indispensável para a gestão da água e o planejamento da seca. Os resultados do modelo são acessíveis para gestores de água e não especialistas. Os mapas de vulnerabilidade podem identificar as áreas mais e menos vulneráveis, facilitando o planejamento de ações prioritárias para o desenvolvimento de estratégias de gestão da água. O triângulo

de vulnerabilidade combinado com curvas de frequência também é útil como um diagnóstico gráfico para ajudar a visualizar os componentes mais influentes da vulnerabilidade. Além disso, a análise de sensibilidade atestou a robustez do modelo em todos os aplicativos.

O iSECA não exige trabalho de campo ou grandes custos financeiros. O conjunto de dados para um aplicativo pode ser facilmente construído com dados oficiais locais, conjuntos de dados pluviométricos e informações fornecidas por um censo nacional. A metodologia é solução simples para um assunto complexo. O modelo facilita o uso indispensável da análise de vulnerabilidade para políticas aplicadas e o desenvolvimento de planos como a seca e gestão da segurança da água para diferentes escalas (planos nacionais, estaduais ou de bacia).

8. REFERÊNCIAS

- Araújo BAM (2012) Water allocation in Ceará: diagnosis and challenges. Dissertation, Federal University of Ceará.
- Abraham JS (2006) Assessing drought vulnerability. Dissertation, University of Arizona, pp.
- Acosta I R, Martínez MJM (2014) Assessment of surface runoff vulnerability to climate change in the Lerma-Chapala basin, Mexico. J. Water Resour. Plann. Manage., 140(12).
- Anandhi A, Kannan, N (2018) Vulnerability assessment of water resources – translating a theoretical concept to an operational framework using systems thinking approach in a changing climate: Case study in Ogallala Aquifer. Journal of Hydrology 557: 460-474.
- Asefa T, Clayton J, Adams A, Anderson D (2014) Performance evaluation of a water resources system under varying climatic conditions: reliability, resilience, vulnerability and beyond. Journal of Hydrology 508: 53-65.
- Bogard WC (1988) Bringing social theory to hazards research: conditions and consequences of the mitigation of environmental hazards. Sociological Perspectives 31(2): 147–168.

- Bohle HG, Downing TE, Watts MJ (1994) Climate change and social vulnerability. *Global Environmental Change* 4(1): 37–48.
- Chanda K, Maity R., Sharma A, Mehrotra R (2014) Spatiotemporal variation of long-term drought propensity through reliability-resilience-vulnerability based Drought Management Index. *Water Reour. Res.* 50: 7662-7676.
- Cosgrove WJ, Loucks DP (2015) Water management: current and future challenges and research directions. *Water Resources Research* 51: 4823-4839.
- Goharian E, Burian SJ, Bardsley T, Strong C (2016) Incorporating potential severity into vulnerability assessment of water supply systems under climate change conditions. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 142(2).
- CRH – Water Resources State Council/ CORHI – Water Resources State Plan Committee (2017) São Paulo Water Resources State Plan 2016-2019, São Paulo.
- Cutter SL (1996) Vulnerability to environmental hazards. *Progress in Human Geography* 20(4): 529-539.
- Dow K (1992) Exploring differences in our common future(s): the meaning of vulnerability to global environmental change. *Geoforum* 23(3): 417–436.
- Eslamian S, Eslamian FA (2017) *Handbook of Drought and Water Scarcity: Principles of Drought and Water Scarcity*, Taylor & Francis Group, 2017.
- Fontaine MM (2007) Assessing vulnerability to natural hazards: an impact-based method and application to drought in Washington State. Dissertation, University of Washington, pp. 165.
- Hamilton NE, Ferry M (2018) ggtern: Ternary Diagrams Using ggplot2. *Journal of Statistical Software* 87(3): 1-17.
- Hashimoto T, Stedinger JR, Loucks DP (1982) Reliability, resiliency and vulnerability criteria for water resource system performance evaluation. *Water Resources Research* 18(1): 14-20.
- Hewitt K (2013) Environmental disasters in social context: Toward a preventive and precautionary approach. *Natural Hazards* 66(1): 3–14.
- Holling CS (1973) Resilience and stability of ecological systems. *A. Rev. Ecol. Systems* 4: 1-23.
- Hülle J, Kaspar R, Möller K (2011) Multiple criteria decision-making in management accounting and control -State of the art and research

perspectives based on a bibliometric study. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 8: 253–265

INESP – Institute of Studies and Research for the Development of the State of Ceará (2008) Water Pact: Current Scenario of Water Resources in Ceará. Fortaleza, Brazil.

IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) (2001) Climate change 2001: impacts, adaptation, and vulnerability. Contribution of working group II to the third assessment report of the intergovernmental panel on climate change. Cambridge University Press, Cambridge

IPECE – Institute of Economic Research and Strategy of Ceará (2016) Municipal Alert Index: IMA. Fortaleza, Brazil.

Ishizaka A, Siraj S (2018) Are multi-criteria decision-making tools useful? An experimental comparative study of three methods. *European Journal of Operational Research*, 264: 462-471.

Jacobi PR, Cabim J, Leão RS (2015) Water crisis at Paulista Macrometropolis and civil society answers. *Estudos Avançados* 29(84): 27-42.

Kim Y, Chung ES (2013) Assessing climate change vulnerability with group multi-criteria decision making approaches, *Climatic Change* 121:301–315.

Kumlu KBY, Tudes S (2019) Determination of earthquake-risky areas in Yalova City Center (Marmara region, Turkey) using GIS-based multicriteria decision-making techniques (analytical hierarchy process and technique for order preference by similarity to ideal solution), *Natural Hazards* 96:999–1018.

Lemos MC, Lo YJ, Nelson DR, Eakin H, Bedran-Martins AM (2016) Linking Development to Climate Adaptation: Leveraging Generic and Specific Capacities to Reduce Vulnerability to Drought in NE Brazil. *Global environmental change* 170(39).

Lin L, Wu1 Z, Liang Q (2019) Urban flood susceptibility analysis using a GIS-based multi-criteria analysis framework, *Natural Hazards* 97:455–475.

Liu X, Wang Y, Peng J, Braimoh A, Yin H (2013) Assessing vulnerability to drought based on exposure, sensitivity and adaptive capacity: a case study in middle Inner Mongolia of China. *Chin Geogr Sci* 23(1):13–25

Martirani LA, Peres IK (2016) Water crisis in São Paulo: News coverage, public reception and the right to information. *Ambiente & Sociedade* 19(1): 1-20.

- Mateus M. C, Tullos D (2017) Reliability, Sensitivity, and Vulnerability of reservoir operations under climate change. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 143(4).
- Mela K, Tiainen T, Heinisuo M (2012) Comparative study of multiple criteria decision-making methods for building design. *Advanced Engineering Informatics* 26: 716-726.
- Montanari A, Young G, Savenije HHG, Hughes D, Wagener T, Ren LL, Koutsoyiannis D, Cudennec C, Toth E, Grimaldi S, Blöschl G, Sivapalan M, Beven K, Gupta H, Hipsey M, Schaeffli B, Arheimer B, Boegh E, Schymanski SJ, De Baldassarre G, Yu B, Hubert P, Huang Y, Schumann A, Post DA, Srinivasan V, Harman C, Thompson S, Rogger M, Viglione A, McMillan H, Characklis G, Pang Z, Belyaev V (2013) Panta Rhei – Everything flows: Change in hydrology and society – the IAHS scientific decade 2013–2022. *Hydrological Sciences Journal* 58(6): 1256-1275.
- Mostafazadeh R, Sadoddin A, Bahremand A, Sheikh VB, Garizi AZ (2017) Scenario analysis of flood control structures using a multi-criteria decision-making technique in Northeast Iran, *Nat Hazards* 87:1827–1846.
- Nazemi A, Wheater HS, Chun KP, Elshorbagy A (2013) A stochastic reconstruction framework for analysis of water resource system vulnerability to climate-induced changes in river flow regime. *Water Resources Research* 49: 291-305.
- Nelson DR, Finan TJ (2009) Praying for Drought: Persistent Vulnerability and the Politics of Patronage in Ceará, Northeast Brazil. *American Anthropologist* 111(3): 302.
- Ozernoy V (1987) A framework for choosing the most appropriate discrete alternative multiple criteria decision-making method in decision support systems and expert systems. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*: 56–64.
- Pienaar GW, Hughes DA (2017) Linking hydrological uncertainty with equitable allocation for water resources decision-making. *Water Resour. Manage* 31: 269-282.
- Pryshlak TT, Sawyer AH, Stonedahl SH, Soltanian MR, Al RET (2014) Water demand management in times of drought: What matters for water conservation. *Water Resources Research* 51: 125-139.
- Ramos PA, Marcato Junior J, Decanini MMS, Pugliesi EA, Oliveira RF, Paranhos Filho AC. Quantitative and qualitative evaluation of data classification

methods for choropleth mapping. *Revista Brasileira de Cartografia* 68(3): 609-629.

SEDAE – State System of Data Analysis Fundation (2010) Paulista Social Vulnerability Index 2010 edition. São Paulo.

Sena A, Freitas C, Souza PF, Alpino T, Pedroso M, Corvalan C, Barcellos C, Carneiro F (2018) Drought in the Semiarid Region of Brazil: Exposure, Vulnerabilities and Health Impacts from the Perspectives of Local Actors. *PLoS currents* (10).

Silva SMO, Sousa Filho FA, Aquino SHS (2017) Risk assessment of water allocation on water scarcity period: the case of Jaguaribe–Metropolitan System. *Eng Sanit Ambient* 22(4): 749-760.

Suárez-Almiñana S, Pedro-Monzonís M, Paredes-Arquiola J, Andreu J, Solera A (2017) Linking Pan-European data to the local scale for decision making for global change and water scarcity within water resources planning and management. *Science of the Total Environment* 603–604: 126–13.

Susman P, O'Keefe P, Wisner B (1983) Global disasters, a radical interpretation. In: Hewitt K (ed) *Interpretations of Calamity for the Viewpoint of Human Ecology*. Allen & Unwin, Boston, MA, pp. 263-283

Thomas T, Jaiswal RK, Galkate R, Nayak PC, Ghosh NC (2016) Drought indicators-based integrated assessment of drought vulnerability: a case study of Bundelkhand droughts in central India. *Natural Hazards* 81(3): 1627–1652.

Triantaphyllou E (2000) Multi-criteria decision making methods: A comparative study. Ed. Springer, US.

Turner BL, Kasperson RE, Matson PA, McCarthy JJ, Corell RW, Christensen L, Eckley N, Kasperson JX, Luers A, Martello ML, Polsky C, Pulsipher A, Schiller A (2003) A framework for vulnerability analysis in sustainability science. *PNAS* 100(14): 8074-8079.

Vargas J, Paneque P (2017) Methodology for the analysis of causes of drought vulnerability on the River Basin scale. *Nat Hazards* 89:609–621.

Veyret Y (2007) Risks: the man as the aggressor and victim. Contexto, São Paulo.

Wang B, Pan SY, Ke RY, Wang K, Wei YM (2014) An overview of climate change vulnerability: a bibliometric analysis based on Web of Science database. *Nat Haz* 74: 1649-1666.

Wilhite DA, Sivakumae MVK, Pulwarty R (2014) Managing drought risk in a changing climate: The role of national drought policy. *Weather and Climate Extremes* 3: 4-13.

Zhang C, Xu B, Li Y, Fu G (2017) Exploring the relationships among Reliability, Resilience, and Vulnerability of water supply using many-objective analysis. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 143(8).

ÍNDICES PARA MONITORAR SECAS NO CARIRI PARAIBANO

Tafnes da Silva Andrade

John Elton de Brito Leite Cunha

Carlos de Oliveira Galvão

Iana Alexandra Alves Rufino

1. INTRODUÇÃO

A seca pode ser considerada como um dos desastres naturais que mais afeta negativamente as pessoas no mundo. Esses efeitos negativos são maximizados pela vulnerabilidade social das áreas atingidas, agravando as perdas econômicas e ambientais (NÚÑEZ et al., 2014). Paralelo a esse fato, existe um significativo avanço do conhecimento científico quanto à caracterização, monitoramento e avaliação de secas, e desenvolvimento de modelos de gestão utilizados para conviver com esse fenômeno.

A AMS (2003) classifica as secas em meteorológica, agrícola, hidrológica e socioeconômica, sendo os baixos índices pluviométricos a principal razão que as geram. O desenvolvimento lento da seca é um fator complicador para determinar seu início, no entanto, se o padrão de desenvolvimento da seca puder ser determinado em seus estágios iniciais, haverá tempo para que os decisores tomem medidas de preparação para lidar com o seu agravamento.

Nesse contexto o uso de índices de secas é importante para monitorar seu início e desenvolvimento assim como para compor sistemas eficientes de alerta de secas (KIM et al., 2009). Sua análise fornece informações importantes que podem ser usadas para

melhorar as estratégias de gestão dos recursos hídricos, proteção ambiental, planos de produção agrícola, e outros impactos econômicos (GOCIC; TRAJKOVIC, 2013).

O monitoramento da seca pode ser feito com base em índices padronizados permitindo a comparação das condições hídricas de diferentes áreas. Tais quantificadores hídricos podem ser usados em políticas públicas como parâmetro para auxiliar na tomada de decisão quanto à adoção ou suspensão de ações de gestão da seca.

Dentre os índices de seca disponíveis, o índice de precipitação-evapotranspiração padronizado (do inglês, *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index - SPEI*) vem sendo amplamente utilizado pela comunidade científica para o estudo das secas em todo o mundo, por exemplo na Austrália (ALLEN et al., 2011); Europa (POTOP et al., 2012); China (TONG et al., 2017); Coreia do Sul (NAM et al., 2015); Brasil (CANAMARY, 2015; GOERGEN et al., 2013) dentre outros.

O SPEI, desenvolvido em 2010 (VICENTE-SERRANO et al. 2010), realiza um balanço hídrico simplificado a partir dos dados de precipitação e evapotranspiração potencial. É de cálculo simples e permite a realização de análises em diversas escalas de tempo.

Dados obtidos a partir do sensoriamento remoto também têm sido empregados com o propósito de monitorar secas. Entre as vantagens desse tipo de dado está a cobertura de áreas que, muitas vezes, não possuem densidade de estações meteorológicas suficiente. O sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), a bordo dos satélites Terra e Aqua, tem desempenhado um papel cada vez mais importante no monitoramento e avaliação de secas, pois fornece, através de seus produtos, informação

espectral rica com curto ciclo de revisita, e de ao fácil acesso aos dados.

O índice de condição da vegetação (VCI), baseado nos dados de NDVI, tem sido usado no estudo da seca e demonstrado eficiência na sua detecção e mensuração (PARVIZ, 2016; HAO et al., 2015; BELAL et al., 2014; DU et al., 2013; ROJAS et al., 2011).

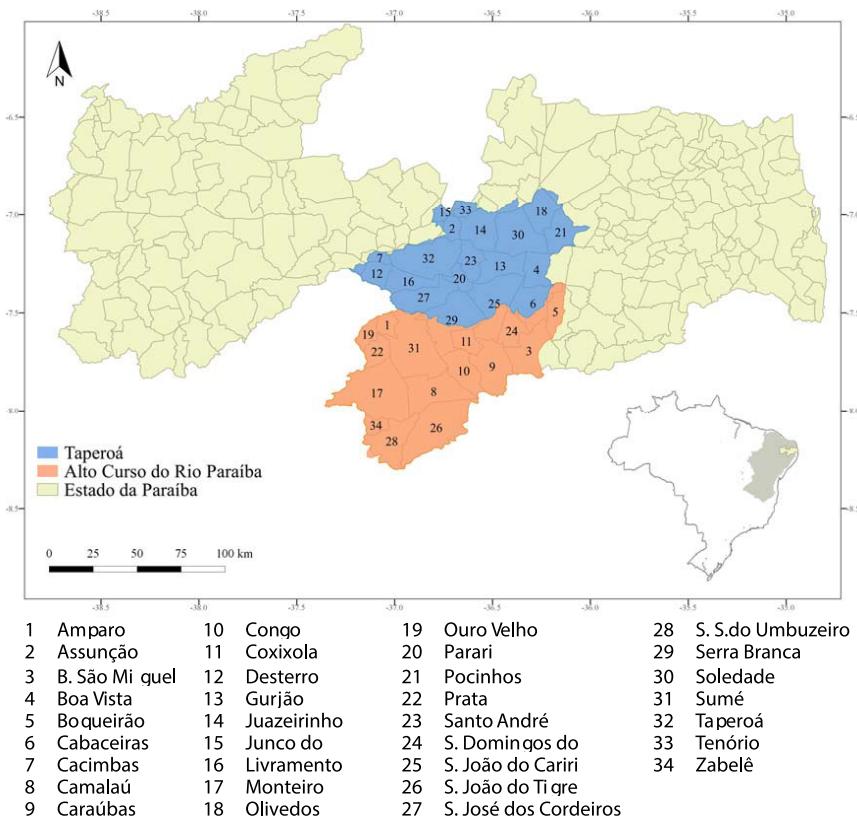
O presente estudo avaliou o potencial do uso de índices que utilizam dados de estação climatológica e sensoriamento remoto para monitorar a ocorrência de seca nos municípios da sub-bacia do Rio Taperoá e alto curso do Rio Paraíba – PB.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área de estudo compreende municípios pertencentes às bacias do Alto Curso do Rio Paraíba e Rio Taperoá (Figura 3.1). A região apresenta temperaturas elevadas, fracas amplitudes térmicas, chuvas com grande variabilidade espacial e temporal, a economia é baseada na agropecuária extensiva, principalmente gado e caprino, e praticada em pequenas propriedades familiares (ALVES et al., 2015; PEREIRA; ALCÂNTARA, 2015).

Figura 3.1: Estado da Paraíba com destaque para a bacia do Taperoá e Alto curso do Rio Paraíba.



Fonte: A autora a partir das shapes disponíveis no <http://www.visualizador.inde.gov.br/> e <http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/index.php>

2.2. Dados

O índice de condição de vegetação (VCI - Vegetation Condition Index) (KOGAN, 1995) é estimado a partir do escalonamento dos valores de NDVI. Neste estudo foi utilizada a composição mensal do NDVI com 1 km de resolução (MOD 13A3, coleção v005), para o intervalo de tempo de 2000 – 2015, obtida a partir do banco de dados mantido pela NASA EOSDIS *Land Processes Distributed Active*

Archive Center no USGS/Earth Resources Observation and Science Center, Sioux Falls, Dakota do Sul.

$$VCI = (\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\text{MIN}}) / (\text{NDVI}_{\text{MAX}} - \text{NDVI}_{\text{MIN}})$$

Eq. 1

O VCI é expresso em percentual (%). Valores entre 50 a 100% indicam condições normais para a vegetação, valores entre 35 a 50% representam seca moderada, e os abaixo de 35% indicam seca severa (KOGAN, 1995).

Dados mensais de temperatura média e totais precipitados para o período de 1963 a 1984 e 1995 a 2015 foram obtidos para os municípios da área de estudo a partir do sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>). Esses dados foram usados na estimativa do SPEI utilizando o SPEI-package (BEGUERÍA et al., 2014) para o software R Project for Statistical Computing environment (R CORE TEAM, 2017) versão v.3.3.0. O método utilizado para estimativa da evapotranspiração de referência foi Thornthwaite (THORNTHWAITE, 1948), e a distribuição de probabilidade para a qual os dados do balanço hídrico foram ajustados foi a log-Logística, conforme sugerido por (BEGUERÍA et al., 2014). O SPEI pode ser estimado para várias escalas temporais, sendo neste estudo utilizadas as escalas de 3 meses, considerando a seca de curto prazo, e 12 meses para a seca de longo prazo.

O SPEI tem valor negativo para a seca e positivo para condições úmidas. À medida que as condições secas ou úmidas se tornam mais severas, o índice torna-se mais negativo ou mais positivo. A classificação da seca, baseada no SPEI, é mostrada na Tabela 3:1.

Tabela 3.1: Categorias de secas de acordo com o SPEI

Classe	SPEI
Úmido	≥ 0
Seca média	0 a -0,99
Seca moderada	-1,00 a -1,49
Seca severa	-1,5 a -1,99
Seca extrema	$\leq -2,00$

Fonte: BEGUERÍA et al., 2010

Foi testada a existência de diferença estatística significante entre os índices SPEI-3 (seca de curto prazo), SPEI-12 (seca de longo prazo) e VCI (seca de curto prazo). Como os índices SPEI e VCI apresentam escalas de valores diferentes, os resultados foram padronizados e, antes do teste de significância, o teste de Shapiro-Wilk foi realizado para verificar a normalidade dos dados. Os dados revelaram ausência de normalidade. Consequentemente, o teste de Kruskal-Wallis foi empregado para realizar o teste de significância. O teste foi realizado com 95% de nível de confiança. O Pacote Estatístico R Project for Statistical Computing environment (R CORE TEAM, 2017) versão v.3.3.0 foi utilizado para realizar o teste. A hipótese nula testada (H_0) foi a de que não há diferença entre os índices de seca na área de estudo para o período de 2000 a 2015.

Os parâmetros estatísticos da precipitação mensal de cada estação, assim como o número de anos considerados na análise, são sumarizados na Tabela 3:2. Todos os municípios apresentaram coeficientes de variação altos, um indicativo da alta variabilidade da precipitação em torno da média e da presença de valores extremos no conjunto de dados, o que é típico para a região. Os maiores coeficientes de variação são observados nas estações de Caraúbas (176,57%), Congo (178,16%) e São João do Tigre

(170,11%). Silva Costa et al. (2015) estudando as tendências em extremos de precipitação sobre a região Semiárida observaram a grande variabilidade desses eventos na região, assim como a não existência de uma distribuição sazonal homogênea.

Tabela 3.2: Parâmetros estatísticos da precipitação mensal

		Área de Estudo	N de anos (unid.)	Máx (mm)	Média (mm)	Desv. Padrão (mm)	CV (%)
1	Amparo	ACRP	18	405,10	48,13	67,99	141,26
2	Boa Vista	SBT	66	449,60	34,41	46,73	135,80
3	Boqueirão	ACRP	54	388,70	37,64	51,29	136,23
4	Barra de São Miguel	ACRP	51	304,20	34,12	50,25	147,29
5	Cabaceiras	SBT	89	386,00	28,29	43,23	152,81
6	Camalaú	ACRP	54	428,00	43,82	68,05	155,29
7	Caraúbas	ACRP	83	411,40	30,96	54,66	176,57
8	Congo	ACRP	51	550,30	38,98	69,45	178,16
9	Coxixola	ACRP	54	461,00	40,20	63,33	157,55
10	Gurjão	SBT	52	425,00	38,11	59,98	157,39
11	Juazeirinho	SBT	53	490,90	40,99	62,44	152,35
12	Junco do Seridó	SBT	23	520,60	46,80	67,07	143,31
13	Monteiro	ACRP	42	395,90	53,08	65,29	123,02
14	Olivedos	SBT	83	374,10	37,37	54,00	144,52
15	Parari	SBT	16	396,00	48,95	72,06	147,21
16	Pocinhos	SBT	89	341,30	32,47	42,17	129,87
17	Prata	ACRP	51	497,70	54,81	79,39	144,84
18	Santo André	SBT	38	535,90	43,83	66,74	152,28
19	São Domingos do Cariri	ACRP	18	337,40	38,62	54,34	140,69
20	Serra Branca	SBT	52	454,40	42,45	67,68	159,42
21	São João do Cariri	SBT	29	469,90	40,54	62,18	153,39

		Área de Estudo	N de anos (unid.)	Máx (mm)	Média (mm)	Desv. Padrão (mm)	CV (%)
22	São José dos Cordeiros	SBT	50	468,60	43,61	72,92	167,23
23	São João do Tigre	ACRP	79	726,40	39,09	66,49	170,11
24	Soledade	SBT	96	398,20	33,31	52,73	158,32
25	São Sebastião Umbuzeiro	ACRP	54	435,30	46,52	64,48	138,62
26	Sumé	ACRP	76	523,90	45,50	70,91	155,85
27	Taperoá	SBT	90	848,00	45,32	74,79	165,05
28	Tenório	SBT	17	489,30	43,51	68,59	157,64

ACRP: Alto Curso do Rio Paraíba

SBT: Sub-bacia do Rio Taperoá

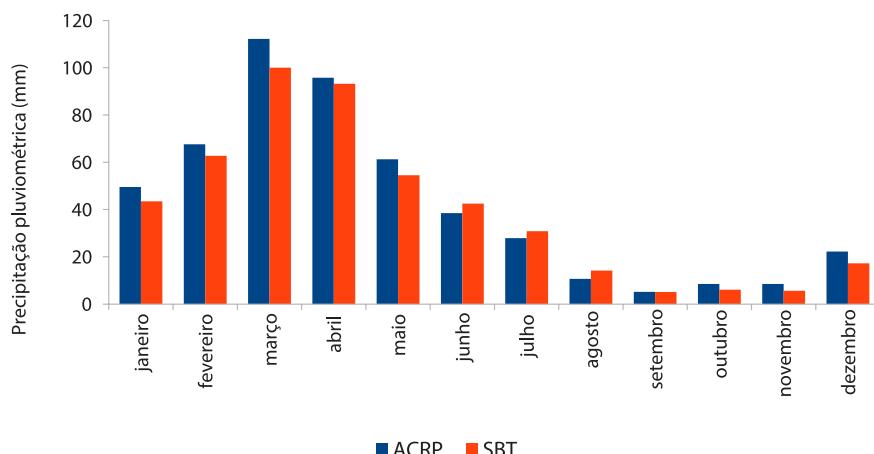
CV: Coeficiente de Variação

Fonte: A autora a partir dos dados de precipitação disponíveis no sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>)

Na Figura 3.2 observa-se a distribuição intra-anual da precipitação pluvial nas duas sub-bacias e a grande semelhança no comportamento pluviométrico delas. Apenas no mês de março percebe-se um incremento na precipitação ocorrida no ACRP em comparado com a SBT.

Também é observado que a quadra chuvosa na região abrange os meses de fevereiro a maio, fato já bastante comentado por outros estudos nessa região (MEDEIROS et al., 2015; MENEZES et al., 2008). Neste trabalho, a quadra chuvosa é tratada como estação chuvosa, uma vez que esses quatro meses são os que apresentam os maiores totais quadrimestrais de precipitação pluvial. Como os índices de seca foram estimados mensalmente, utilizou-se a média dos valores observados na quadra chuvosa para compor o índice anual, que foi usado na caracterização da seca nos municípios.

Figura 3.2: Distribuição mensal da precipitação pluvial média para as SBT e ACRP.



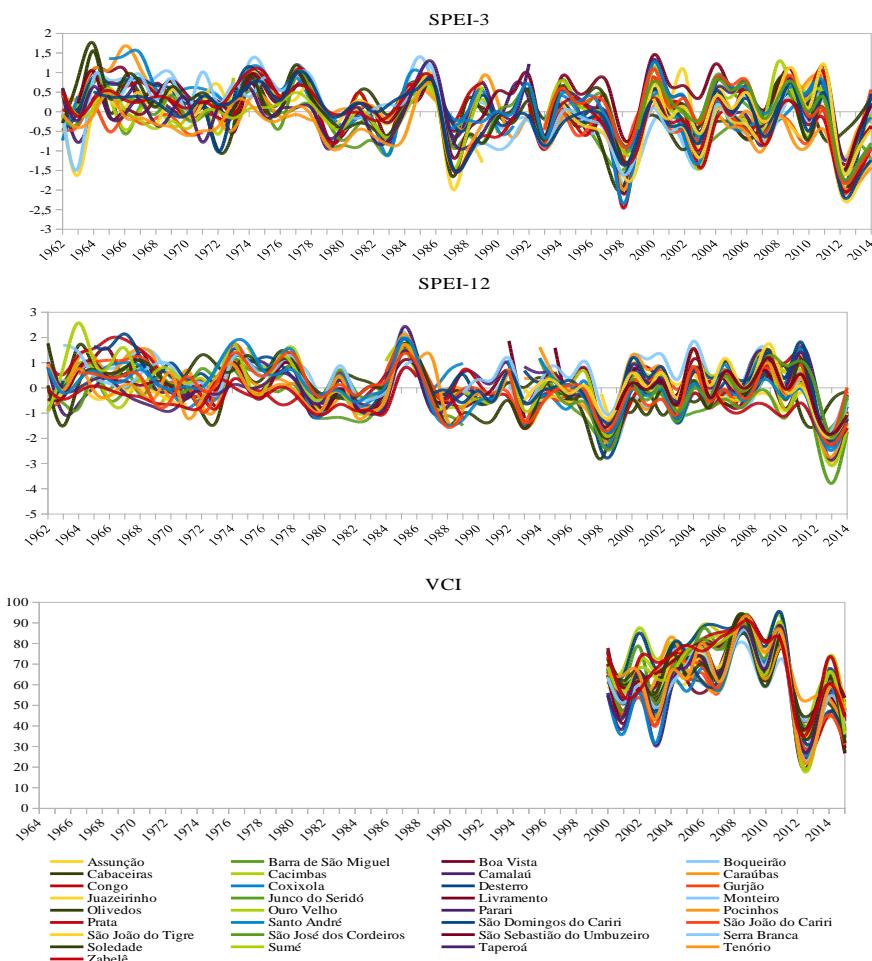
Fonte: A autora a partir dos dados de precipitação disponibilizados pela ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>)

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As séries temporais de chuva tornaram possível a estimativa do SPEI em 28 dos 34 municípios que compõem a área de estudo, os demais não possuíam dados suficientes. Já o VCI foi estimado para todos os municípios. A Figura 3.3 apresenta a variação dos índices para os anos em que há disponibilidade de informação; observa-se que eles possuem o mesmo padrão de comportamento em todos os municípios.

Nos gráficos é possível notar a diminuição dos valores dos índices nos anos de 1998 e 2012, reconhecidos como sendo de secas severas no semiárido brasileiro. Também é possível observar a existência de outros anos como 1963, 1980, 1987, 1993 e 2003, em que também foram observadas secas na região.

Figura 3.3: Padrão de variação dos índices de seca nos diferentes municípios da área de estudo



Fonte: A autora, a partir dos dados de precipitação disponíveis no sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>) e NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>)

A Tabela 3.3 mostra os resultados do teste de Kruskal-Wallis dos índices de seca padronizados, para os anos de 2000 a 2015 na área de estudo. Como a significância foi maior que 0,05, a hipótese nula foi aceita, ou seja, não há evidência de diferença significativa entre os índices.

Tabela 3.3: Resultados do teste de Kruskal-Wallis para os índices de seca entre os anos de 2000 a 2015

Índices de seca normalizados para o período de 2000 a 2015	
Qui-quadrado (χ^2)	0.013501
Graus de liberdade	2
Significância	0.9933

Fonte: A autora, a partir dos dados de precipitação disponíveis no sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>) e NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>)

A Tabela 3.4 mostra o número de municípios que apresentaram ausência de seca, seca moderada e seca severa em cada um dos índices, considerando a série histórica analisada. A ausência de secas, ou anos de umidade dentro dos padrões normais, foi representada pelos três índices. Já a não ocorrência de seca severa ou extrema, foi registrada pelo SPEI-3 em quatro municípios, e pelo VCI em outros dez. Embora ambos os índices sejam usados para avaliar secas de curta duração, eles empregam informações de natureza diferente. O VCI utiliza informações das condições da vegetação e o SPEI-3 dados de precipitação e temperatura do ar.

Tabela 3.4: Número de municípios considerando a severidade da seca de acordo com cada índice

	Período analisado	SPEI-3 (28 municípios considerados)	SPEI-12 (28 municípios considerados)	VCI (34 municípios considerados)
Ausência de seca	1964 - 2015	28	28	34
Seca moderada	1964 - 2015	26	26	33
Seca severa e extrema	2000 - 2015	24	28	24

Fonte: A autora, a partir dos dados de precipitação disponíveis no sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>) e NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>)

Rhee et al. (2010) sugerem a combinação de índices para monitorar a seca em escala regional de maneira mais eficiente, devido a discrepâncias que possam ser observadas entre os diferentes índices. Então, em se considerando o SPEI-3 e o VCI como complementares, pode-se afirmar que todos os municípios experimentaram seca de curta duração classificada como severa ou extrema em algum momento.

O Cariri paraibano, onde está inserida a região do Alto curso do Rio Paraíba e parte da sub-bacia do Taperoá, é reconhecida pela atividade pecuária de produção de leite, especialmente leite de cabra. A seca de curta duração é relacionada aos danos à vegetação. Como a pastagem natural é parte importante da dieta dos animais, seu monitoramento ganha relevância especial.

Mcclaran e Wei (2014) utilizaram os índices SPEI e SPI para avaliar os padrões de seca nos Estados Unidos e suas implicações para a pecuária de pastejo. Os autores apontam a perda de pastagens como o principal impacto para o setor. Eles também recomendam o uso do SPEI, em detrimento do SPI, por representar melhor os impactos potenciais da seca para a produção de forragem.

O SPEI 12 registrou a ocorrência de secas severas de longa duração em todos os municípios, incluindo, ou não, secas curtas, que também trazem prejuízos econômicos para a cadeia agropecuária. Para Kachergis et al. (2014) a ocorrência de secas extremas é um desafio para a sustentação das operações pecuárias e toda a cadeia de produtiva, pois, em casos extremos, pode até implicar na morte dos animais, além de contribuir para a perda da qualidade dos produtos. Os autores avaliaram várias estratégias de gestão, utilizadas pelos fazendeiros quando ocorrem secas severas prolongadas, e citam os planos de preparação e ações proativas tomadas no âmbito da gestão do risco como essenciais para diminuir os impactos negativos da seca.

O conceito de coeficientes de correlação linear foi utilizado para determinar a efetividade dos índices de seca. Devido ao fato da chuva ser um dos principais fatores que influenciam a ocorrência de secas, foram calculadas a correlação linear entre a precipitação e os índices de seca para cada município, os resultados são mostrados na Tabela 3.5.

Tabela 3.5: Coeficientes de correlação entre precipitação e índices de seca

Municípios	SPEI3	SPEI12	VCI
Amparo	0,88	0,92	0,80
Assunção	---	---	0,91
Barra de São Miguel	0,84	0,85	0,87
Boa Vista	0,83	0,65	0,74
Boqueirão	0,84	0,83	0,52
Cabaceiras	0,78	0,71	0,89
Camalaú	0,86	0,86	0,73
Caraúbas	0,86	0,87	0,95
Congo	0,86	0,86	0,86
Coxixola	0,82	0,79	0,84
Desterro	---	---	0,84
Gurjão	0,77	0,79	0,91
Juazeirinho	0,87	0,84	0,88
Junco do Seridó	0,84	0,89	0,84
Livramento	---	---	0,82
Monteiro	0,95	0,89	0,75
Olivedos	0,81	0,75	0,90
Ouro Velho	---	---	0,85
Parari	0,86	0,77	0,94
Pocinhos	0,72	0,67	0,81

Municípios	SPEI3	SPEI12	VCI
Prata	---	---	0,83
Santo André	0,90	0,90	0,89
São Domingos do Cariri	0,88	0,71	0,91
São João do Cariri	0,80	0,81	0,93
São João do Tigre	0,78	0,88	0,80
São José dos Cordeiros	0,86	0,86	0,82
São Sebastião Umbuzeiro	0,87	0,90	0,75
Serra Branca	0,90	0,82	0,91
Soledade	0,87	0,88	0,85
Sumé	0,91	0,78	0,81
Taperoá	0,81	0,90	0,91
Tenório	0,76	0,91	0,86
Zabelê	---	---	0,74

Fonte: A autora, a partir dos dados de precipitação disponíveis no sistema de informações da Agência Nacional de Águas – ANA (<http://hidroweb.ana.gov.br/>) e NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>)

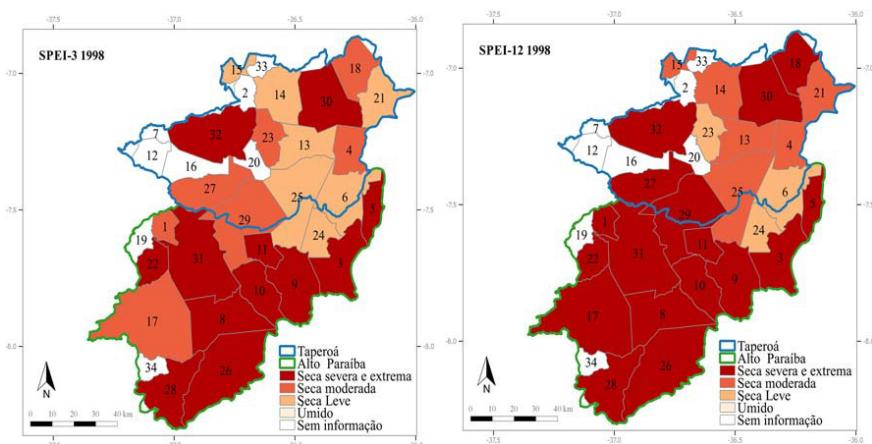
Os três índices apresentaram correlação forte para quase todos os municípios, apenas Boa Vista e Pocinhos apresentaram correlação média entre a precipitação e o SPEI-12 e Boqueirão com o VCI. Parviz (2016) conclui, em estudo que avaliou a correlação entre vários índices de seca e a precipitação, que os índices de seca em regiões áridas e semiáridas apresentam valores mais altos e significativos se comparado com as regiões úmidas.

Os anos mais secos de toda a série analisada ocorreram durante o período de 1998-1999 e 2012-2014, fato registrado pelos três índices. Os municípios localizados na região do Alto Curso do Rio Paraíba tiveram seus anos mais secos durante evento de 1998-1999, enquanto que os da Sub-Bacia do Rio Taperoá durante a seca de

2012-2014 (Figuras 3.4 e 3.5). O ano de 2013 foi o que apresentou os menores valores de índice de seca, com destaque para o SPEI-12 que registrou seca severa ou extrema em todos os municípios da área de estudo com exceção de Boqueirão que apresentou seca moderada.

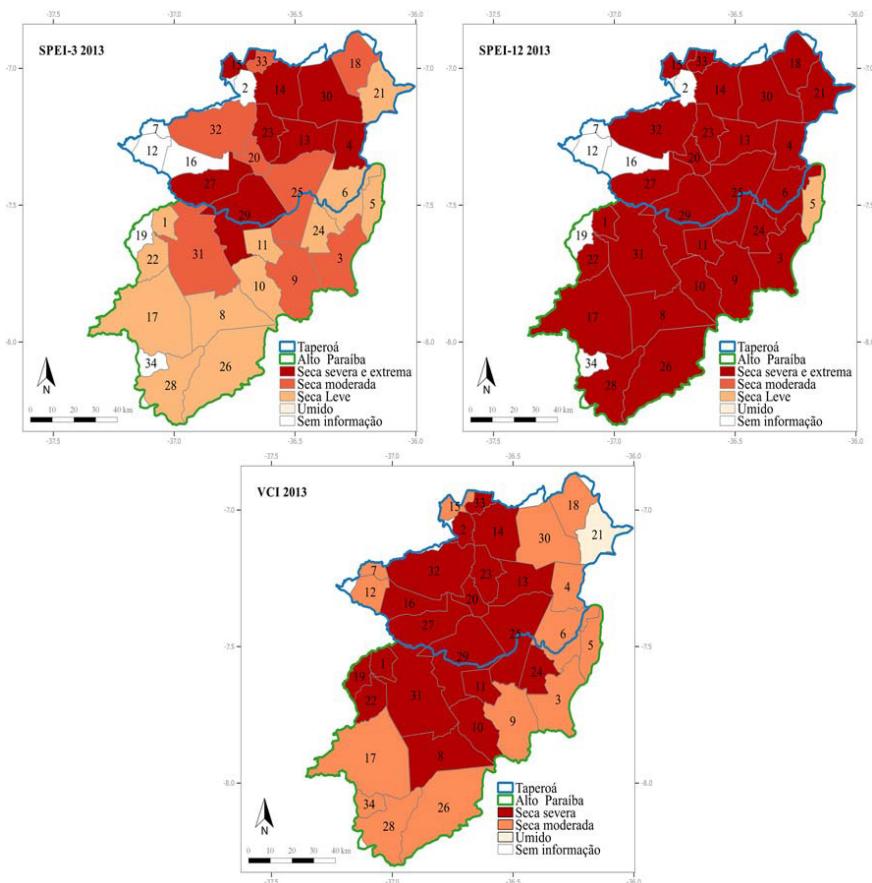
Embora os mapas das figuras 3.4 e 3.5 mostrem diferenças entre si quanto à classificação da severidade da seca em um mesmo ano, essas podem ser atribuídas tanto aos dados originalmente usados para o cálculo dos índices, quanto à escala temporal (curta ou longa duração), empregada na estimativa. Nos municípios em que a classe de severidade da seca variou com o índice, observam-se que essas classes são vizinhas, o que é um indicativo de consistência entre eles.

Figura 3.4: Classificação da severidade da seca em 1998 de acordo com o SPEI-3 e SPEI-12



Fonte: A autora a partir dos dados disponíveis na NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>) e das shapes disponíveis no <http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/index.php>)

Figura 3.5: Classificação da severidade da seca de em 2013 de acordo com o SPEI-3 e SPEI-12 e VCI



Fonte: A autora a partir dos dados disponíveis na NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>) e das shapes disponíveis no <http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/index.php>)

4. CONCLUSÕES

O índice por sensoriamento remoto (VCI) apresentou vantagens sobre o índice estimado com dados da estação climatológica (SPEI) no que diz respeito a abrangência espacial, pois devido à disponibilidade de dados não foi possível estimar o SPEI para seis dos trinta e oito municípios da área de estudo.

Os três índices apresentaram o mesmo padrão de variação, entre si e nos diferentes municípios, ao longo do tempo. E permitiram a identificação de anos chuvosos e anos secos, além de representarem bem a ocorrência de secas com severidades distintas. Demonstrando potencial para monitorar a seca na região

Por empregarem informações de natureza diferentes, o VCI e o SPE-3 podem ser usados de maneira complementar na identificação de secas de curta duração.

Secas severas de longa duração foram registradas em todos os municípios, o que pode repercutir em graves perdas econômicas para a região que tem na pecuária leiteira sua principal atividade geradora de renda.

5. REFERÊNCIAS

ALLEN, K. J.; OGDEN, J.; BUCKLEY, B. M; COOK, E. R.; BAKER, P. J. The potential to reconstruct broadscale climate indices associated with southeast Australian droughts from *Athrotaxis* species, Tasmania. *Climate Dynamics*, v. 37, n. 9-10, p. 1799-1821, 2011.

ALVES, T.; AZEVEDO, P. V.; DOS SANTOS, C. A. C. Influence of climate variability on land degradation (desertification) in the watershed of the upper Paraíba River. *Theoretical and Applied Climatology*, Publicação online 02 de novembro 2015. DOI 10.1007/s00704-015-1661-1

American Meteorological Society - AMS. Meteorological Drought. Adopted by AMS Council on 23 December 2003. *Bulletin of the American*

Meteorological Society, No. 85. Disponível em:< <http://www.ametsoc.org/policy/droughtstatementfinal0304.html>>. Acesso em 02 jun. 2014.

BEGUERÍA, S.; VICENTE-SERRANO, S. M.; ANGULO-MARTÍNEZ, M. A. Multiscalar Global Drought Dataset: The SPEI base – A new gridded product for the analysis of Drought variability and impacts, **Bulletin of the American Meteorological Society**, doi:10.1175/2010BAMS2988.1, 2010.

BEGUERÍA, S.; VICENTE-SERRANO, S. M.; REIG, F.; LATORRE, B. Standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) revisited: parameter fitting, evapotranspiration models, tools, datasets and drought monitoring, **International Journal of Climatology**, doi: 10.1002/joc.3887, 2014.

BELAL, A. A.; EL-RAMADY, H. R.; MOHAMED, E. S.; SALEH, A. M. Drought risk assessment using remote sensing and GIS techniques. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 7, n. 1, p.35-53, 2014.

CANAMARY, E. A. **Avaliação de índices para fins de monitoramento e previsão de secas no nordeste setentrional**. 2015. 133p. Dissertação. (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) – Universidade de Brasília, Brasília, 2015.

DU, L.; TIAN, Q.; YU, T.; MENG, Q.; JANCSO, T.; UDVARDY, P.; HUANG, Y. A. Comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, n. 23, p. 245–253. 2013.

GOCIC, M.; TRAJKOVIC, S. Analysis of precipitation and drought data in Serbia over the period 1980–2010. **Journal of Hydrology**, v. 494, p. 32-42, 2013.

GOERGEN, G.; TATSCH, J. D; MORAES, M. R. Estimativa da evapotranspiração potencial em bagé-rs para aplicação no índice padronizado precipitação-evapotranspiração. **Ciência e Natura**, p. 181-183, 2013.

HAO, C.; ZHANG, J.; YAO, F. Combination of multi-sensor remote sensing data for drought monitoring over Southwest China. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 35, p. 270-283, 2015.

KACHERGIS, E.; DERNER, J. D.; CUTTS, B. B.; ROCHE, L. M.; EVINER, V. T.; LUBELL, M. N.; TATE, K. W. Increasing flexibility in rangeland management during drought. **Ecosphere**, v.5, n. 6, p.1-14, 2014.

- KIM DO-WOO, BYUN, HI-RYONG, CHOI, KI-SEON. Evaluation, modification, and application of the Effective Drought Index to 200-year drought climatology of Seoul, Korea. *Journal of Hydrology*, v. 378, p. 1-12, 2009.
- KOGAN, F. N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, v. 15, n. 11, p. 91-100, 1995.
- MCCLARAN, M. P.; WEI, H. Recent drought phase in a 73-year record at two spatial scales: implications for livestock production on rangelands in the Southwestern United States. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 197, p. 40-51, 2014.
- MEDEIROS, R. M.; FRANCISCO, P. R. M.; MATOS, R. M.; SANTOS, D.; SABOYA, L. M. F. Diagnósticos das Flutuações Pluviométricas no Estado da Paraíba. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 8, n. 4, p.1017-1027, 2015.
- MENEZES, H. E. A.; BRITO, J. D.; SANTOS, C. D.; SILVA, L. D. A relação entre a temperatura da superfície dos oceanos tropicais e a duração dos veranicos no estado da Paraíba. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 23, n.2, p.152-161, 2008.
- NAM, W. H.; HAYES, M. J.; SVOBODA, M. D.; TADESSE, T.; WILHITE, D. A. Drought hazard assessment in the context of climate change for South Korea. *Agricultural Water Management*, v. 160, p.106-117, 2015.
- NÚÑEZ, J.; RIVERA, D.; OYARZÚN, R.; ARUMÍ, J. L. On the use of Standardized Drought Indices under decadal climate variability: Critical assessment and drought policy implications. *Journal of Hydrology*, v. 517, p. 458-470. 2014.
- PARVIZ, L. Determination of effective indices in the drought monitoring through analysis of satellite images. *Agriculture & Forestry/Poljoprivreda i Sumarstvo*, v. 62, n. 1, p. 305-324, 2016.
- PEREIRA, R. A.; ALCÂNTARA, C. R. Perfil do produtor rural no município de São João do Cariri e seus reflexos no processo produtivo: entre o tradicional e o moderno. *Ciência e Natura*, v. 37, n. 3, p. 350-365, 2015.
- POTOP, V.; MOŽNÝ, M.; SOUKUP, J. Drought evolution at various time scales in the lowland regions and their impact on vegetable crops in the Czech Republic. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 156, p. 121-133. 2012.
- R CORE TEAM (2017). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
URL <https://www.R-project.org/>.

ROJAS, O.; VRIELING, A.; REMBOLD, F. Assessing drought probability for agricultural areas in Africa with coarse resolution remote sensing imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 2, p. 343-352, 2011.

SILVA COSTA, M.; LIMA, K. C.; MENDONÇA ANDRADE, M.; GONÇALVES, W. A. Tendências observadas em extremos de precipitação sobre a região Semiárida do Nordeste do Brasil, **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 5, p. 1321-1334, 2015.

TONG, S.; BAO, Y.; TE, R.; MA, Q.; HA, S.; LUSI, A. Analysis of Drought Characteristics in Xilingol Grassland of Northern China Based on SPEI and Its Impact on Vegetation. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2017, 2017.

THORNTHWAITE, C. W. An approach toward a rational classification of climate. **Geographical Review**. v. 38, n. 1, p. 55–94, 1948.

VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. **Journal of Climate**, v. 23, p.1696-1718, 2010

AVALIAÇÃO DE RISCO INTEGRADA PARA INFRAESTRUTURA DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA USANDO INFERÊNCIA FUZZY – APLICAÇÃO NO SISTEMA JAGUARIBE- METROPOLITANO, CEARÁ

Gabriela de Azevedo Reis

Francisco de Assis de Souza Filho

Rodrigo Amaral Codes

Samiria Maria Oliveira da Silva

Daniel Antônio Camelo Cid

José Capelo Neto

1. INTRODUÇÃO

O abastecimento de água é uma das necessidades mais essenciais e básicas da nossa sociedade. Como uma das principais atribuições da gestão de recursos hídricos é operar na maior parte do tempo um sistema de abastecimento sem falhas, a segurança da infraestrutura do sistema de água deve ser valorizada e auxiliada (Sitzenfrei et al. 2011). Mudanças na sociedade e no clima afetam a vulnerabilidade de um sistema de abastecimento de água (Reis et al. 2020). São vários os riscos potenciais relativos às atividades que compõem um sistema de abastecimento de água.

A garantia do abastecimento de água em quantidade e qualidade satisfatórias para atender a sociedade e os ecossistemas é a principal preocupação da segurança hídrica (Gray e Sadoff 2007, UNU 2013, Toratajada e Fernandez 2018). ‘Condições explosivas’ podem ser o

resultado da insegurança hídrica devido à escassez de água, e conflitos de uso da água podem aparecer em frente à limitação da disponibilidade de água (Silva et al. 2017, Reed 2017). O funcionamento dos sistemas de água inclui o fornecimento de água mesmo durante os períodos de escassez e otimização de custos (Gad e Abd-Elaal 2016) e exige lidar com a manutenção e observação de perigos.

Os sistemas de abastecimento de água, além de atender aos padrões de qualidade legalmente estabelecidos, devem apresentar níveis de desempenho que garantam a segurança da sociedade tanto na qualidade quanto na quantidade de água. (Vieira e Morais 2005). A OMS (2011) publicou diretrizes com o objetivo de apoiar o desenvolvimento e implementação de estratégias de gestão de risco, a fim de garantir a segurança do abastecimento de água por meio do controle de substâncias perigosas presentes na água. No entanto, a OMS (2004) recomenda que as entidades gestoras do sistema de abastecimento desenvolvam planos de segurança para garantir a qualidade da água. As recomendações também incluíram metodologias de avaliação e gestão de riscos, bem como práticas operacionais justas, favorecendo uma abordagem preventiva de segurança. A avaliação de risco e a gestão de um sistema de abastecimento de água estão ambas contempladas em um plano de segurança da água (PSA), que visa garantir o acesso de água potável à sociedade (Kayser et al. 2019). O terceiro módulo das Diretrizes da Organização Mundial da Saúde (OMS) para desenvolver um WSP abrange as atividades de identificação de perigos e avaliação de riscos de um sistema de abastecimento de água (OMS, 2009).

Os sistemas socio-naturais - como os sistemas hídricos - são complexos devido à ocorrência de processos não lineares diversificados. É cada vez mais necessário traçar planos de gestão da água com base em uma análise aprofundada de risco e vulnerabilidade do sistema. A descrição de sistemas socio-naturais geralmente vem

em diferentes tipos de informações, tanto quantitativas quanto qualitativas. A infraestrutura dos sistemas de abastecimento de água costuma ser composta por diversos subsistemas, como reservatórios, canais e estações elevatórias. É natural enfrentar subsistemas onde as informações são obtidas com operadores e trabalhadores locais na forma de dados verbais ou textuais, bem como poucas informações sobre a frequência de falhas. Portanto, a informação linguística é fundamental em uma avaliação de risco e deve ser considerada.

Sistemas complexos exigem metodologias de avaliação de risco que contemplem a capacidade de realizar avaliações qualitativas e numéricas simultaneamente, de forma consistente e flexível. Para que seja considerado em um plano de gestão de políticas públicas, o risco deve ser tal que possa ser calculado. Caso contrário, a noção de risco torna-se apenas incerteza (Veyret 2007). A avaliação de risco da infraestrutura dos sistemas de água auxilia a gestão e dá suporte à operação de abastecimento de água com garantias, mantém a segurança hídrica e o desenvolvimento socioeconômico e garante a saúde humana e ambiental e a qualidade de vida. Além disso, responder ao risco é uma tarefa primária em relação à proteção da infraestrutura crítica (Yu et al. 2018). Existe uma ampla gama de definições de risco, mas é justo afirmar que o risco considera a probabilidade de ocorrência de um evento indesejado com impactos negativos (Ostrom e Wilhelmsen 2012). A definição pode até ser restringida pela aplicação de três tópicos principais: o que está em risco, qual a probabilidade e quais impactos (Kaplan e Garrick 1981).

A avaliação da segurança dos sistemas deve incluir as diversas formas em que determinado sistema pode ser prejudicado ou falhar, bem como os impactos potenciais da falha (Washington et al. 2019). Na avaliação de um sistema de abastecimento, a definição das medidas de controle deve ser baseada na priorização dos riscos

associados a um perigo ou evento perigoso. Para avaliar o risco associado a cada perigo, uma escala que mede a possibilidade de ocorrência do evento perigoso e outra escala que mede a gravidade das consequências de determinado evento na sociedade (Vieira e Morais 2005).

A lógica fuzzy pode ser aplicada nos casos em que as informações obtidas são verbais, textuais e / ou linguísticas, e há necessidade de traduzir essas informações em termos matemáticos. Permite o desenvolvimento de algoritmos e programas computacionais, resultando em sistemas de inferência formados por um conjunto de regras lingüísticas equipadas com ferramentas matemáticas (Tanscheit 2003). A lógica difusa também nos fornece a capacidade de processar dados incompletos e vagos que são frequentemente encontrados em sistemas socio-naturais e problemas do mundo real (Zhang et al. 2015, Ameyaw e Chan 2016).

O objetivo deste capítulo é projetar um modelo de inferência fuzzy para a avaliação integrada de risco de um sistema de água. Para tanto, foi elaborado o modelo Risk-fuzzy por meio do software Matlab. Vários trabalhos envolvendo conjuntos fuzzy aplicados a estudos de recursos hídricos têm sido desenvolvidos, mas utilizando aritmética fuzzy ao invés de inferência fuzzy, portanto, desconsiderando informações linguísticas (Gomes 2011, Santos 2012, Sales 2014). No entanto, a teoria dos conjuntos fuzzy tem uma representação surpreendentemente pequena em estudos sobre avaliação de risco (Chen, Shu, Burbey 2014). Nosso modelo visa transformar a informação qualitativa em um conjunto fuzzy, e então o conjunto fuzzy em valores numéricos para quantificar a informação qualitativa. As informações qualitativas passam por um processo de classificação de acordo com uma matriz de risco desenvolvida pelos autores, contendo as classes das variáveis de entrada e saída. Para avaliar os riscos de alto nível, o modelo utiliza

as informações processadas nos riscos de nível inferior, construindo uma estrutura integrada e hierárquica.

O modelo foi aplicado ao sistema de abastecimento de água bruta da Região Metropolitana de Fortaleza, Ceará. Este sistema é muito representativo da garantia da segurança hídrica na região semi-árida do Nordeste do Brasil e apresenta uma alta densidade de informações disponíveis. O risco-fuzzy considerou a infraestrutura hídrica do sistema compreendendo a estrutura física e os equipamentos presentes desde a captação da água bruta até o seu transporte até a entrada das Estações de Tratamento de Água.

2. SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY

O termo fuzzy refere-se a nebuloso ou impreciso e faz menção à falta de conhecimento completo dos sistemas analisados, em alguns casos, diferindo do raciocínio lógico convencional. O conceito pioneiro do termo foi introduzido na literatura científica por meio do manuscrito “Fuzzy Sets”, de autoria de Zadeh (1965).

A teoria dos conjuntos fuzzy tomou seu lugar, surgindo em setores de modelagem de sistemas com categorias de elementos cujas fronteiras são consideradas incertas, definidas por propriedades subjetivas ou atributos imprecisos (Junior e Carpinetti 2015). Kaufmann e Gupta (1988) argumentam que a lógica fuzzy é composta por conceitos e técnicas que concebem formulações matemáticas em detrimento do processo intuitivo humano. Portanto, a lógica fuzzy pode expressar a ambiguidade do pensamento humano, traduzindo o conhecimento especializado em dados numéricos computáveis. Um sistema de inferência fuzzy emprega regras que permitem modelar os aspectos qualitativos do conhecimento humano e dos processos de raciocínio. Portanto, esse sistema torna-se uma ferramenta poderosa em situações de

imprecisão nos problemas de tomada de decisão e suas aplicações no mundo real (Walia et al. 2015).

Boente et al. (2016) associam o uso ascendente da lógica fuzzy por permitir uma representação mais realista dos problemas, em função da quantidade de dados utilizados. Assim, é possível avaliar os resultados de forma matematicamente mais precisa. Os autores afirmam que, comparada a outras ferramentas, a lógica fuzzy demonstra melhor representação de situações complexas que geram incertezas e imprecisões do mundo real.

Nos últimos anos, a lógica fuzzy tem sido usada como ferramenta fundamental em várias áreas do conhecimento, como sistemas homem-máquina (Zahabi e Kaber 2019), segurança e estabilidade de barragens (Haghshenas et al. 2016, Aydemir e Guven 2017) avaliação de risco e suas consequências associadas a projetos hidrelétricos e plantas industriais (Islam e Nepal 2016, Karimpour et al. 2016, Abdo e Flaus 2016, Tripathi e Shrestha 2017), e requisitos de irrigação que variam de acordo com parâmetros climatológicos (Mousa et al. 2014) e assim sobre.

Com relação às questões de gestão de recursos hídricos, Nasiri et al. (2007) propôs um novo sistema difuso de suporte à decisão de múltiplos atributos com base no índice de qualidade da água (WQI) que hierarquiza soluções alternativas de acordo com as melhorias no WQI. Usando a lógica fuzzy, os autores foram capazes de sintetizar informações qualitativas e quantitativas dentro de um mesmo framework, considerando também dados em que as distribuições de probabilidade não são conhecidas. No entanto, sua estrutura pode ser sensível ao exagero dos valores de risco. Também trabalhando em direção a um sistema de apoio à decisão, Xu e Qin (2014) usaram um conjunto fuzzy em forma de trapézio para descrever informações incertas sobre um sistema de distribuição de água urbano para construir sua estrutura. Lee et al. (2009) aplicaram a lógica fuzzy para

avaliar os riscos em um pequeno sistema de abastecimento de água potável, traduzindo dados qualitativos em probabilidades de risco. Com poucas informações sobre as falhas, os autores consideraram a lógica fuzzy para quantificar as informações qualitativas e ainda foram capazes de fornecer a identificação dos riscos do sistema. No entanto, este método requer experiência prévia e conhecimento do sistema.

É claro que existe uma demanda para o uso de informações qualitativas entre os dados quantitativos, sem alterar a estrutura. Fica claro também que essa demanda está sendo atendida com diversos trabalhos distribuídos em múltiplas áreas de campo, utilizando a teoria dos conjuntos fuzzy e abordagens da lógica fuzzy. Não obstante, é possível observar que faltam estudos sobre a agregação de dados qualitativos e quantitativos para avaliação de risco de sistemas de abastecimento de água. Portanto, podemos notar a necessidade de um novo método que englobe os dois tipos de dados em uma análise integrada entre os diversos subsistemas que compõem um sistema de abastecimento de água. Por fim, firmamos aqui a importância de fornecer o desenvolvimento do modelo fuzzy de risco, utilizando conjuntos fuzzy triangulares e trapezoidais, e como ele pode ser útil para reaplicação e melhorias em outros sistemas.

3. ÁREA DE APLICAÇÃO

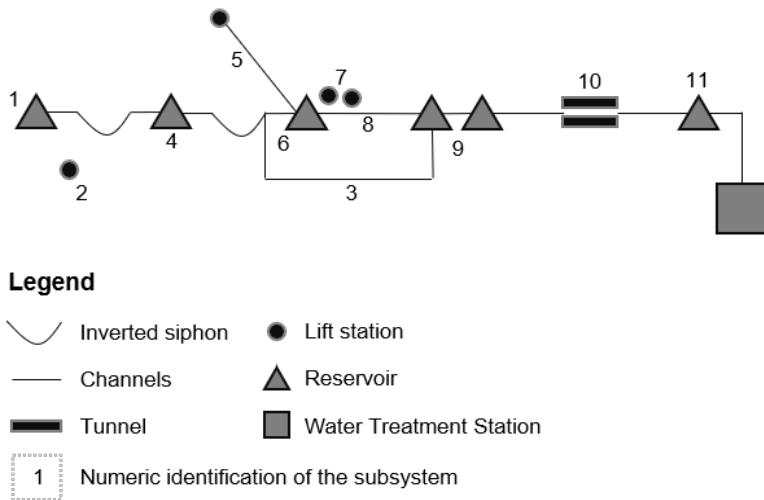
O estudo é aplicado ao sistema de abastecimento de água bruta da Região Metropolitana de Fortaleza (RMF), conhecido como Sistema Jaguaribe-Metropolitano (JMS). Este sistema está localizado no estado do Ceará, Nordeste do Brasil. O Ceará apresenta baixa disponibilidade hídrica causada por uma combinação de condições físicas: baixa precipitação (com média anual inferior

a 900 mm), alta evaporação (superior a 2.000 mm por ano), chuvas irregulares com ocorrência de secas plurianuais e subsolo pobre armazenamento de água, pois cerca de 80% do território do estado encontra-se sobre uma rocha cristalina. Portanto, a maioria dos rios do Ceará são naturalmente intermitentes (Souza Filho et al. 2018). Como as águas superficiais são a principal fonte do estado, o abastecimento de água só pode ser garantido de forma contínua por meio de uma rede de reservatórios interligados por canais, sifões e túneis.

A RMF enfrentou um grande crescimento urbano e industrial em seu território, aumentando sua dependência das transferências de água no início da década de 1990. Para atender à região mais populosa e com maior atividade industrial e econômica do Ceará, a Represa do Castanhão foi construída no rio Jaguaribe e está localizada a 216 km de Fortaleza. O Castanhão está conectado diretamente ao RMF por meio de um complexo sistema de canais, sifões, estações elevatórias e túneis conhecido como Canal da Integração (Souza Filho et al. 2018). Essas estruturas, entre várias outras, compõem o JMS.

Para este estudo, o sistema Jaguaribe-Metropolitano foi denominado “sistema global” e foi dividido em onze subsistemas (Figura 1): Subsistema 1 - Reservatório Castanhão; Subsistema 2 - Estação Elevatória do Reservatório Castanhão; Subsistema 3 - Canal Integração; Subsistema 4 - Reservatório Curral Velho; Subsistema 5 - Canal do Trabalhador; Subsistema 6 - Reservatório Pacajus; Subsistema 7 - Estações Elevatórias EB1 e EB2; Subsistema 8 - Canal do Ererê; Subsistema 9 - Reservatórios Pacoti e Riachão; Subsistema 10 - Sistema de Túnel; e subsistema 11 - Reservatório Gavião.

Figura 1: “Sistema global” Jaguaribe-Metropolitano e seus subsistemas.



4. MÉTODO

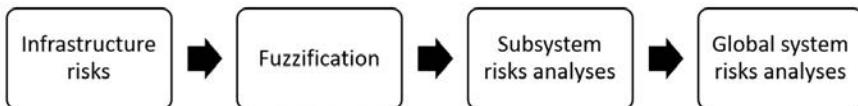
Para conduzir a avaliação de risco integrada de uma infraestrutura de sistema de abastecimento de água, os autores construíram um modelo de inferência fuzzy, denominado Risk-fuzzy, usando a biblioteca Fuzzy Logic Toolbox do software Matlab® desenvolvido pela MathWorks (número de licença: 40805101). Este modelo avaliou os riscos de duas perspectivas:

- Subsistema - todos os riscos em cada subsistema de água foram avaliados. A infraestrutura hídrica foi considerada um subsistema isolado;
- Sistema global - considera todos os riscos dos subsistemas em análise de forma integrada.

Risk-fuzzy foi desenhado para permitir o alcance de valores de risco, dentro de uma escala pré-definida, nos diversos subsistemas, e no sistema global. A estrutura oferece suporte a dados qualitativos

e os resultados são homogeneousmente quantitativos. Suas etapas podem ser vistas na Figura 2:

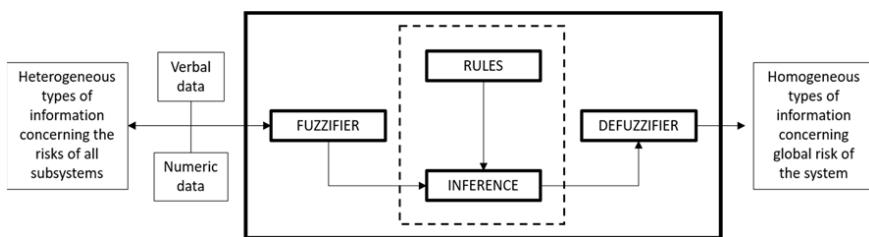
Figura 2: Etapas lógicas do modelo Risk-fuzzy.



4.1. Dados de entrada e fuzzificação

Um sistema de inferência fuzzy é construído a partir de três operações básicas, descritas na Figura 3. As regras são fornecidas por especialistas ou extraídas por dados numéricos. A operação fuzzifier ativa as regras que são aplicadas ao conjunto de entrada fuzzy. Em seguida, a etapa de inferência mapeia conjuntos difusos e determina como as regras são ativadas e combinadas. Por último, o conjunto de saída difusa passa pela operação de defuzzificador, que fornece uma saída exata (Tanscheit 2003).

Figura 3: Desenho do sistema de inferência fuzzy.



Fonte: adaptado de Tanscheit (2003).

Durante o processo de fuzzificação, foi obtido o grau de pertinência de cada variável linguística ao conjunto fuzzy. Três variáveis linguísticas foram utilizadas: possibilidade de ocorrência (condição ou entrada), gravidade da consequência (condição ou entrada) e risco (consequência ou saída). As categorias de cada variável podem ser visualizadas na Tabela 1: Também pode ser lida como uma matriz de risco, que representa as regras do processo de inferência. Extremamente remoto refere-se a eventos que são conceitualmente possíveis, mas extremamente improváveis de ocorrer durante o tempo de vida da estrutura, enquanto eventos remotos devem ocorrer uma ou duas vezes durante o tempo de vida da estrutura. Espera-se que eventos improváveis ocorram uma ou duas vezes em um período de cinco anos. Eventos prováveis podem acontecer uma vez por ano, enquanto eventos frequentes devem acontecer várias vezes por ano. A escala de medição de gravidade abrange consequências desprezíveis, que se referem a eventos que não causaram danos ou danos ao sistema ou estrutura. A gravidade marginal considera pequenos danos, com potencial para afetar o sistema, mas permanece facilmente reversível. Danos críticos caracterizam danos graves à estrutura e ao sistema e requerem intervenção imediata para evitar uma catástrofe - que representa danos irreversíveis. Por último, riscos desprezíveis são aqueles que podem ser desconsiderados como emergências. Riscos baixos não afetam significativamente a eficiência ou apenas levam a pequenos distúrbios no sistema, enquanto riscos moderados podem afetar o sistema, embora seja facilmente reversível. Riscos elevados interrompem o funcionamento do sistema por um período inferior a seis horas, enquanto interrupções de riscos críticos podem levar a um período superior a seis horas.

Tabela 1: Categorias de frequência das variáveis linguísticas (componentes da matriz de risco e regras do processo de inferência).

Categoría	Possibilidade de ocorrência	Severidade das consequências	Risco
1	Extremamente remoto	Desprezível	Desprezível
2	Remoto	Marginal	Baixo
3	Improvável	Crítico	Moderado
4	Provável	Catastrófico	Alto
5	Frequente	-	Crítico

A matriz de risco é exibida na Figura 4, de acordo com as categorias apresentadas na Tabela 1. A combinação das duas variáveis de entrada resulta em uma categoria de risco (em escala de cinza), e o conjunto de todas as combinações possíveis representa as regras de inferência processo. Por exemplo, se a possibilidade de ocorrência for provável e a gravidade das consequências for crítica, o risco é alto. Cada componente dessa matriz é uma função de pertinência e possui um grau de pertinência.

Figura 4: Matriz de risco.

		Extremamente remoto	Remoto	Improvável	Provável	Frequente
		Desprezível	Desprezível	Desprezível	Baixo	Moderado
Severidade das consequências	Desprezível	Desprezível	Desprezível	Desprezível	Baixo	Moderado
	Marginal	Desprezível	Desprezível	Baixo	Moderado	Alto
	Crítico	Desprezível	Baixo	Moderado	Alto	Crítico
	Catastrófico	Baixo	Moderado	Alto	Crítico	Crítico

Os riscos que compõem cada um dos subsistemas em estudo foram obtidos no Plano de Contingência e Emergência de Fortaleza (Capelo Neto et al. 2014) e podem ser visualizados na Tabela 2. Eles foram utilizados como dados de entrada no modelo de inferência fuzzy.

Tabela 2: Tipos de riscos identificados em cada subsistema (dados verbais).

Subsystem	Type of risk	Possibility of occurrence	Severity of consequence
1 Castanhão Reservoir	Structural failure	Remote	Critical
	Water contamination (physical, chemical or biological)	Unlikely	Marginal
	Cyanobacteria bloom	Remote	Negligible
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Critical
2 Castanhão Reservoir Lift Station	Blackout	Unlikely	Critical
	Pump failure	Remote	Critical
	Electricity transformer failure	Remote	Critical
	Electrical cable failure	Remote	Marginal
	Hot spots	Remote	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely Remote	Critical
3 Integração Channel	Reservoir gates activation failure	Remote	Marginal
	Inverted siphon failure	Remote	Critical
	Explosion in the quarries	Extremely remote	Critical
	Obstruction due to automobile accidents	Remote	Marginal
	Illegal withdraw of water	Extremely remote	Catastrophic
	Contaminant load spill	Remote	Critical
	Contamination of water through dumps	Unlikely	Marginal
	Algal bloom	Likely	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Critical

Subsystem	Type of risk	Possibility of occurrence	Severity of consequence
4 Curral Velho Reservoir	Low reservation level	Remote	Marginal
	Water contamination (physical, chemical or biological)	Unlikely	Marginal
	Cryptosporidium contamination (cattle)	Remote	Marginal
	Cyanobacteria bloom	Remote	Negligible
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Marginal
5 Trabalhador Channel	Reservoir gates activation failure	Remote	Marginal
	Obstruction due to automobile accidents	Remote	Marginal
	Illegal withdraw of water	Unlikely	Negligible
	Contaminant load spill	Extremely remote	Critical
	Algal bloom	Unlikely	Marginal
6 Pacajus Reservoir	Sabotage / Vandalism.	Extremely remote	Critical
	Water contamination (physical, chemical or biological)	Unlikely	Marginal
	Cryptosporidium contamination (cattle)	Remote	Marginal
	Cyanobacteria bloom	Remote	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Marginal
7 EBI and EB2 Lift Stations	Low reservation level	Remote	Marginal
	Blackout	Unlikely	Critical
	Pump failure	Remote	Critical
	Electricity transformer failure	Remote	Critical
	Electrical cable failure	Remote	Marginal
	Hot spots	Remote	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely Remote	Critical

Subsystem	Type of risk	Possibility of occurrence	Severity of consequence
8 Ererê Channel	Illegal withdraw of water	Remote	Negligible
	Sewage discharge	Unlikely	Marginal
	Contaminant load spill	Remote	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Critical
9 Pacoti and Riachão Reservoirs	Low reservation level	Remote	Critical
	Water contamination (physical, chemical or biological)	Unlikely	Critical
	Cryptosporidium contamination (cattle)	Remote	Critical
	Cyanobacteria bloom	Remote	Marginal
10 Tunnel System	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Critical
	Automobile accidents	Extremely remote	Critical
	Explosion in the quarries	Remote	Critical
11 Gavião Reservoir	Low reservation level	Remote	Critical
	Water contamination (physical, chemical or biological)	Unlikely	Critical
	Cryptosporidium contamination (cattle)	Remote	Critical
	Cyanobacteria bloom	Remote	Marginal
	Sabotage / Vandalism	Extremely remote	Critical

Fonte: adaptado de Capelo Neto et al. (2014).

A definição das escalas de valores reais para as variáveis antecedentes e consequentes foi definida e distribuída de forma semelhante, de forma que os conjuntos fuzzy correspondentes tivessem a mesma área. Por uma questão de consistência nos resultados, foi necessário ajustar as condições de contorno. Além disso, as funções trapezoidais foram escolhidas nos extremos

da faixa correspondente do universo do discurso. Para as outras funções, as funções triangulares e equidistantes foram preferidas e são apresentadas nas Figuras 5, 6 e 7.

Figura 5: Funções de pertinência para a variável Possibilidade de Ocorrência

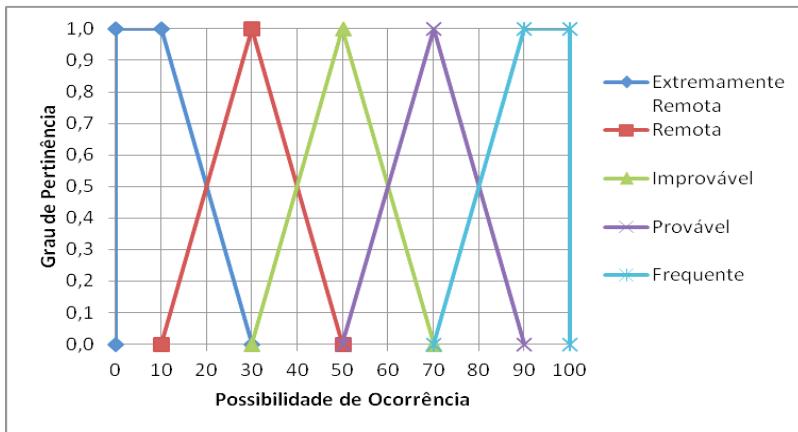


Figura 6: Funções de pertinência para a variável Severidade das Consequências

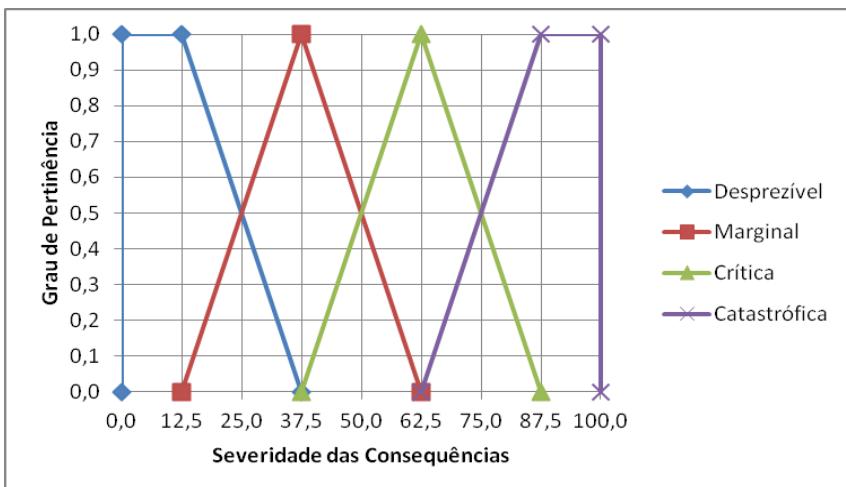
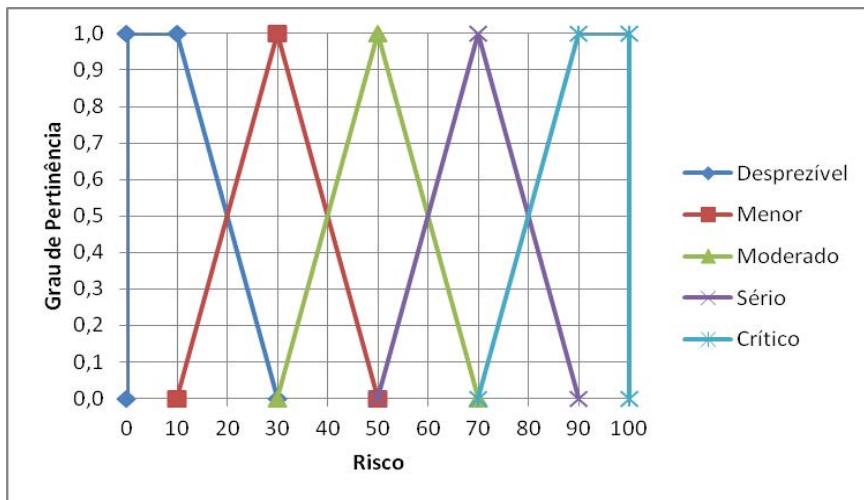


Figura 7: Funções de pertinência para a variável Risco



A escala de valores reais da variável Risco obtida após a defuzzificação possui os limites de 10 e 90 e pode ser visualizada na Tabela 3:

Tabela 3: Escala de valores da variável *Risco*

Função de pertinência	Valor numérico discreto ¹
Desprezível	$R = 10$
Baixo	$R = 30$
Moderado	$R = 50$
Alto	$R = 70$
Crítico	$R = 90$

¹ Para um grau de 100% de pertinência ao conjunto fuzzy correspondente.

4.2. Análise de risco dos subsistemas

Para cada subsistema, foram aplicadas as regras de inferência e, em seguida, foi realizada a etapa de defuzzificação para obtenção do valor numérico do risco. As regras de inferência foram usadas para operar os conjuntos fuzzy corretamente. Elas foram delineadas a partir da intersecção dos termos das variáveis Possibilidade de Ocorrência e Severidade de Consequência, conforme Tabela 4:

Tabela 4: Regras fuzzy utilizadas no modelo de inferência fuzzy.

Severidade das consequências	Extremamente remota	Possibilidade de Ocorrência			
		Remota	Improvável	Provável	Frequente
Catastrófica	Baixa	Moderada	Alta	Critica	Critica
Critica	Desprezível	Baixa	Moderada	Alta	Critica
Marginal	Desprezível	Desprezível	Baixa	Moderada	Alta
Desprezível	Desprezível	Desprezível	Desprezível	Baixa	Moderada

Durante o processo de Defuzzificação foi utilizado o método do centróide, também chamado de “método do centro de gravidade”, e consiste no cálculo do centro geométrico da área composta que simboliza o termo de saída fuzzy e representa a união de todas as contribuições da regra. O valor do risco pertence ao intervalo [10, 90], dentro do universo do discurso [0, 100], e também poderia ser expresso em porcentagem.

4.3. Análise do risco global

Foi considerado que cada subsistema tinha o mesmo nível de relevância e que as informações de risco tinham a mesma qualidade. O operador de agregação de união (Equação 1) foi aplicado para

combinar todas as saídas dos subsistemas que foram processadas como resultado da ativação das regras fuzzy.

$$\mu_{(A \cap B)}(x) = \max(\mu_{(A)}(x), \mu_{(B)}(x)) \quad (1)$$

A agregação das regras gera um conjunto fuzzy. Portanto, a defuzzificação foi realizada conforme etapa anterior para que o conjunto fuzzy seja expresso em valores numéricos.

4.4. Aplicação

Para testar o modelo Risk-fuzzy, avaliou-se o risco de contaminação da água para os subsistemas 1 - Reservatório Castanhão, 4 - Reservatório Curral Velho, 6 - Reservatório Pacajus, 9 - Reservatório Pacoti-Riachão e 11 - Reservatório Gavião em cinco cenários de aplicação:

- Aplicação 1 - Variável de entrada pertencente a dois conjuntos fuzzy;
- Aplicativo 2 - Completo;
- Aplicação 3 - Intervalo de confiança triangular;
- Aplicação 4 - Intervalo de confiança trapezoidal;
- Aplicação 5 - Intervalo de confiança trapezoidal com aumento de área.

4.5. Análise de sensibilidade

O conjunto de dados de entrada, como informação qualitativa, é composto de escolhas subjetivas, o que significa que diferentes valores podem ser sugeridos a partir de uma gama mais ampla de opções. Essa perspectiva leva as variáveis de entrada do modelo à necessidade de uma análise de sensibilidade. Utilizando a Simulação de Monte Carlo, três cenários diferentes foram gerados,

modificando o grau de pertinência e o intervalo de confiança das variáveis antecedentes:

- Cenário 1 - Variáveis anteriores com grau de pertinência a dois conjuntos fuzzy: foram gerados 1000 conjuntos aleatórios de valores de entrada possíveis, variando de + 10% a -10% de seu valor para a variável de possibilidade de ocorrência e de + 12,5% a -12,5% de seu valor para a variável Severity of Consequence. Esses valores correspondem a uma mudança no grau de pertinência a dois conjuntos fuzzy (25% e 75% do valor inicialmente simulado);
- Cenário 2 - Variáveis antecedentes calculadas através de intervalos de confiança triangulares: a construção do intervalo triangular ocorreu considerando o vértice superior do intervalo de confiança igual às variáveis antecedentes inicialmente simuladas. Os vértices inferiores esquerdo e direito, respectivamente, correspondem a variações que variam de -10% a + 10% do seu valor para a Possibilidade de Ocorrência e de -12,5% a + 12,5% do seu valor para a Severidade de Consequência. Similarmente ao Cenário 1, 1000 conjuntos aleatórios de possíveis valores de entrada foram gerados, variando de + 10% a -10% de seu valor para a Possibilidade de Ocorrência e de + 12,5% a -12,5% de seu valor para a Severidade de Consequência;
- Cenário 3 - Variáveis anteriores calculadas por meio de intervalos de confiança trapezoidais: Os vértices superiores do intervalo de confiança foram considerados iguais aos das variáveis antecedentes simuladas inicialmente, variando - 10% para o vértice superior esquerdo e + 10% para o vértice superior direito da possibilidade de ocorrência. Para a Severidade de Consequência, + 12,5% e - 12,5% dos vértices direito e esquerdo sofreram variações, respectivamente. Da mesma forma, os vértices inferiores esquerdo e direito correspondem às

variações de - 10% e + 10% para a Possibilidade de Ocorrência e - 12,5% e + 12,5% para a Severidade de Consequências das variáveis antecedentes inicialmente simuladas. Similarmente aos Cenários 1 e 2, 1000 conjuntos aleatórios de possíveis valores de entrada foram gerados, variando de + 10% a -10% de seu valor para a Possibilidade de Ocorrência e de + 12,5% a -12,5% de seu valor para Severidade de consequências.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A metodologia proposta para avaliação de risco integrado de uma infraestrutura de sistema de abastecimento de água, utilizando o programa Risk-fuzzy, foi aplicada ao sistema de abastecimento de água bruta da Região Metropolitana de Fortaleza (RMF) conhecido como Sistema Jaguaribe-Metropolitano (SMJ).

Inicialmente, os casos em que as variáveis de Possibilidade de Ocorrência e Severidade de Consequências possuem valores numéricos discretos foram avaliados de acordo com as escalas propostas, que correspondem a um grau de pertinência de 100% para um dos conjuntos fuzzy de entrada. A margem de confiança permitida para os dados de entrada foi levada em consideração devido às incertezas e imprecisões causadas pela subjetividade da informação qualitativa. Vale ressaltar que, entre tantas imprecisões e incertezas nas informações ou estimativas dos dados a serem avaliados, para a definição de apenas cinco termos para possibilidade e quatro para consequências (Tabela 4, na seção 4.2), valores intermediários também podem ser estabelecido na metodologia fuzzy. Da mesma forma, o resultado obtido, ou seja, o nível de risco, não se limita à primeira definição.

Para cada um dos subsistemas, a Tabela 5 mostra os valores reais obtidos para a variável Risco. Observou-se que os valores

discretos de saída para os subsistemas não pertencem necessariamente a apenas um conjunto fuzzy. Além disso, todos os subsistemas possuem valores para os riscos classificados como desprezíveis e baixos, o que coloca essas unidades hídricas como confiáveis, do ponto de vista da segurança.

Tabela 5: Riscos dos subsistemas

Subsistema	Valor numérico discreto	Risco	
		Função de pertinência	Grau ¹ (%)
1. Castanhão Reservoir	20	Desprezível	50
		Baixo	50
2. Castanhão Reservoir Lift Station	30	Baixo	100
3. Integração Channel	30	Baixo	100
4. Curral Velho Reservoir	20	Desprezível	50
		Baixo	50
5. Trabalhador Channel	20	Desprezível	50
		Baixo	50
6. Pacajus Reservoir	20	Desprezível	50
		Baixo	50
7. EB1 and EB2 Lift Stations	30	Baixo	100
8. Ererê Channel	20	Desprezível	50
		Baixo	50
9. Pacoti and Riachão Reservoirs	30	Baixo	100
10. Tunnel System	20	Desprezível	50
		Baixo	50
11. Gavião Reservoir	30	Baixo	100

¹ Grau de pertinência do respectivo conjunto fuzzy.

O risco global do sistema fornecido pelo modelo Risk-Fuzzy foi $R = 30$. De acordo com a escala sugerida, esse valor corresponde a um grau de 100% de pertencimento ao conjunto fuzzy classificado como baixo.

Na Aplicação 1, foi assumido que a frequência de ocorrência do risco é um pouco maior. Porém, não ocorre senão uma vez por ano, o que corresponderia à variável Ocorrência de Probabilidade a ser caracterizada como provável. Foi estabelecido o valor de entrada $PO = 55$, indicando um grau de pertinência de 75% e 25%, respectivamente, para os conjuntos fuzzy improváveis e prováveis. O mesmo foi feito para a variável Severidade das Consequências, que foi considerada com 75% e 25% pertencendo, respectivamente, às funções de marginal e crítica. A gravidade crítica, por sua vez, significaria obter graves danos ao abastecimento, levando à sua interrupção, local ou generalizada, por menos de seis horas. Para os subsistemas 9 e 11, a Severidade das Consequências foi avaliada explicitamente como 75% e 25% pertencentes, respectivamente, às funções de pertinência crítica e catastrófica. Este último resultaria em graves danos ao fornecimento, levando à sua interrupção, local ou generalizada, por mais de seis horas. Para esta aplicação, estimou-se o risco global de $R = 34,6$ representando um 77% e 23% de pertencimento, na devida ordem, às funções de pertinência de baixa e moderada relevância da variável de risco. Neste cenário, mesmo com o aumento do valor obtido para a variável Risco, o sistema hídrico pode ainda ser considerado fiável, no que diz respeito à frequência de ocorrência de acidentes, respetivos impactos e riscos associados.

Considerando a Aplicação 2, estamos perante um cenário de cheias onde apenas os subsistemas 8, 9, 10 e 11, respectivamente, Canal do Ererê, Reservatórios Pacoti e Riachão, Sistema de Túneis e Reservatório do Gavião, foram necessários para garantir o

abastecimento de água. Assumindo uma relevância RS = 1,0 para esses subsistemas e RS = 0,0 para os demais, obteve-se o risco global de R = 33,8 com probabilidade de 81% e 19% de pertencer às funções baixa e moderada.

Avaliando um intervalo de confiança triangular, na Aplicação 3, a Possibilidade de Ocorrência tem o vértice superior do triângulo equilátero no valor PO = 55 para os cinco subsistemas e a Severidade das Consequências tem o vértice superior nos valores SC = 43,75 e SC = 68,75 , respectivamente, para os subsistemas 1, 4 e, 6. Obtém-se o risco global, para os subsistemas 6, 9 e 11, R = 38,65, correspondendo a um grau de pertinência de 56,75% no conjunto fuzzy baixo e 43,25% no conjunto moderado.

Na Aplicação 4, o intervalo de confiança das variáveis de entrada do risco de contaminação da água foi modificado para trapezoidal usando os seguintes valores: PO = [50; 53,33; 56,67; 60] e SC = [62,5; 66,67; 70,83; 75]. Observou-se o risco global de R = 39,65, correspondendo a um grau de pertinência de 51,75% para o conjunto fuzzy baixo e 48,25% para o moderado. Em comparação com as aplicações anteriores, observamos que esses resultados indicam que quanto maior a margem de incerteza, ou seja, quanto maior a área das funções de pertinência utilizadas como dados de entrada, maior o nível de risco.

Por fim, na aplicação 5 aumentamos a área do intervalo de confiança usando os valores: PO = [45,00; 51,67; 58,33; 65,00] e SC = [56,25; 64,58; 72,92; 81,25]. O risco global obtido foi R = 44,05, correspondendo a um grau de pertinência de 29,75% e 70,25%, na devida ordem, aos conjuntos fuzzy baixo e moderado do Risco resultante. Nesta aplicação, o valor numérico da variável Risco tem maior pertinência para o conjunto fuzzy moderado do que para o conjunto baixo.

A Tabela 6 resume o risco global obtido nos cenários de aplicação. Observamos que o intervalo de confiança trapezoidal produz um risco global mais significativo do que o intervalo de confiança triangular. Além disso, aumentar a área dos intervalos de confiança aumenta o valor do risco global.

Aplicação	Global (Valor numérico discreto)	Risco	
		Baixo	Moderado
1. Flood scenario ^{2,3}	33,80	81,00	19,00
2. Pertinence degree to two fuzzy sets ²	34,60	77,00	23,00
3. Triangular confidence interval	38,65	56,75	43,25
4. Trapezoidal confidence interval	39,65	51,75	48,25
5. Trapezoidal confidence intervals with area increase	44,05	29,75	70,25

¹ Grau de pertinência ao conjunto fuzzy correspondente.

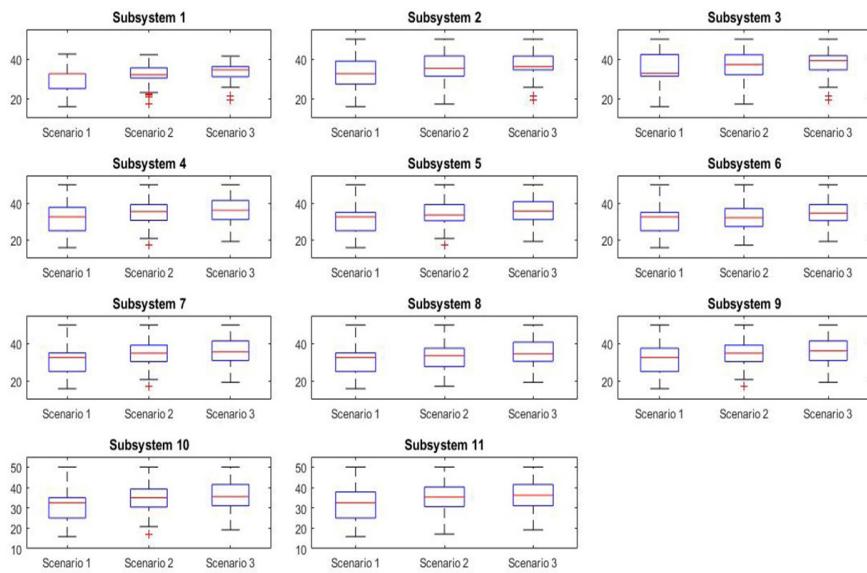
² Antecedentes impostos pelo emprego de valores numéricos discretos.

³ Grau de pertinência para dois conjuntos difusos.

Para realizar uma análise de sensibilidade da metodologia proposta, optou-se por simular três cenários, cada um com 1000 conjuntos aleatórios, variando os valores PO e SC de todas as variáveis. Para esta análise, considerou-se que as variáveis são independentes.

A Figura 8 apresenta o resultado da análise de sensibilidade ao risco para cada subsistema. Isso indica que quanto maior a margem de incerteza, ou seja, quanto maior a área de funções de relevância usadas como dados de entrada, maior o risco para todos os subsistemas analisados. Além disso, notou-se que a amplitude dos resultados do Cenário 3 apresentou o menor valor na maioria dos subsistemas analisados.

Figura 8: Análise de sensibilidade para cada subsistema.



A Figura 9 apresenta os valores globais de risco para os cenários propostos. É possível perceber que, conforme os riscos dos subsistemas, aumenta o risco geral à incerteza das variáveis de entrada. No entanto, foi observado que a amplitude do risco varia independentemente do aumento da incerteza, onde o cenário 3 apresenta a menor variação de risco, enquanto o cenário 2 mostra a variação mais massiva. Também está representado na Tabela 7:

Figura 9: Análise de sensibilidade para o sistema global.

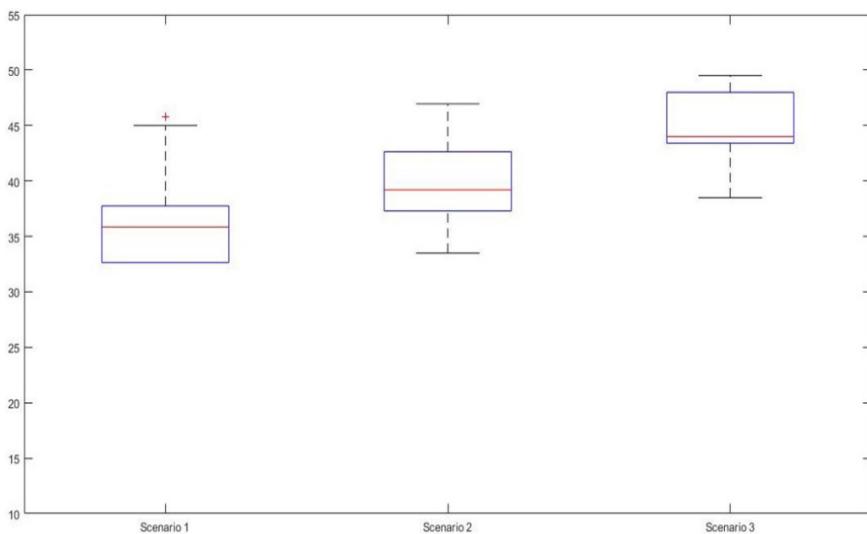


Tabela 7: Valores de boxplot da análise de sensibilidade ao risco global

Grupo	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
Máximo	45,00	46,95	49,50
Média	35,85	39,20	44,00
Mínimo	32,65	33,50	38,50
Amplitude	12,35	13,45	11,00
Número de outliers	19	0	0

A Tabela 8 apresenta a categoria de risco resultante de cada cenário analisado. Em comparação com a simulação da aplicação inicial, o aumento da incerteza levou a maiores riscos. No entanto, observou-se que esse risco ainda se enquadra nas categorias baixo e moderado, como na aplicação inicial, diferenciando o grau de pertinência.

Tabela 8: Comparação dos cenários analisados.

Cenário	Risco					
	Mínimo global (valor numérico discreto)	Grau de pertinência (%)		Máximo global (valor numérico discreto)	Grau de pertinência (%)	
		Baixo	Moderno		Baixo	Moderno
Cenário 1	32,65	85	15	45,00	50	50
Cenário 2	33,50	25	75	46,95	23	77
Cenário 3	38,50	32	68	49,50	2	98

O modelo foi aplicado à Região Metropolitana de Fortaleza, no Brasil, mas apresentou robustez suficiente para suportar diversas aplicações semelhantes abrangendo sistemas de água bruta. Todo um sistema de infraestrutura pode ser dividido em subsistemas (componentes) de acordo com suas características e funções (transporte fluvial, armazenamento de água, estações elevatórias, etc.). Para qualquer sistema de água, cada componente tem seus próprios riscos de acordo com suas configurações e pode afetar o sistema global. Essa análise de risco integrada é capaz de avaliar os riscos de um sistema hídrico e de seus níveis hierárquicos, desde que os componentes sejam definidos e cada componente tenha sua própria lista de riscos. A informação qualitativa permite avaliar os riscos de que o sistema não tem a probabilidade exata e só pode funcionar com a ideia de possibilidade.

No entanto, embora a análise do modelo Risk-fuzzy ocorra de forma integrada, o modelo ainda não é capaz de considerar o efeito cascata e as relações causais entre os riscos e os diferentes componentes.

6. CONCLUSÃO

A segurança hídrica depende da garantia de abastecimento em quantidade e qualidade adequadas pelo menos na maior parte

do tempo. A infraestrutura do sistema de abastecimento de água é uma configuração básica para alcançar a segurança da água, fornecendo água por meio do uso de reservatórios, canais, estações de bombeamento, etc. A operação contínua do sistema deve ser garantida preservando a infraestrutura e suas funções, como por meio de avaliação de risco. Quando há pouca informação sobre a frequência de falhas nos sistemas hídricos, a avaliação deve recorrer a informações qualitativas. No entanto, é necessário quantificar os riscos. Caso contrário, teremos apenas incertezas.

Diante das adversidades, os autores utilizaram a inferência fuzzy para analisar os riscos da infraestrutura hídrica de forma integrada. A lógica fuzzy foi escolhida como a principal ferramenta para este trabalho devido à sua capacidade de lidar com informações qualitativas e usar uma estrutura matemática para quantificar o conjunto de dados. O modelo Risk-fuzzy foi construído por meio da realização de quatro atividades globais: fuzzificação dos dados de entrada, análise de regras de inferência, agregação de riscos e defuzzificação. Este modelo permitiu a análise de um sistema que pode ser desmembrado em outros subsistemas.

Risk-fuzzy mostrou-se útil para avaliação de riscos integrados e apresentou flexibilidade para permitir a inclusão ou exclusão de subsistemas e tipos de risco de forma direta. Essa flexibilidade permite que a estrutura seja aplicada a sistemas hídricos com diferentes escalas. Além disso, permitiu que os dados de entrada fossem fornecidos por meio de diferentes intervalos de confiança. Os dados de entrada foram avaliados quanto à capacidade de ter graus de pertinência a apenas um conjunto fuzzy em ambos os antecedentes (Possibilidade de Ocorrência e Severidade de Consequências) ou dois conjuntos fuzzy. Diferentes cenários também foram simulados, onde as entradas foram apresentadas com valores numéricos

discretos e com intervalos de confiança triangulares e trapezoidais. Em todos os cenários de aplicação, o sistema hídrico apresentou risco pertencente às classes baixa e moderada para dois conjuntos difusos.

Este trabalho contribui metodologicamente com uma estrutura que pode abranger grandes, médios ou pequenos sistemas de água com poucos ou nenhum dado quantitativo dentro de uma avaliação de riscos que envolve cada característica de um sistema global. A estrutura pode ajudar a identificar pontos fracos e vulnerabilidades do sistema de água e auxiliar na gestão e no processo de tomada de decisão. O risco-fuzzy, portanto, contribui para o processo de garantia da segurança hídrica ao atender à necessidade da etapa essencial que é a identificação e quantificação dos riscos no sistema hídrico.

Para uma maior abrangência na classificação das informações de entrada, sugere-se o uso de uma quantidade mais considerável de funções de pertinência. Isso significaria um número maior de elementos ou termos na Matriz de Classificação de Risco. Além disso, recomendamos a apreciação da variação do risco com base em um maior número de conjuntos fuzzy.

7. REFERENCES

- Abdo, H., Flaus, J. M., 2016. Uncertainty quantification in dynamic system risk assessment: a new approach with randomness and fuzzy theory. International Journal of production research, 54(19). <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1184348>
- Ali A.M. Gad & Alaa-Eldin M. Abd-Elaal, 2016. Practical guidelines for a reliability-based design of building water supply systems, Urban Water Journal, 13:2, 94-107, <https://doi.org/10.1080/1573062X.2014.993995>
- Ameyaw, E.E., Chan, A.P.C., 2016. A Fuzzy Approach for the Allocation of Risks in Public–Private Partnership Water-Infrastructure Projects in Developing Countries. J. Infrastruct. Syst., 22(3), 04016016. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)IS.1943-555X.0000297](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IS.1943-555X.0000297)

- Aydemir, A., Guven, A., 2017. Modified risk assessment tool for embankment dams case study of three dams in Turkey. Civil Eng. Env. Systems, 34(1). <https://doi.org/10.1080/10286608.2017.1300794>
- Boente, A.N.P., Ribeiro, L.O.M., Doria, F.A.M.A., Cosenza, C.A.N., 2016. A importância da intermodalidade/multimodalidade no transporte de cargas no brasil: uso da lógica fuzzy como ferramenta de aferição [The importance of the intermodality/multimodality on the transport of cargoes in Brazil: the use of fuzzy logic as an admeasurement tool]. In: XVII Congresso Nacionais de Excelência e Gestão, Anais..., 1-14 (in Portuguese).
- Capelo Neto, J., Brito, C. R. F., Viana, A. G., 2014. Plano de contingência e emergência [Contingency and emergency plan.] (CD-ROM). Fortaleza: Universidade Federal do Ceará (UFC). 209 p (in Portuguese).
- Chen, Y., Shu, L., & Burbey, T. J., 2014. An Integrated Risk Assessment Model of Township-Scaled Land Subsidence Based on an Evidential Reasoning Algorithm and Fuzzy Set Theory. Risk Analysis, 34(4), 656–669. <https://doi.org/10.1111/risa.12182>
- Gomes, V. U., 2011. Aplicação da teoria fuzzy em um modelo bidimensional de transporte de massa, para estudar o risco fuzzy em rios urbanos, sujeitos a lançamentos de agentes poluentes [Application of diffuse theory in a two-dimensional mass transport model to study diffuse risk in urban rivers subject to releases of polluting agents]. 2011. Dissertation. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Brazil, 2011 (in Portuguese).
- Grey, D., Sadoff, C.W., 2007. Sink or swim? Water security for growth and development. WaterPolicy, 9(6), 545–571. <https://doi.org/10.2166/wp.2007.021>
- Haghshenas, S. S., Lashteh, M. A., Pourkazan, P., 2016. The Risk Assessment of Dam Construction Projects Using Fuzzy TOPSIS (Case Study: Alavian Earth Dam). Civil Engineering Journal, 2(4). <https://doi.org/10.28991/cej-2016-00000022>
- Islam, M. S., Nepal, M., 2016. A Fuzzy-Bayesian Model for Risk Assessment in Power Plant Projects. Procedia Computer Science, 100(1). <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.09.259>
- Junior, F. R. L., Carpinetti, L. C. R., 2015. Uma comparação entre os métodos TOPSIS e Fuzzy TOPSIS no apoio à tomada de decisão multicritério para seleção de fornecedores [A comparison between the methods TOPSIS and Fuzzy-TOPSIS on the support to multicriteria decision making to select providers]. Gestão & Produção, 22(1), 17-34 (in Portuguese).

- Kaplan S, Garrick B., 1981. On the quantitative definition of risk. *Risk Analysis*, 1, 11-27. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.1981.tb01350.x>
- Karimpour, K., Zarghami, R., Moosavian, M.A., Bahmanyar, H., 2016. New Fuzzy Model for Risk Assessment Based on Different Types of Consequences. *Rev. IFP Energies nouvelles*, 71(17). <https://doi.org/10.2516/ogst/2014044>
- Kaufmann, A., Gupta, M. M., 1988. Fuzzy mathematical models in engineering and management science. Amsterdam: Elsevier Science Publishers B.
- Kayser, J.F. Loret, K. Setty, C. Blaudin De Thé, J. Martin, C. Puigdomenech & J. Bartram (2019) Water safety plans for water supply utilities in China, Cuba, France, Morocco and Spain: costs, benefits, and enabling environment elements, *Urban Water Journal*, 16:4, 277-288, <https://doi.org/10.1080/1573062X.2019.1669191>
- Lee, M., McBean, E.A., Ghazali, M., Schuster, C.J., Huang, J.J., 2009. Fuzzy-Logic Modeling of Risk Assessment for a Small Drinking-Water Supply System, *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 135(6), 547-552. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2009\)135:6\(547\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2009)135:6(547))
- Mousa, K. A., Croock, M. S., Abdullah, M. N., 2014. Fuzzy based Decision Support Model for Irrigation System Management. *International Journal of Computer Applications*, 14(9). <https://doi.org/10.5120/18230-9177>
- Nasiri, F., Maqsood, I., Huang, G., Fuller, N., 2007. Water Quality Index: A Fuzzy River-Pollution DecisionSupport Expert System, *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 133(2), 95-105. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2007\)133:2\(95\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2007)133:2(95))
- Ostrom, L.T., Wilhelmsen, C.A, 2012. Risk Assessment: Tools, techniques, and their applications. Wiley, New Jersey.
- Reed, D., 2017. In search of a mission. In: Reed D. (ed) Water, security and U.S. foreign policy. WWF and Routledge, New York, 3-34.
- Reis, G.A., De Souza Filho, F.A., Nelson, D.R. et al. (2020) Development of a drought vulnerability index using MCDM and GIS: study case in São Paulo and Ceará, Brazil. *Nat Hazards* 104, 1781-1799. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04247-7>
- Sales, R. J. M., 2014. Aplicação da lógica fuzzy no modelo de Streeter-Phelps para analisar o risco de contaminação das águas de rios, considerando múltiplos processos e múltiplos lançamentos [Application of fuzzy logic in the Streeter-Phelps model to analyze the risk of river water

contamination, considering multiple processes and multiple releases.] 2014. Dissertation. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014 (in Portuguese).

Santos, S. H. L., 2012. Aplicação da teoria fuzzy em modelos de transporte de massa para o cálculo do risco na concessão de outorga para lançamento de efluentes em rios [Application of fuzzy theory in mass transport models for the calculation of risk in the granting of effluent release in rivers]. 2012. Dissertation. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012 (in Portuguese).

Silva, S.M.O., Souza Filho, F.A., Aquino, S.H.S, 2017. Avaliação do risco da alocação de água em período de escassez hídrica: o caso do Sistema Jaguaribe-Metropolitano [Risk assessment of water allocation on water scarcity period: the case of Jaguaribe-Metropolitan] Eng Sanit Ambient, 22(4), 749-760 (in Portuguese). <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-41522017161303>.

Sitzenfrei, R., Mair, M., Möderl, M., Rauch, W., 2011. Cascade vulnerability for risk analysis of water infrastructure. Water Science & Technology, 64(9), 1885-1891. <https://doi.org/10.2166/wst.2011.813>

Souza Filho, F.A., Formiga-Johnsson, R.M., Studart, T.M.C., Abicalil, M.T., 2018. From drought to water security: Brazilian experiences and challenges. In: World Water Council (ed) Global Water Security: Lessons Learnt and Long-Term Implications, Espace Gaymard, Marseille, France, 233-266.

Tanscheit, R., 2003. Sistemas Fuzzy [Fuzzy systems]. In: VI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), Bauru, Brazil. Anais de Minicursos... São Paulo: Sociedade Brasileira de Automática (SBA), 35 p. 1 CD-ROM (in Portuguese).

Tortajada, C., Fernandez, V., 2018. Towards global water security: a departure from the status quo? In: World Water Council (ed) Global Water Security: Lessons Learnt and Long-Term Implications, Espace Gaymard, Marseille, France, 1-20

Tripathi, E. P., Shrestha, E. S. K., 2017. Risk assessment of boot hydropower projects in Nepal using fuzzy logic approach. Journal of Advanced College of Engineering and Management, 3(1). <https://doi.org/10.3126/jacem.v3i0.18965>

UNU - United Nations University, 2013. Water security & the global water agenda: A UN-Wateranalytical brief. United Nations Institute for Water Environment and Health, United Nations Economic and Social Commission for Asia and the Pacific, Canada.

- Veyret Y, 2007. Risks: the man as the aggressor and victim. Contexto, São Paulo. (In Portuguese).
- Vieira, J.M.P., Morais, C, 2005. Planos de segurança da água para consumo humano em sistemas públicos de abastecimento. Instituto Regulador de Águas e Resíduos [Water safety plans for drinking water in public supply systems]. Minho University. Lisbon: SIG – Sociedade Industrial Gráfica, 2005. 161 p. (in Portuguese).
- Walia, N., Singh, H., Sharma, A., 2015. ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system-a survey. International Journal of Computer Applications, 123(13). <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>
- Washington, A., Clothier, R., Neogi, N., Silva, J., Hayhurst, K., Williams, B., 2019. Adoption of a Bayesian Belief Network for the System Safety Assessment of Remotely Piloted Aircraft Systems. Safety Science, 118, 654-673. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.04.040>
- WHO - World Health Organization, 2004. Guidelines for drinking-water quality. Vol. 1: Recommendations. 3rd ed. Geneva: WHO, 2004. 515 p.
- WHO - World Health Organization, 2009. Water Safety Plan: step-by-step risk management for drinking-water suppliers. Geneva: WHO, 2009. 108 p.
- WHO - World Health Organization, 2011. Guidelines for drinking-water quality. 4th ed. Geneva: WHO, 2011. 541 p.
- Xu, T.Y., Qin, X.S., 2014. Integrating Decision Analysis with Fuzzy Programming: Application in Urban Water Distribution System Operation. J. Water Resour. Plann. Manage., 140(5): 638-648. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000363](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000363)
- Yu, F., Li, X.Y., Han, X.S., 2018. Risk response for urban water supply network using case-based reasoning during a natural disaster. Safety Science, 106, 121-139. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.03.003>
- Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. Information and control, New York, 8(3), 338-353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zahabi, M., Kabe, D., 2019. A fuzzy system hazard analysis approach for human-in-the-loop systems. Safety Science, 120, 922-931. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.08.029>
- Zhang, L., Wu, X., Qin, Y., Skibniewski, M. J., & Liu, W., 2015. Towards a Fuzzy Bayesian Network Based Approach for Safety Risk Analysis of Tunnel-Induced Pipeline Damage. Risk Analysis, 36(2), 278–301. <https://doi.org/10.1111/risa.12448>

ANÁLISE DE UMA ESTRATÉGIA DE COBRANÇA PELO USO DA ÁGUA BRUTA NO SISTEMA HÍDRICO CUREMA-MÃE D'ÁGUA

*Glênio John Mesquita Bezerra
Camilo Allyson Simões de Farias
Flavia Nascimento Gomes
Francisco Miquéias Sousa Nunes*

1. INTRODUÇÃO

Os sistemas hídricos e os seus múltiplos serviços são essenciais para humanidade, possibilitando o desenvolvimento social e econômico de várias civilizações ao longo da história (Loucks & Beek, 2017). Nas últimas décadas, no entanto, o aumento das demandas, as mudanças climáticas e a inadequada gestão dos recursos existentes têm promovido a chamada “crise hídrica do século XXI” (Tundisi, 2008).

No semiárido brasileiro, o manejo da água é dificultado pelas condições hídricas naturais, tais como as altas taxas de evaporação, a má distribuição das chuvas no espaço e no tempo, e a limitada disponibilidade de água subterrânea. Esta região, também conhecida como “Polígono das Secas”, sofre periodicamente com a escassez de água, o que compromete a segurança hídrica. Neste contexto, a administração adequada dos recursos hídricos é fundamental para a sobrevivência e para o desenvolvimento humano (Carneiro & Farias, 2013; Farias et al., 2015).

Representando 33% da capacidade hídrica volumétrica do estado da Paraíba, o sistema hídrico Curema-Mãe D'Água está inserido no semiárido nordestino e tem enfrentado longos períodos de estiagem, a exemplo da recente seca de 2012-2017, em que a disponibilidade hídrica nos reservatórios atingiu volumes inferiores a 3% da sua capacidade (AESÁ, 2021).

De acordo com Loucks & Beek (2017) e Farias et al. (2016), para mitigar os efeitos de uma seca, ações comunitárias e governamentais de gestão da demanda devem ser pensadas e adotadas antes que os usuários se depararem com uma efetiva falta de água. Assim, quando bem operados, os sistemas de abastecimento de água podem trazer uma maior segurança hídrica para a população e para os demais usuários (Jiang et al., 2021; Liu et al., 2020). Uma alternativa à racionalização do uso é aumentar a oferta de água, a exemplo da construção de novos barramentos e de adutoras (Dang et al., 2020; Zhao et al., 2021).

A Política Nacional de Recursos Hídricos, instituída pela Lei nº 9.344/1997 (BRASIL, 1997), trata, dentre outros aspectos, da cobrança pelo uso da água. De acordo com o seu Art. 19, a cobrança é um instrumento econômico que visa “reconhecer a água como bem econômico e dar ao usuário uma indicação de seu real valor; incentivar a racionalização do uso da água; e obter recursos financeiros para o financiamento dos programas e intervenções contemplados nos planos de recursos hídricos”.

Vários modelos de cobrança têm sido aplicados com relativo sucesso em bacias hidrográficas federais, a exemplo das bacias do rio São Francisco, rio Paraíba do Sul, rio Doce e rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí (ANA, 2014a). Em 2016, a Agência Nacional de Águas (ANA, 2016) publicou o resumo executivo do Plano de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó-Piranhas-Açu. Neste documento, é possível verificar a previsão de uma série de ações

voltadas para a preservação e para o desenvolvimento da bacia. No entanto, ainda inexiste um mecanismo de cobrança pelo uso da água, que poderia gerar recursos para a manutenção e o melhoramento do sistema (ANA, 2016).

Com o intuito de explorar o potencial de arrecadação de um dos principais sistemas hídricos da bacia hidrográfica do rio Piancó-Piranhas-Açu, um modelo de cobrança pelo uso da água bruta foi aplicado e analisado considerando a operação mensal do sistema Curema-Mãe D'Água.

2. METODOLOGIA

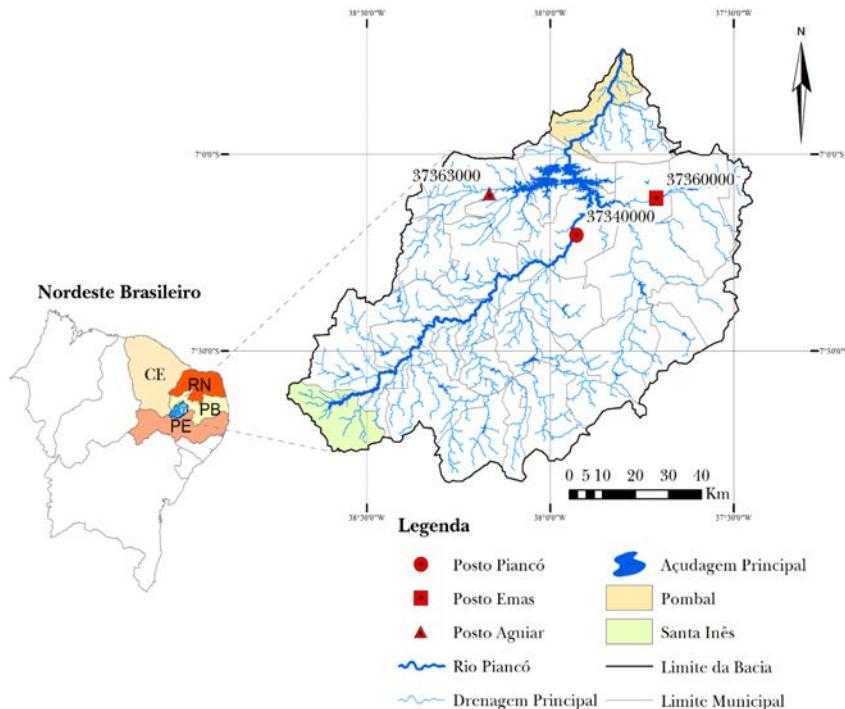
2.1. Caracterização da Área de Estudo

O sistema hídrico adotado é composto pelos reservatórios Coremas e Mãe D'Água, conectados por um canal aberto com capacidade de 12 m³/s e localizados nas coordenadas geográficas 7°01'45"S e 37°57'13"O. Assim como no trabalho de Celeste et al. (2009), a implementação matemática do sistema Curema-Mãe D'Água foi simplificada, considerando os dois açudes como um só reservatório equivalente. Para o cálculo do volume máximo, adotou-se os dados obtidos por meio de batimetria, conforme Nota Técnica Conjunta n.º 02/2014/SRE/SUM-ANA (ANA, 2014b). Assim, os volumes mínimo e máximo do reservatório equivalente foram assumidos como 46,8 hm³ e 1.159 hm³, respectivamente.

A vazão de entrada ao reservatório equivalente correspondeu a soma dos valores afluentes a cada reservatório individual, provenientes dos postos fluviométricos de Piancó, Emas e Aguiar (Figura 1). Os registros mensais para o período de 2005 a 2020 foram obtidos no Portal HidroWeb (ANA, 2021). Para o preenchimento de falhas nos dados, optou-se por usar a média da lâmina escoada nos

outros postos. Os dados mensais de evaporação e de precipitação foram coletados no trabalho de Lima (2004).

Figura 1: Localização da bacia hidrográfica do rio Piancó



Fonte: Carneiro & Farias (2013).

As principais demandas do sistema hídrico são: abastecimento humano (saneamento), pecuária, vazão ecológica na jusante dos açudes, irrigação, aquicultura e indústria (ANA, 2004; ANA, 2016). As demandas mensais utilizadas neste estudo estão listadas na Tab. 1.

Tabela 1: Demandas no Sistema Curema–Mãe D’Água.

Usuário	Vazão (m ³ /s)
Saneamento	0,825
Pecuária	0,117
Vazão ecológica	1,000
Irrigação	5,766
Aquicultura	0,185
Indústria	0,097
Total	7,990

Fonte: ANA (2004); ANA (2016)

2.2. Operação do Sistema Hídrico

A política operacional linear padrão, também conhecida como SLOP (do inglês, *Standard Linear Operating Policy*), foi usada para o balanço hídrico mensal do sistema. Para tanto, considerou-se uma série histórica de dados hidrológicos mensais composta por 16 anos (2005-2020).

O modelo SLOP é uma regra de liberação de água que consiste na aplicação de duas premissas básicas (Loucks et al., 1981):

1. quando a água disponível é igual ou menor do que a demanda, toda a água armazenada é liberada.
2. quando a água disponível excede a demanda, a demanda é atendida e o excedente é acumulado no reservatório até o atingimento do seu volume máximo e início do vertimento.

As alocações e volumes de cada período foram relacionados com vazão afluente, evaporação e vertimento pela equação da continuidade, conforme Equações (1-2):

$$S(1) = S(0) + Q(1) - R(1) - E(1) + P(1) - Sp(1) \quad (1)$$

$$S(t) = S(t-1) + Q(t) - R(t) - E(t) + P(t) - Sp(t); \forall t = 2, \dots, N \quad (2)$$

na qual $S(t)$ é o volume do reservatório no final do mês t ; $S(0)$ é o volume inicial; $R(t)$ é o volume alocado para todos os usos durante o mês t ; $Q(t)$ é a vazão afluente ao sistema durante o mês t ; $E(t)$ é a evaporação sobre a superfície líquida do reservatório durante o mês t ; $P(t)$ é a precipitação sobre a superfície líquida do reservatório durante o mês t ; e $Sp(t)$ é o vertimento que eventualmente pode ocorrer durante o mês t .

As restrições físicas do sistema hídrico definem os limites para alocações, volume, vertimento, evaporação e precipitação, conforme Equações (3-7).

$$0 \leq R(t) \leq D(t); \forall t \quad (3)$$

$$S_{\min} \leq S(t) \leq S_{\max}; \forall t \quad (4)$$

$$Sp(t) \geq 0; \forall t \quad (5)$$

$$E(t) \geq 0; \forall t \quad (6)$$

$$P(t) \geq 0; \forall t \quad (7)$$

em que $D(t)$ é a demanda total do sistema, e S_{\min} e S_{\max} são os volumes mínimo e máximo do reservatório equivalente, respectivamente.

2.3. Modelo de Cobrança pelo Uso da Água Bruta

Neste estudo, optou-se por utilizar o modelo de cobrança aplicado na bacia do rio São Francisco (CBHSF, 2008; CNRH, 2010; CNRH, 2017).

O modelo adotado integra, em seu cálculo, os componentes captação, consumo e lançamento de cargas orgânicas. O custo pela captação de água é dado pela Equação (8).

$$V_{cap} = Q_{cap} \cdot PP_{Ucap} \cdot K_{cap} \quad (8)$$

em que V_{cap} é o valor anual de cobrança pela captação de água, em R\$/ano; Q_{cap} é o volume anual de água captado, em m³/ano, segundo

valores da outorga ou verificados pelo organismo outorgante, em processo de regularização; $PPUcap$ é o preço público unitário para captação superficial, em R\$/m³; e $Kcap$ é o coeficiente que considera objetivos específicos a serem atingidos mediante a cobrança pela captação de água.

O valor de $Kcap$ é obtido por meio da Equação (9):

$$Kcap = Kcla \cdot Kt \quad (9)$$

sendo $Kcla$ o coeficiente que leva em conta a classe de enquadramento do corpo d'água no qual se faz a captação; e Kt o coeficiente que considera as boas práticas de uso e conservação da água.

Para a cobrança pelo consumo de água, adotou-se o cálculo disposto na Equação (10):

$$Vcon = Qcon \cdot PPUcon \cdot Kcon \quad (10)$$

em que $Vcon$ é o valor anual de cobrança pelo consumo de água em R\$/ano; $Qcon$ é o volume anual consumido, em m³/ano; $PPUcon$ é o preço público unitário para o consumo de água, em R\$/m³; e $Kcon$ é o coeficiente que leva em conta os objetivos específicos a serem atingidos mediante a cobrança pelo consumo de água.

Os valores de $Kcon$ são obtidos pela seguinte equação:

$$Kcon = Kt \quad (11)$$

O valor da vazão $Qcon$ foi calculado de acordo com a Equação (12):

$$Qcon = Qcap - Qlan \quad (12)$$

na qual $Qlan$ é o volume anual de água lançado no corpo hídrico, em m³/ano, segundo valores da outorga ou verificados pelo organismo outorgante, em processo de regularização.

Para o caso específico da irrigação, a cobrança pelo consumo de água é determinada por meio da Equação (13):

$$Qcon = Qcap \cdot Kcirr \quad (13)$$

sendo $Kcirr$ o coeficiente que visa quantificar o volume de água consumido.

Para o lançamento de carga orgânica, a cobrança foi realizada conforme as Equações (14-15).

$$VDBO = CO_{DBO} \cdot PPULan \cdot Klan \quad (14)$$

$$C_{DBO} = C_{DBO} \cdot Qlan \quad (15)$$

em que $VDBO$ é o valor anual de cobrança pelo lançamento de carga orgânica, em R\$/ano; CO_{DBO} é a carga anual de $DBO_{5,20}$ efetivamente lançada, em kg/ano; $PPULan$ é o preço público unitário para diluição de carga orgânica, em R\$/kg; $Klan$ é o coeficiente que leva em conta objetivos específicos a serem atingidos mediante a cobrança pelo lançamento de carga orgânica; C_{DBO} é a concentração média de $DBO_{5,20}$ anual lançada, em kg/m³; e $Qlan$ é o volume anual de água lançado, em m³/ano.

Todos os modelos desenvolvidos neste estudo, inclusive o SLOP, foram implementados no MATLAB R2012a.

3. CRITÉRIOS OPERACIONAIS

Para este estudo, optou-se por adotar os seguintes critérios operacionais:

1. O período utilizado para simular o sistema em questão é de 16 anos (2005-2020), ou seja, 192 meses.
2. Admitiu-se a seguinte sequência de prioridade para o atendimento das demandas: abastecimento humano, pecuária,

vazão ecológica ou mínima à jusante dos açudes, irrigação, aquicultura e indústria.

3. O volume inicial do reservatório foi assumido como sendo 40% da sua capacidade máxima, conforme média histórica.
4. Os retornos de água da agricultura e da aquicultura foram considerados nulos. Para o abastecimento (saneamento), pecuária e indústria, os retornos foram admitidos como sendo 80% dos quantitativos captados.
5. As DBOs dos efluentes lançados foram consideradas 300 mg/L para o abastecimento humano e para a pecuária. No caso dos sistemas industriais, assumiu-se um valor igual a 2.000 mg/L.
6. Os valores para os coeficientes de cobrança, dispostos na Tabela 2, foram estimados com base no enquadramento adotado para o rio Piancó (Classe II) e na experiência observada na bacia hidrográfica do rio São Francisco (CBHSF, 2008).
7. Admitiu-se os preços públicos praticados na bacia hidrográfica do rio São Francisco (Tabela 3), conforme determinado na Resolução do Conselho Nacional de Recursos Hídricos nº 192/2017 (CNRH, 2017).

Tabela 2: Coeficientes de cobrança utilizados para o sistema Curema-Mãe D'Água.

Usuário	Kt	Kcap	Kcon	Klan	Kclas	Kcirr
Saneamento	1	1	1	1	1	-
Pecuária	0,025	0,025	0,025	1	1	-
Vazão mínima	1	0	0	0	1	-
Irrigação	0,025	0,025	0,025	1	1	0,8
Aquicultura	0,025	0,025	0,025	1	1	-
Indústria	1	1	1	1	1	-

Fonte: CBHSF (2008)

Tabela 3: Preços públicos utilizados para o sistema Curema-Mãe D'Água.

Tipo de Uso	Unidade	Valor
Captação de água bruta	R\$/m ³	0,0103
Consumo de água bruta	R\$/m ³	0,0205
Lançamento de efluentes	R\$/kg de DBO	0,0719

Fonte: CNRH (2017)

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os modelos de operação e cobrança pelo uso da água bruta foram aplicados ao sistema hídrico Curema-Mãe D'Água, o que permitiu a análise tanto do ponto de vista de sustentabilidade hídrica como de potencial de arrecadação. Nas Figuras 2 e 3 apresenta-se o comportamento da alocação de água (considerando todos os usos) e do volume do reservatório equivalente para o período estudado.

Figura 2: Alocações de água do reservatório equivalente para todas as demandas (2005-2020).

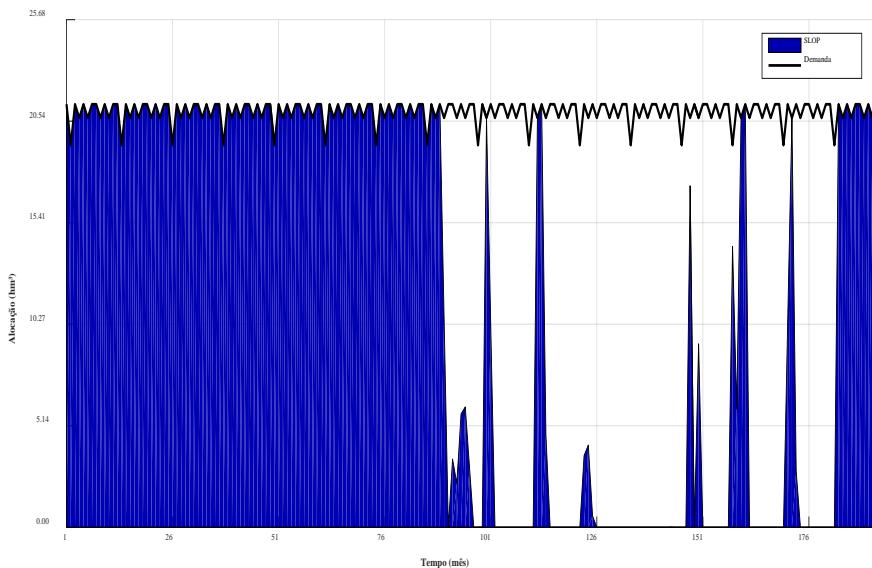
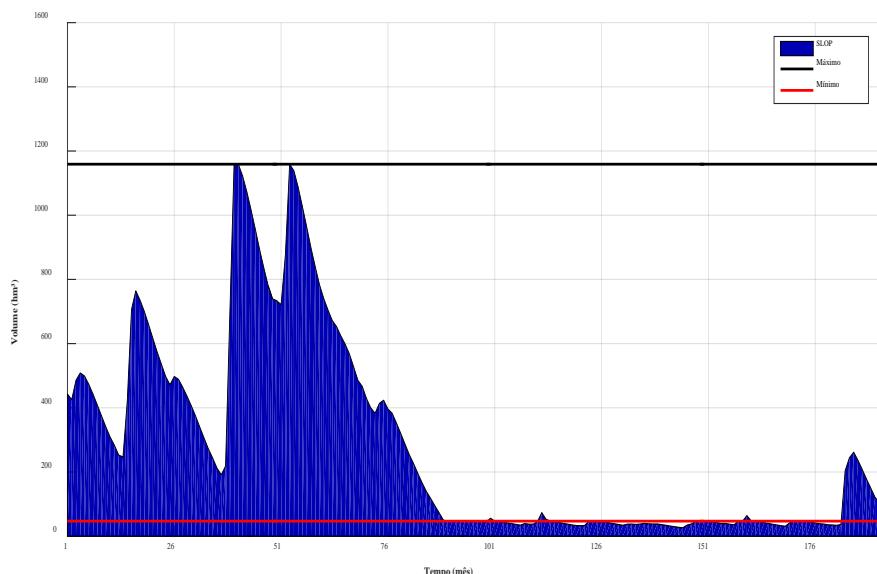


Figura 3: Comportamento do volume do reservatório equivalente (2005-2020).



Com base nos resultados mostrados nas Figura 2 e 3, verificou-se que o sistema apresentou falhas no atendimento das demandas em 87 dos 192 meses analisados. Identificou-se, também, que a modelagem confirmou a severa seca iniciada em 2012 e relatada pela AESA (2021). Ao considerar os níveis atuais das demandas e a operação do sistema pelo modelo SLOP, percebeu-se que a sustentabilidade hídrica e a arrecadação ficariam comprometidas em 45,3% do tempo.

As alocações para cada setor usuário estão dispostas nas Figuras 4-9. Em função da priorização de atendimento assumida, observou-se que o sistema falhou no atendimento das demandas setorizadas conforme dados apresentados na Tabela 4: Os setores que apresentaram as menores quantidades de falhas foram os do saneamento (abastecimento humano) e da pecuária, com 71 (37,0%) e 72 (37,5%), respectivamente. As maiores frequências de falhas foram observadas nos setores de irrigação, aquicultura e indústria, com 87 em 192 meses (45,3%).

Tabela 4: Falhas de atendimento nos setores usuários para o período de estudo (2005-2020).

Setor Usuário	Número de falhas (meses)
Saneamento	71
Pecuária	72
Vazão mínima	78
Irrigação	87
Aquicultura	87
Indústria	87
Total	87

Figura 4: Alocações de água para o setor de saneamento (2005-2020).

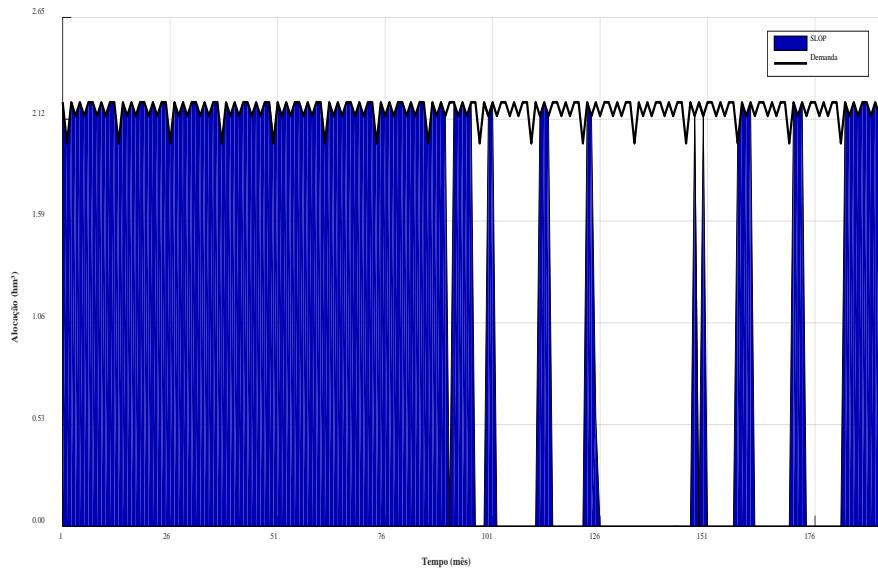


Figura 5: Alocações de água para o setor de pecuária (2005-2020).

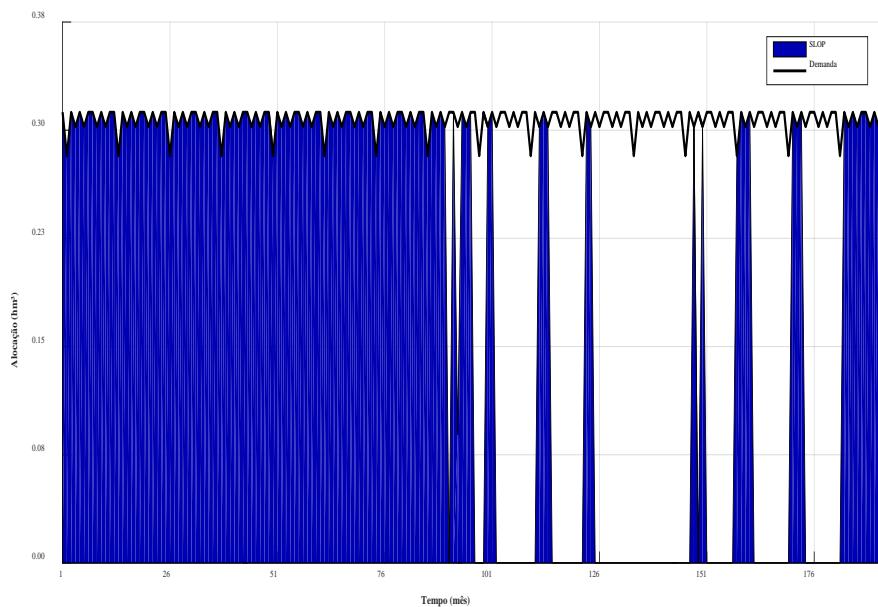


Figura 6: Alocações de água para vazão ecológica (2005-2020).

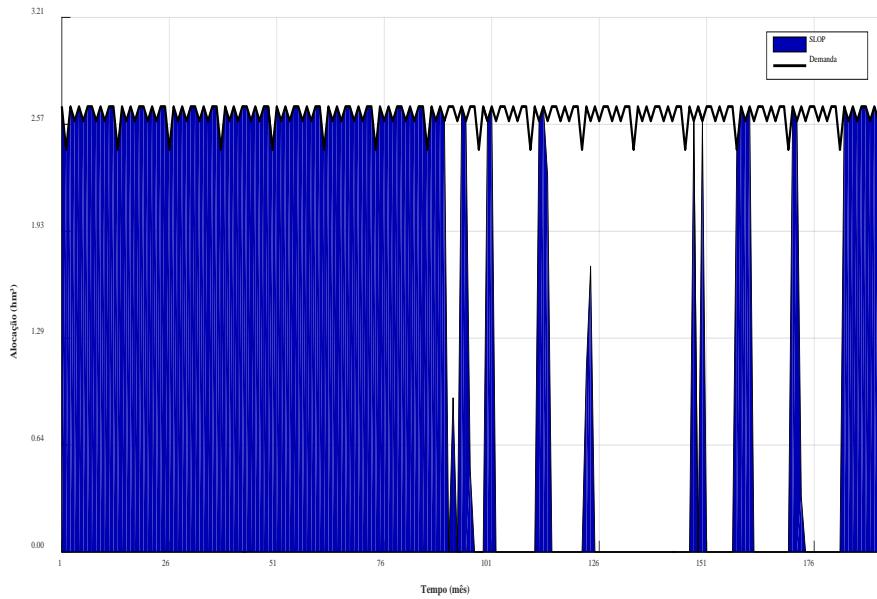


Figura 7: Alocações de água para o setor de irrigação (2005-2020).

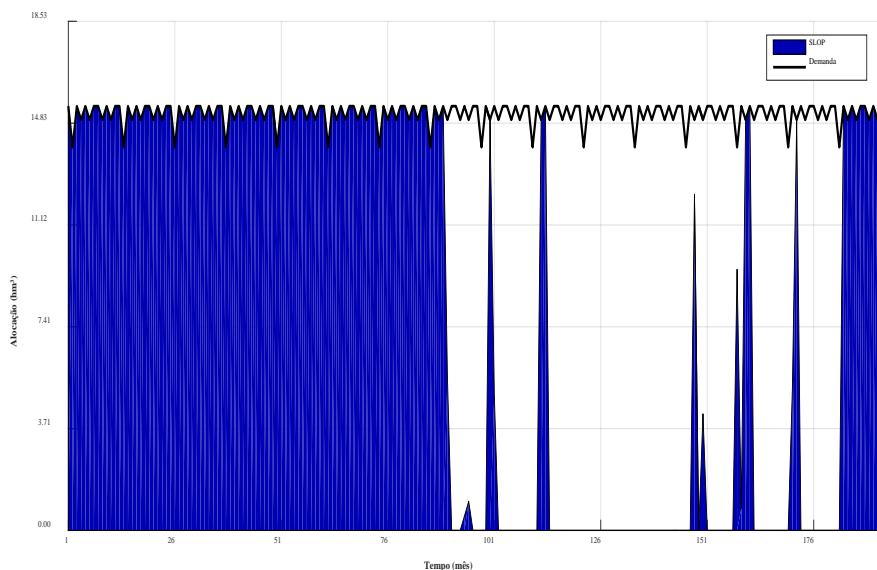


Figura 8: Alocações de água para o setor de aquicultura (2005-2020).

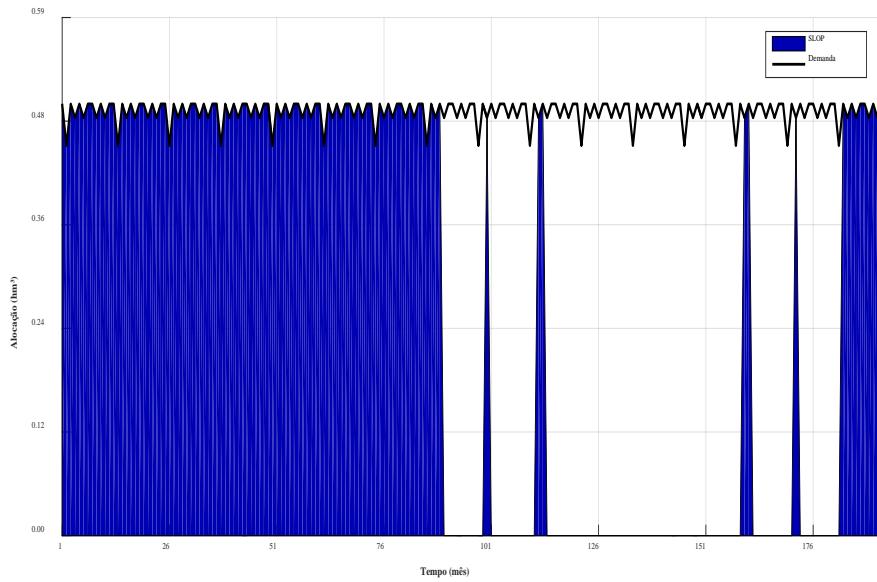
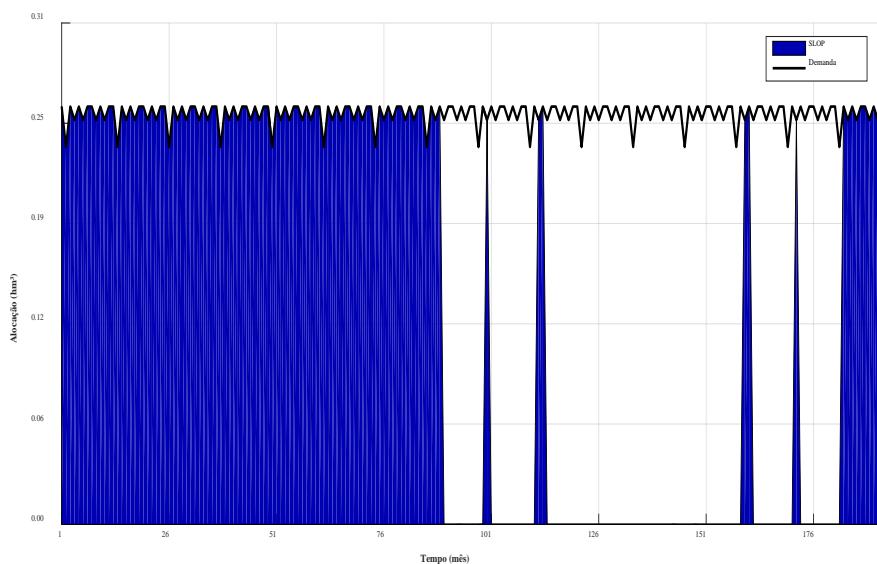


Figura 9: Alocações de água para o setor industrial (2005-2020).



Os resultados da aplicação do modelo de cobrança estão dispostos nas Tabelas 5 e 6. Na Tabela 5 são apresentados os valores arrecadados por setor, em todos os anos avaliados. Já na Tabela 6, apresenta-se um resumo da arrecadação considerando os componentes referentes à captação, ao consumo e ao lançamento de cargas orgânicas.

Tabela 5: Arrecadação anual por setor usuário para o período estudado (2005-2020)

Ano	Saneamento	Pecuária	Vazão Mínima	Irrigação	Aquicultura	Indústria	Total
2005	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2006	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2007	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2008	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2009	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2010	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2011	823.600,48	64.997,97	0,00	121.375,91	4.492,30	395.955,92	1.410.422,58
2012	753.650,85	55.711,41	0,00	54.997,91	1.858,46	163.806,43	1.030.025,06
2013	137.642,82	10.862,67	0,00	13.301,91	369,23	325.44,32	194.720,95
2014	205.336,01	16.204,97	0,00	20.284,74	750,77	66.173,46	308.749,95
2015	155.858,62	10.862,67	0,00	0,00	0,00	0,00	166.721,29
2016	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
2017	135.386,38	10.684,60	0,00	11.003,62	0,00	0,00	157.074,60
2018	270.772,76	21.369,19	0,00	27.167,93	750,77	66.173,46	386.234,11
2019	207.592,45	16.383,05	0,00	13.467,39	369,23	32.544,32	270.356,44
2020	690.470,54	54.491,45	0,00	101.756,25	3.766,15	331.952,09	1.182.436,48
Média	520.119,61	40.722,24	0,00	68.225,70	2.456,92	216.555,35	848.079,82

Valores em R\$

Tabela 6: Arrecadação anual média por componente de cobrança e por setor usuário.

Compo-nente	Saneamento	Pecuária	Vazão Mínima	Irrigação	Aquicultura	Indústria	Total
Captação	169.232,75	595,25	0,00	26.319,28	821,63	17.232,08	214.200,99
Consumo	67.364,49	236,95	0,00	41.906,42	1.635,29	6.859,37	118.002,52
Lançamento	283.522,37	39.890,04	0,00	0,00	0,00	192.463,90	515.876,31
Total	520.119,61	40.722,24	0,00	68.225,70	2.456,92	216.555,35	848.079,82

Valores em R\$/ano

Ao avaliar a Tabela 5, observou-se que é possível arrecadar anualmente um valor médio de R\$ 848.079,82, sendo o setor de saneamento o maior contribuinte (R\$ 520.119,61 por ano). Considerando os critérios operacionais desta aplicação, constata-se que o sistema colapsaria em 2016, implicando no não fornecimento de água e na ausência de qualquer arrecadação financeira por meio da cobrança.

Na análise da Tabela 6, verificou-se que a maior arrecadação no período de 2005 a 2020 se daria por meio do lançamento de cargas orgânicas, no valor total de R\$ 515.876,31, seguido pelos componentes de captação (R\$ 214.200,99) e de consumo (R\$ 118.002,52).

Ao consultar ANA (2004), observa-se que a vazão outorgável do sistema hídrico Curema-Mãe D'Água, até a divisa do estado da Paraíba com o Rio Grande do Norte, corresponde a 29,27% da vazão outorgável na bacia hidrográfica do rio Piancó-Piranhas-Açu. Aplicando uma simples extração dessa arrecadação para toda a bacia hidrográfica, espera-se que o valor anual seja da ordem de R\$ 2.897.437,00, inferior ao potencial de arrecadação (R\$ 4.292.075,00) estimado pela ANA (2016).

Tomando o limite de 7,5% para o “pagamento de despesas de implantação e custeio administrativo dos órgãos e entidades integrantes do Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos

Hídricos”, estabelecido na Lei n.º 9.433/1997, chega-se ao valor anual aproximado de R\$ 217.307,77 para bacia. Assim como constatado pela ANA (2016), ao considerar o Centro de Apoio mantido pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) para as atividades do Comitê de Bacia Hidrográfica dos rios Piancó-Piranhas-Açu, com aportes anuais de R\$ 457.146,00, percebe-se que a arrecadação prevista (R\$ 217.307,77 por ano) é *insuficiente para instalar e manter, por completo, uma agência de bacia.*

Diferentemente de outras bacias altamente urbanizadas, a bacia hidrográfica do rio Piancó-Piranhas-Açu, além de sofrer com recorrentes eventos de secas, é formada por pequenos centros populacionais e propriedades rurais pulverizadas (ANA, 2016). Como destacado pela OCDE (2017) e pela Lei nº 9.433/1997 (BRASIL, 1997), o uso adequado de instrumentos econômicos promove a racionalização do uso da água, permite o financiamento de programas na bacia hidrográfica e contribui para mitigação de conflitos. Assim, mesmo em bacias hidrográficas com baixo potencial de arrecadação, é preciso buscar estratégias – a exemplo da gestão da demanda, do aumento da oferta de água e do suporte orçamentário do poder público – que viabilizem a implementação de modelos de cobrança.

5. CONCLUSÕES

Neste estudo, aplicou-se um modelo de cobrança pelo uso da água bruta, considerando o período de 2005 a 2020, para verificar o potencial de arrecadação no sistema hídrico Curema-Mãe D’Água, localizado no semiárido brasileiro.

Utilizando o modelo SLOP, verificou-se que a operação do sistema falhou no atendimento das demandas em 87 dos 192 meses analisados (45,3%), o que comprometeu a sustentabilidade

ídrica e prejudicou a arrecadação em parte do período analisado, especialmente entre 2012 e 2020.

No que se refere ao modelo aplicado para cobrança pelo uso da água bruta, observou-se que é possível arrecadar um valor anual médio de R\$ 848.079,82, sendo o setor de saneamento o contribuinte mais significativo. A maior arrecadação se deu por meio do lançamento de cargas orgânicas, seguida pelos componentes de captação e de consumo.

Uma extrapolação da arrecadação para o restante da bacia hidrográfica indicou que os valores anuais são insuficientes para viabilizar a manutenção por completo de uma agência na bacia hidrográfica do rio Piancó-Piranhas-Açu.

Por fim, apesar do baixo potencial para arrecadar recursos financeiros, acredita-se que a implementação de um modelo adequado de cobrança, amparado pelo poder público e por outras estratégias, seja imprescindível para atender aos objetivos de racionalizar o uso da água, de financiar programas e intervenções na bacia hidrográfica, e de mitigar conflitos entre usuários.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Sistemas Agroindustriais do Centro de Ciências e Tecnologia Agroalimentar da Universidade Federal de Campina Grande, ao Programa de Pós-Graduação em Rede Nacional em Gestão e Regulação de Recursos Hídricos - PROFÁGUA, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Projeto CAPES/ANA AUXPE Nº. 2717/2015).

7. REFERÊNCIAS

- AESA. Agência Executiva de Gestão de Águas. Volume dos açudes. Disponível em <http://www.aesa.pb.gov.br/aesa-website/monitoramento/ultimos-volumes>, acessado em 14/05/2021.
- ANA. Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico. Disponível em <https://www.snhr.gov.br/hidroweb>, acessado em 10/09/2021.
- ANA. Agência Nacional de Águas. *Plano de Recursos Hídricos da Bacia do Rio Piancó-Piranhas-Açu. Resumo Executivo*. Brasília: 2016.
- ANA. Agência Nacional de Águas. *Cadernos de Capacitação em Recursos Hídricos: Cobrança pelo Uso de Recursos Hídricos. Volume 7*. Brasília: 2014a.
- ANA. Agência Nacional de Águas. *Nota Técnica Conjunta nº 02/2014/SRE/SUM-ANA*. Brasília: 2014b.
- ANA. Agência Nacional de Águas. *Resolução n.º 687: Dispõe sobre o Marco Regulatório para a gestão dos Sistema Curema-Açu e estabelece parâmetros e condições para a emissão de outorga preventiva e de direito de uso de recursos hídricos e declaração de uso insignificante*. Brasília: 2004.
- BRASIL. Lei n.º 9.433. *Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, regulamenta o inciso XIX do art. 21 da Constituição Federal, e altera o art. 1º da Lei nº 8.001, de 13 de março de 1990, que modificou a Lei nº 7.990, de 28 de dezembro de 1989*. 1997.
- CARNEIRO, T. C.; FARIAS, C. A. S. *Otimização estocástica implícita e redes neurais artificiais para auxílio na operação mensal dos reservatórios Coremas - Mãe d' Água*. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 18, n. 4, p. 115-124, 2013.
- CELESTE, A. B.; CURI, W. F.; CURI, R. C. *Implicit stochastic optimization for deriving reservoir operating rules in semiarid Brazil*. Pesquisa Operacional, v. 29, n. 1, p. 223-234, 2009.
- CBHSF. Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco. *Deliberação CBHSF n.º 40: Estabelece mecanismos e sugere valores de cobrança pelo uso de recursos hídricos na bacia hidrográfica do rio São Francisco*. 2008.
- CNRH. Conselho Nacional de Recursos Hídricos. *Resolução n.º 108: Aprova os valores e mecanismos para a cobrança pelo uso dos recursos hídricos na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco*. 2010.
- CNRH. Conselho Nacional de Recursos Hídricos. *Resolução n.º 192: Dispõe sobre o procedimento para atualização dos preços públicos unitários*

cobrados pelo uso de recursos hídricos de domínio da União, de que trata a Lei nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997. 2017.

DANG, T.D.; VU, D.T.; CHOWDHURY, A. F. M. K.; GALELLI, S. *A software package for the representation and optimization of water reservoir operations in the VIC hydrologic model.* Environmental Modelling & Software, v. 126, 2020.

FARIAS, C. A. S.; MACHADO, E. C. M.; BRASILIANO, L. N. *Monthly reservoir operating rules generated by implicit stochastic optimization and self-organizing maps.* Sustainable Hydraulics in the Era of Global Change – Erpicum et al. (Eds.). Taylor & Francis Group, London, p. 138–144, 2016.

FARIAS, C. A. S.; BEZERRA, U. A.; SILVA FILHO, J. A. *Runoff-erosion modeling at micro-watershed scale: a comparison of self-organizing maps structures.* Geoenvironmental Disasters, v. 2, n. 1, p. 2–14, 2015.

JIANG, H. SLOBODAN, P. S; YU, Z. WANG, W. *A system dynamics simulation approach for environmentally friendly operation of a reservoir system.* Journal of Hydrology, v. 587, 2020.

LIMA, C. A. G. *Análise e sugestões para diretrizes de uso das disponibilidades hídricas superficiais da bacia hidrográfica do Rio Piancó, situada no Estado da Paraíba.* [s.l.] Universidade Federal de Campina Grande, 2004.

LIU, D.; HUANG, Q.; YANG, Y.; LIU, D.; WEI, X. *Bi-objective algorithm based on NSGA-II framework to optimize reservoirs operation.* Journal of Hydrology, v. 585, 2020.

LOUCKS, D. P., & BEEK, E. *Water Resource Systems Planning and Management.* eBook: Deltares and UNESCO-IHE, 2017.

LOUCKS, D. P.; STEDINGER, J. R.; HAITH, D. A. *Water resources systems planning and analysis.* Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1981.

OCDE. *Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico. Cobrança pelo uso de recursos hídricos no Brasil: caminhos a seguir.* Paris: Éditions. OCDE, 2017.

TUNDISI, J. G. *Recursos hídricos no futuro: problemas e soluções.* Estudos Avançados, v. 22, n. 63, p. 7–16, 2008.

ZHAO, Q.; LI, D.; CAI, X. *Online generic diagnostic reservoir operation tools.* Environmental Modelling & Software, v. 135, 2021.

MONITORAMENTO DE SECA PLURIANUAL EM AÇUDES NO SEMIÁRIDO DO NORDESTE BRASILEIRO (2013–2018)

Mauro Ricardo Roxo Nóbrega

Marx Vinicius Maciel da Silva

Carlos Eduardo

Sousa Lima

Greicy Kelly da Silva

Antonio Duarte Marcos Junior

Cleiton da Silva Silveira

1. INTRODUÇÃO

O fenômeno da seca pode ser considerado um desastre natural cuja ocorrência é histórica na região Nordeste do Brasil (NYS et al.; 2016). Wilhite & Glantz (1985) classificam esse fenômeno em quatro categorias: seca meteorológica, seca agrícola, seca hidrológica e socioeconômica.

A ocorrência de secas e a escassez de água exercem impactos substanciais à segurança hídrica e energética, e no âmbito da agricultura de subsistência, suas consequências costumam ser ainda mais intensas (CUNHA, et al.; 2019; MARENKO, 2018). Além dos efeitos diretos, a seca reduz a oferta hídrica no solo para que ocorra o fenômeno de evapotranspiração e consequentemente eleve a temperatura do ambiente (FILHO, et al.; 2019). Na região semiárida, tais condições ambientais elevam a propensão a ocorrência de incêndios, sobretudo sob a vegetação caatinga.

As secas tendem a ser especialmente desfavoráveis em áreas susceptíveis a degradação ambiental ou cujas áreas sejam degradadas e susceptíveis aos processos de desertificação (MARENGO et al., 2020). A magnitude de uma seca está associada não apenas da sua duração, intensidade e abrangência espacial, mas também das demandas de uso e ocupação, como as agrícolas, humanas e energéticas.

No estado do Ceará o abastecimento de centros urbanos, à pecuária e a agricultura, preponderantemente irrigada, estão integrados aos maiores reservatórios. Sobretudo em períodos de estiagem há uma tendência natural que haja conflitos relacionados ao acesso e ao uso da água (RIGODANZO et al., 2019). A Bacia Hidrográfica do Médio Jaguaribe (BHMJ), situada na depressão sertaneja do estado do Ceará, tem chamado a atenção de órgãos de planejamento, uma vez que esta bacia possui a maior capacidade de armazenamento do estado, equivalente a 7,39 bilhões de m³ mas que, no entanto, é considerada de elevado risco em função de restrições hídricas.

A seca que ocorreu entre 2012 e 2018 causou grandes impactos socioambientais e econômicos nesta região. Em fevereiro de 2017, a BHMJ registrara somente 1,6% da sua capacidade de aporte, e 15 açudes monitorados encontrava-se abaixo de 10% de sua capacidade e apenas um abaixo de 30%; com a seca de 6 açudes e 7 atingindo volume morto no período supracitado. (CORTEZ et al, 2017)

A principal forma de armazenamento de água na região é através da construção de pequenos e grandes açudes. Estes açudes, no entanto, têm apresentado consideráveis reduções em seus aportes. Várias causas contribuem com esta situação, dentre elas a má distribuição das chuvas, no tempo e no espaço, e a susceptibilidade

dos solos à perda de massa e erosão laminar do embasamento constituído por rochas cristalinas.

Existem aproximadamente 28.000 açudes no estado do Ceará (CARVALHO, 2017), destes apenas 158 têm seus volumes monitorados, o que evidencia a necessidade de novas abordagens para estimar o aporte hídrico dos açudes não monitorados (CEARÁ, 2016). Neste sentido, ferramentas que viabilizem o levantamento de informações acerca da situação dos recursos ambientais são de grande valia para o planejamento ambiental, uma vez que estas possam contribuir para uma gestão proativa dos recursos hídricos.

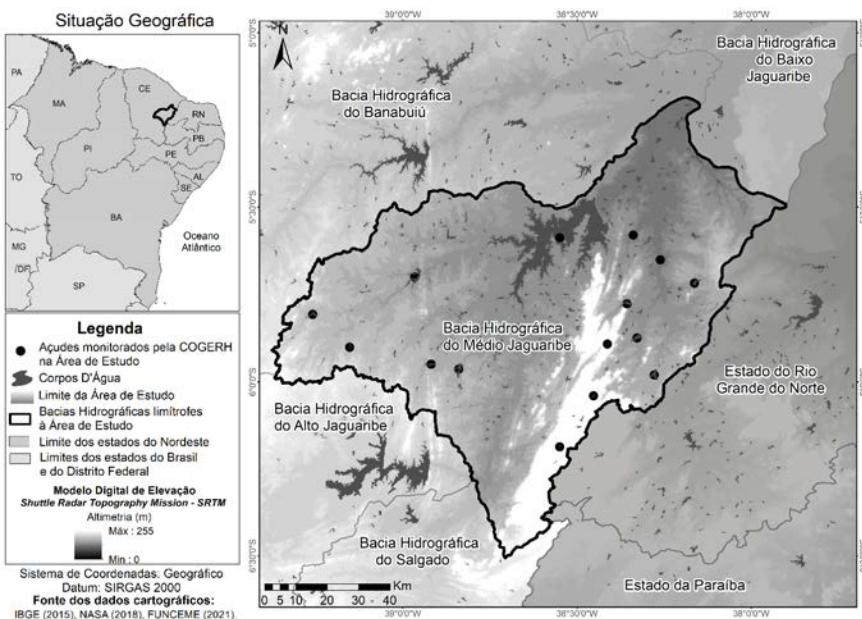
Os Índices de Umidade por Diferença Normalizada ou Índices de Água (NDWI ou NDWI) obtidos por sensores remotos passivos são ferramentas para delimitar corpos d'água superficiais, podendo contribuir grandemente para com a gestão hídrica afim de otimizar o planejamento e amenizar os transtornos da escassez de água. Estes índices partem da premissa que a razão entre a diferença e a soma de bandas, com altas e baixas respostas espectrais da água, conferem objetividade e dinamismo em levantamentos de corpos hídricos superficiais. Além disso, reduzem ruídos residuais e minimizam a confusão com as áreas de sombra ou nuvens. Recentemente, com o advento da banda *Coastal/Aerosol*, projetada para pesquisas em zonas costeiras e em recursos hídricos, novos índices foram propostos explorando esta banda junto com as bandas infravermelho (PEREIRA et al., 2016).

O objetivo deste estudo é propor e avaliar o desempenho de índices de água, para delimitar, mapear e monitorar corpos d'água durante um período de seca prolongada, contribuindo para uma gestão de recursos hídricos mais eficiente.

2. METODOLOGIA

A Figura 1 ilustra a situação geográfica da área de estudo, compreendida pela Bacia Hidrográfica do Médio Jaguaribe, que corresponde a uma área de 10.376 km². Esta região, é receptora das águas advindas a montante do Rio Jaguaribe, principal rio do estado do Ceará, da Bacia Hidrográfica do Rio Salgado e que integra o sistema de transposição do rio São Francisco até a região metropolitana de Fortaleza.

Figura 1: Situação Geográfica da Área de Estudo



Na Bacia Hidrográfica do Médio Jaguaribe, o rio Jaguaribe possui um curso de, aproximadamente, 171 km de extensão e sua posição geográfica é especialmente estratégica, uma vez que nesta localidade está situado o maior reservatório do Estado, o açude

Castanhão. Nesta área também ocorre um dos núcleos de áreas fortemente degradadas susceptíveis a desertificação, o núcleo Jaguaribe, o que gera aflição por parte de ambientalistas e evidencia a necessidade de atenção à esta área.

A série de satélites *Landsat* comprehende o projeto de aquisição de imagens orbitais que se encontra ativo durante mais tempo. O programa foi iniciado em 1972, com o lançamento do *Earth Resources Satellite Technology* e prossegue até o presente com o lançamento, em 2013, do sensor *Operacional Terra Imager (OLI)*, a bordo do satélite *Landsat 8*. Os sensores remotos OLI e *Termal Infra Red Sensor (TIRS)* foram lançados em 11 de fevereiro de 2013. Uma série de outros satélites foram lançados destes então disponibilizando produtos e resultados promissores. No entanto, a compatibilidade com os dados da série *Landsat*, bem como a otimização de suas capacidades de medição, fazem dessa uma ferramenta poderosa, prevendo estudos com uma resolução espacial de 30 metros como uma grande amplitude temporal, deste 1984.

McFeeters (1996) notou que o NDWI baseado nas bandas do verde e do infravermelho próximo era altamente correlacionado com o conteúdo de água. A partir dessa observação outros índices foram confeccionados com objetivo de entregar respostas ágeis para auxiliar aos gestores na tomada de decisão (JIANG et al., 2014), seja para a identificação de áreas inundadas, reservatórios para abastecimento urbano, irrigação ou para o monitoramento da dinâmica sazonal da pastagem e variabilidade interanual de sistemas agro-silvo-pastoris (RODRIGUES et al., 2014; OGILVIE et al., 2016; SERRANO et al., 2019).

O estudo foi estruturado em cinco etapas: a) aquisição das imagens orbitais; b) obtenção da reflectância dos alvos naturais; c) cálculo e proposta dos Índices de Água; d) comparação e validação dos índices; e) análise dos Açudes monitorados pela Companhia de

Gestão dos Recursos Hídricos (COGERH) durante a seca prolongada de 2013 a 2018.

Os procedimentos metodológicos consistiram no processamento digital de 12 imagens do sensor OLI, a bordo do satélite Landsat 8, captadas em setembro, outubro ou novembro, no período entre 2013 e 2018 (Tabela 1), correspondente à órbita ponto 216/64 e 217/64. Esse período foi selecionado em função da menor cobertura de nuvens, se comparado com o período da quadra chuvosa. Estritamente no ano 2016 foram exploradas imagens captadas nos meses de julho e agosto, em função de serem as mesmas utilizadas para a confecção do mapa de referência.

Num primeiro momento foram adquiridos os padrões espectrais de diferentes alvos da superfície terrestre. Para tanto foram coletadas amostras de águas misturada e pura, sombra, área urbana, solo exposto, agricultura, vegetação de mata ciliar, mata úmida/sub-úmida e caatinga arbustiva. Em seguida foram calculados os seguintes Índices de Água por Diferença Normalizada: (*Normalized Difference Water Index – NDWI*), desenvolvido por McFeeters (1996); *NDWI*, proposto por GAO (19996); *RSWIR*, sugerido por Rogers e Kearney (2004); *Modification of Normalised Difference Water Index (MNDWI)* e *GSWIR*, elaborados por Xu (2006); *AWEInsh* e *AWEIsh*, [JIANG et al., 2014] e *CAMIR*, recomendado por Pereira (2016). Além destes, foi o proposto um novo índice de água por diferença normalizada, intitulado *CAGNS*. Os quais tiveram suas equações definidas como:

$$NDWI_{McFeeters} = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}} \quad (1)$$

$$NDWI_{GAO} = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{MIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{MIR}} \quad (2)$$

$$RSWIR = \frac{\rho_{Red} - \rho_{SWIR}}{\rho_{Red} + \rho_{WIR}} \quad (3)$$

$$MNDWI = \frac{\rho Green - \rho MIR}{\rho Green + \rho MIR} \quad (4)$$

$$GSWIR = \frac{\rho Green - \rho SWIR}{\rho Green + \rho SWIR} \quad (5)$$

$$CAMIR = \frac{\rho CAerosol - \rho MIR}{\rho Aerosol + \rho MIR} \quad (6)$$

$$AWEInsh = 4 * (\rho Green - \rho NIR) - (0,25 * \rho Red + 2,75 * \rho MIR) \quad (7)$$

$$AWEIsh = \rho Blue + 2,5 * \rho Green - 1,5 * (\rho Red + \rho NIR) - 0,25 * \rho MIR \quad (8)$$

$$CAGNS = \frac{(\rho Caerosol + \rho Green) - (\rho NIR + \rho SWIR)}{(\rho Caerosol + \rho Green) + (\rho NIR + \rho SWIR)} \quad (9)$$

Onde ρ representa a reflectância do *Landsat 8*, sendo *Caerosol* (*Coastal aerosol*) a banda 1, compreendendo o intervalo no espectro eletromagnético entre 0.43 – 0.45 µm; *Blue* a banda 2, com alcance entre 0.45 – 0.51 µm; *Green* a banda 3, com distância entre 0.53 – 0.59 µm; *Red*, a banda 4, com espaço entre 0.64 – 0.67 µm; *NIR* o infravermelho próximo, com intermitência entre 0.85 – 0.88 µm; *MIR* o infravermelho de ondas médias, com segmento entre 1.57 – 1.65 µm; e *SWIR* o Infravermelho de ondas curtas, com comprimentos de onda entre 2.11 – 2.29 µm.

Para a avaliação dos métodos foi utilizado como referência o arquivo em formato vetorial de 2016 do Levantamento Sistemático dos Espelhos d’água do estado do Ceará, o qual fora realizado pela Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCCEME). Dos nove índices investigados, selecionou-se o índice cujo resultado apresentou maior simetria aos dados de referência.

Num próximo momento, foi avaliada a dinâmica da área dos 15 açudes monitorados pela COGERH na BH para os demais anos da

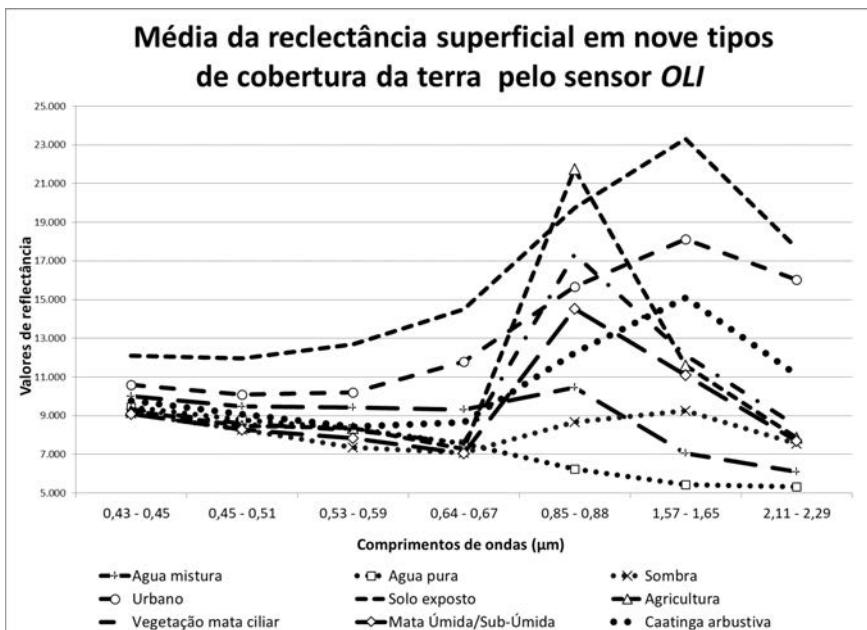
série histórica analisada. Em seguida os dados de valores de área foram interpretados com os valores acumulados de precipitação na área de estudo. Como existe uma grande amplitude entre as áreas dos açudes monitorados, para fins de comparação, optou-se por estabelecer como base o maior valor de área registrado na série histórica e analisar os demais anos em função deste.

3. RESULTADOS

A Figura 2 ilustra a reflectância de alvos naturais em diferentes intervalos de comprimentos de onda do espectro eletromagnético, onde é possível perceber que a água apresenta suas maiores respostas nos menores comprimentos de ondas, correspondentes a faixa do aerossol e do visível, enquanto que a vegetação proporciona suas maiores respostas nas faixas dos infravermelhos próximo e de ondas curtas. Tal análise justifica que os índices de água por diferença normalizada mais usuais considerem em seu corpo as bandas do aerossol e do visível, sobretudo a do azul e a do verde.

O solo, por sua vez, apresentou as suas maiores respostas na faixa do infravermelho médio, como era esperado. No entanto, cabe salientar que no período em que nordeste brasileiro apresenta menores valores pluviométricos, e sobretudo no semiárido, é comum a caatinga arbustiva tender a apresentar menor dossel, e consequentemente apresentar as suas maiores respostas espectrais também na faixa do infravermelho médio.

Figura 2: Resposta espectral média dos de diferentes usos e coberturas na área de estudo



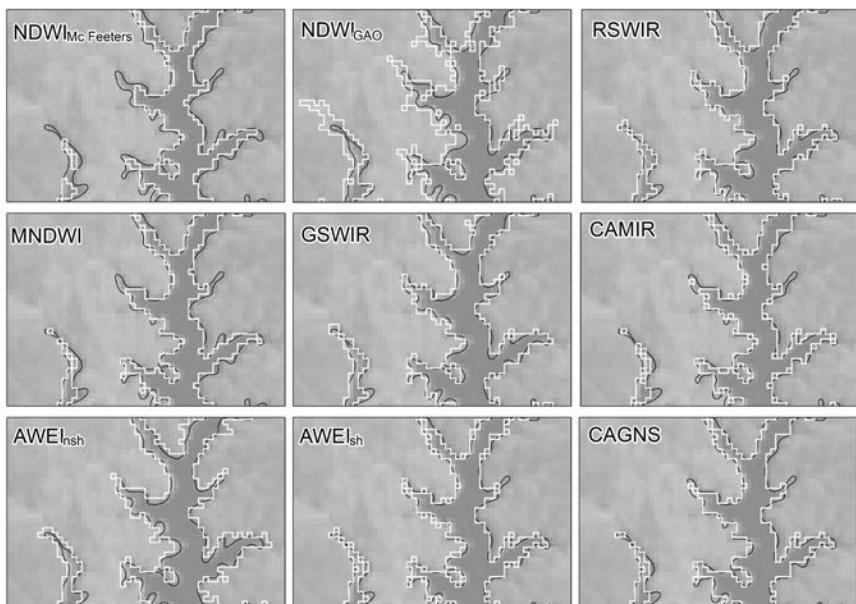
A Figura 3 corresponde aos mapeamentos obtidos pelo cálculo dos diferentes índices e pelo mapa de referência, sobre uma imagem captada em 25 de julho de 2016. Nesta figura é possível perceber nove retângulos nos quais é apresentado em tons de cinza um braço do açude Castanhão, na cor preta a delimitação obtida através de classificação visual desta feição e, em branco, as nove delimitações obtidas pelos diferentes índices espectrais.

Todos os nove índices delimitaram de forma satisfatória os corpos d'água, sobretudo nas partes centrais dos açudes, onde há abundância de água. As principais confusões são identificadas sobretudo na áreas limítrofes, onde ocorrem pixels que possuem uma mistura espectral em sua composição, geralmente associada a vegetação e ao solo com elevados conteúdos de umidade.

Os mapeamentos obtidos por intermédio dos índices NDWI_{McFeeters}, MNDWI e CAMIR foram respectivamente os mais conservadores. Os três apresentaram resultados coerentes, embora tenham desconsiderado alguns pixels que segundo o mapa de referência estariam classificados como água. Os índices NDWI_{GAO}, AWEI_{sh}, GSWIR e RSWIR, em seus turnos, foram apresentaram comportamento inverso, extrapolaram as áreas dos açudes e considerando áreas úmidas que, em comparação com a classificação visual, não necessariamente possuírem lâminas d'água.

Dentre os índices analisados o MP (CAGNS) e o índice AWEI_{nsh} foram os que apresentaram resultados mais próximos aos obtidos pelos dados oficiais. No entanto é possível perceber que o MP representou uma melhoria significativa tanto na integração das bandas do aerossol e do verde, que registraram pixels com alta umidade quanto das bandas do infravermelho próximo e de ondas curtas, pois foi mais conservador, eliminando pixels de vegetação que eram confundidos.

Figura 3: Resposta dos diferentes Índices Espectrais de Água



Para estudos os quais se pretende analisar anos anteriores a 2013, quando era indisponível a banda do aerossol, em condições ambientais análogas à área de estudo, recomenda-se a utilização do índice MNDWI.

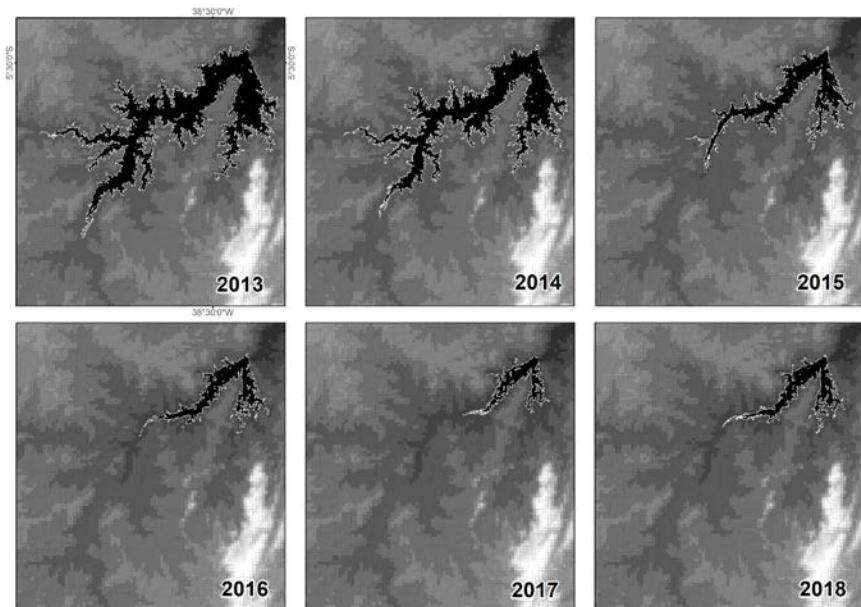
A Tabela 2 ilustra os valores acumulados de precipitação entre 2013 e 2018, na bacia hidrográfica do Médio Jaguaribe, onde é possível observar que ao longo destes anos os valores de precipitação estiveram abaixo da sua média histórica, que é de 734,7 mm.

Tabela 2: Precipitação Acumulada na Bacia Hidrográfica do Médio Jaguaribe entre 2013 e 2018

Ano	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Precipitação (mm)	647.65	545.04	404.95	511.68	568.15	598.81

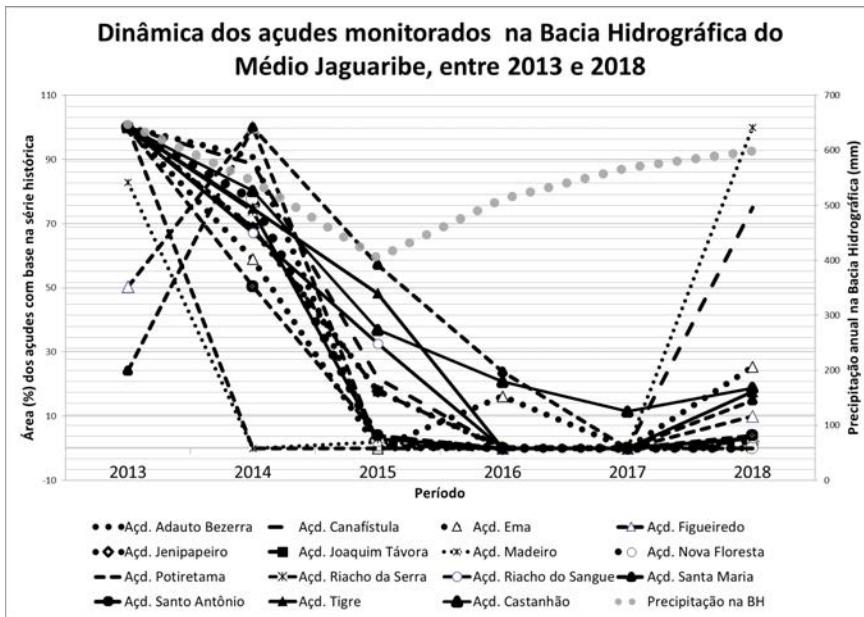
A Figura 4 ilustra o comportamento de lâmina d'água do açude Castanhão calculado pelo índice CAGNS, durante o período de seca prolongada, entre 2013 e 2018. Nesta figura é possível observar a lâmida d'água do açude Castanhão em preto e a sua delimitação, obtida pelo método proposto em branco. Observa-se que o ano de 2017, foi quando o açude Castanhão apresentou seu menor aporte hídrico, apesar dos valores acumulados de precipitação terem apresentado um leve aumento desde 2016. Tal dinâmica evidencia o impacto desta seca prolongada e que, apesar do acréscimo dos valores de precipitação, estes acumulados foram insuficientes para suprir as demandas de uso e cobertura, saturar o solo, promover escoamento superficial e aporte hídrico, corroborando a severidade desta seca prolongada.

Figura 4: Dinâmica do Espelho d'Água do açude Castanhão entre 2008 e 2018



A Figura 5 ilustra a dinâmica dos 15 açudes monitorados pela COGERH precipitação na bacia hidrográfica do Médio Jaguaribe. Os dados representam a área relativa dos açudes, tendo como referência o maior valor registrado durante a série histórica. O ano de 2013 correspondeu ao período em que um número maior açudes estiveram mais cheios. O ano com menores registros de precipitação foi 2015, coincidindo com queda abrupta das áreas dos açudes. Como comentado anteriormente, o aumento da precipitação em 2016 e 2017, por sua vez, não representou correlação direta com a área de praticamente todos os açudes, que decresceram até 2017. Os piores resultados foram observados neste ano, quando os espelhos d'água de 10 dos 15 açudes desapareceram. Em 2018 houve um crescimento na área dos açudes, todavia correspondera a 21% da originalmente registrada.

Figura 5: Área relativa dos açudes monitoradores entre 2013 e 2018.



4. CONCLUSÕES

Uma vez que permitem obter informações de forma objetiva e em tempo quase real, os índices de água por diferença normalizada se mostram uma ferramenta eficiente para suporte ao gerenciamento ambiental, contribuindo para o modelo de gestão hídrica proativa. Esta ferramenta torna-se ainda mais poderosa quando se consideram em áreas carentes de estruturas de medição ou cujo acesso seja remoto ou dificultado.

A integração das bandas espectrais do *Coastal-Aerosol* e do verde exploradas no método proposto demonstrou um melhoria significativa no mapeamento dos corpos hídricos, uma vez que considera a aquisição de pixels com alto grau de umidade não identificados na faixa do visível. Por outro lado, a consistência das bandas infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas, tende a

excluir os pixels com mistura espectral com frações de vegetação e solo úmido.

Contudo, cabe ressaltar que o detalhamento do resultado é relativo à escala temporal e espacial dos planos de informações iniciais e que o método não elimina à necessidade de procedimentos de pós classificação.

Este estudo permitiu perceber o impacto causado pela seca hidrológica prolongada que acometeu a região semiárida entre 2012 e 2017. Mesmo com os valores de precipitação registrados próximos da média em 2018, estes foram insuficientes para suprir os processos hidrológicos e as demandas de uso e cobertura, corroborando a severidade desta seca prolongada.

5. AGRADECIMENTOS

A Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP) pelo auxílio financeiro e a Universidade Federal do Ceará (UFC), através do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (Recursos Hídricos), pelo apoio institucional.

6. REFERÊNCIAS

CARVALHO, M. S. B. S.; SOARES, A. M. L. LIMA, D. B.; ROCHA, F. S.; ROCHA, I. G.; FILHO, M. R. F.; MEDEIROS, M. P.; TORRES, T. R. C.; SOARES, Z. M. L. Mapeamento dos espelhos d'água do estado do Ceará no ano de 2013. *Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR* INPE Santos – SP, Brasil. 2017.

CORTEZ, H. S.; LIMA, G. P.; SAKAMOTO, M. S. A seca 2010-2016 e as medidas do Estado do Ceará para mitigar seus efeitos. Parcerias Estratégicas. Brasília-DF v. 22 n. 44 p. 83-118 jan-jun 2017.

CUNHA, A. P. M. A.; ZERI, M.; LEAL, K. D.; COSTA, L.; CUARTAS, LUZ A.; MARENCO, J. A., TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M.; BARBOSA, A. A.; CUNNINGHAM, C.; GARCIA, J. V. C.; BROEDEL, E.; ALVALÁ, R.;

RIBEIRO-NETO, G. Extreme Drought Events over Brazil from 2011 to 2019 **Atmosphere** 2019, 10, 642; doi:10.3390/atmos10110642.

DE NYS, E.; ENGLE, N.L.; MAGALHÃES, A.R. Secas no Brasil: política e gestão proativas. Brasília, DF: Centro de Gestão e Estudos Estratégicos- CGEE; Banco Mundial, 2016. 292 p).

FILHO, J. D. P.; FILHO, F. A. S.; MARTINS, E. S. P. R.; STUDART, T. M. C. Copula-Based Multivariate Frequency Analysis of the 2012-2018 Drought in Northeast Brazil. **Water** 2020, 12, 834.

GAO, B., 1996. NDWI - A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment** 58, 257-266.

JIANG, H.; FENG, M.; ZHU, Y.; LU, N.; HUANG, J. AND XIAO, TONG. An Automated Method for Extracting Rivers and Lakes from Landsat Imagery. **Remote Sensing**. 2014, 6,5067-5089;doi:10.3390/rs6065067.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ALVALA, R. C.S; CUNHA, A. P.; BRITO, S. MORAES, O. L.L. Climatic characteristics of the 2010-2016 drought in the semiarid Northeast Brazil region *Anais da Academia Brasileira de Ciências* (2018) 90.

MARENGO, J. A.; CUNHA, A. P. M. A.; NOBRE, C. A.; NETO, G. G. R.; MAGALHÃES, A. R.; TORRES, ROGER R.; SAMPAIO, G.; ALEXANDRE, F.; ALVES, L. M.; CUARTAS, L. A.; DEUSDARÁ, K. R. L.; ÁLVALA, R. C. S. Assessing drought in the drylands of northeast Brazil under regional warming exceeding 4 °C. **Natural Hazards** (2020) 103:2589–2611. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04097-3>.

MCFEETERS, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 7, p. 14251432, 1996.

OGILVIE, A.; BELAUD, G. MASSUEL, S. MULLIGAN, M. GOULVEN, P. L.; CALVEZ, ROGER Assessing Floods and Droughts in Ungauged Small Reservoirs with Long-Term Landsat Imagery **Geosciences** 2016, 6, 4.

PEREIRA, G. H. A.; LOHMANN, M.; MAGANHOTTO, R. F. Proposta e avaliação de índices para delimitar e mapear corpos d'água utilizando imagens do satélite LANDSAT 8 **Revista Brasileira de Geografia Física** v.09, n.06 (2016) 1956-1968.

SERRANO, J.; SHAHIDIAN, S.; SILVA, J. M. Evaluation of Normalized Difference Water Index as a Tool for Monitoring Pasture Seasonal and Inter-Annual Variability in a Mediterranean Agro-Silvo-Pastoral System. **Water** 2019, 11, 62; doi:10.3390/w11010062

RIGODANZO, G. H. et al. Manual de Usos Consuntivos da Água no Brasil. [s.l.: s.n.].

RODRIGUES, T. W. P.; GUIMARÃES, U. S.; ROTT, L. H. S.; WATANABE, FERNANDA S. Y.; ALCÂNTARA, E. IMAI, N. N. Delineamento amostral em reservatórios utilizando Imagens landsat-8/OLI: Um estudo de caso no Reservatório de Bova Avanhandava (Estado de São Paulo, Brasil) BCG - **Boletim de Ciências Geodésicas** - On-Line version, ISSN 1982-2170

ROGERS, A.S., KEARNEY, M.S., 2004. Reducing signature variability in unmixing coastal marsh thematic mapper scenes using spectral indices. **International Journal of Remote Sensing** 25, 2317-2335.

WILHITE, D.A.; GLANTZ, M.H. Understanding the drought phenomenon: the role of definitions. **Water International**. v.10, p. 111-120. 1985

XU, H. Modification of Normalised Difference Water Index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006.

ANÁLISE E PREVISÃO ESTATÍSTICA DO ÍNDICE DE PRECIPITAÇÃO PADRONIZADA (SPI) PARA O NORDESTE DO BRASIL

*Maria Vitória Nava Silva do Carmo
Carlos Henrique Ribeiro Lima*

1. INTRODUÇÃO

As secas configuram-se como uma catástrofe natural e socioeconómica, tendo causado vários problemas em muitos lugares do mundo ao longo da história. Trata-se do pior desastre natural em número de pessoas afetadas e de prejuízos financeiros (Rajsekhar et al., 2015; Aghakouchak, 2015). O fato de não contar com uma definição universal, de se estender por grandes regiões e de haver uma dificuldade inerente em definir seu início e seu término (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005) dificulta as ações políticas para lidar com esse problema. É usual então que as nações tenham ações reativas a esses fenômenos, quando o ideal seria a adoção de medidas preventivas, por serem mais eficientes (Banco Mundial, 2015). Essas medidas contribuem para reduzir a vulnerabilidade das regiões e uma das maneiras de se fazer isso é por meio da previsão desse evento extremo.

O Nordeste brasileiro é uma região conhecida pelos impactos causados por secas intensas, configurando-se entre os principais desastres climáticos dos trópicos em função das grandes perdas econômicas e problemas sociais que causam (Hastenrath et al., 1984; Hastenrath, 1990). Em 1958, por exemplo, aproximadamente 10 milhões de pessoas abandonaram suas residências em função da

seca, enquanto a seca de 1979-1983 custou cerca de 7,8 bilhões de dólares para o governo (CGEE e ANA, 2012; Marengo *et al.*, 2016). As causas apontadas para as secas remontam ao clima predominantemente semiárido, com alta variabilidade interanual e espacial da precipitação, chegando a menos de 400 mm por ano em algumas áreas (Kousky, 1979), e à grande vulnerabilidade da região, em especial por parte da população mais carente. Apesar do investimento em medidas mitigatórias de infraestrutura, a população, especialmente os mais carentes, ainda sofre com as consequências desse fenômeno natural, lidando, por exemplo, com o risco à segurança alimentar, hídrica e energética (Anderson *et al.*, 2015).

A dinâmica espaço-temporal das chuvas (e consequentemente das secas) no Nordeste é complexa e seu entendimento científico, assim como de mecanismos climáticos associados, remonta da década de 1970. Foram encontradas relações entre o desastre natural e a temperatura da superfície do mar (TSM) no Oceano Atlântico (Hastenrath, 1990; Hastenrath *et al.*, 1984; Hastenrath e Heller, 1977), a posição da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) (Hastenrath, 1990; Moura e Shukla, 1981; Rao *et al.*, 1993), a pressão ao nível do mar nos Oceanos Atlântico e Pacífico tropical (Hastenrath e Heller, 1977; Hastenrath, 1978), os ventos alísios (Namias, 1972; Kousky, 1980; Moura e Shukla, 1981; Rao *et al.*, 1993), o fenômeno *El Niño* (Rao *et al.*, 1993; Marengo *et al.*, 2016) e as frentes frias (Kousky, 1979).

Em face da dinâmica e dos impactos, é fundamental desenvolver ferramentas para melhor caracterizar, monitorar e prever as secas. Nesse sentido, foram desenvolvidos diversos índices de seca, que buscam quantificar esse fenômeno a partir de variáveis climáticas (Hao e Singh, 2015). O estudo de tais índices apresenta uma extensa literatura, destacando-se os trabalhos envolvendo o Índice de Precipitação Padronizada (SPI) desenvolvidos por Hayes *et al.*

(1999), Hao e AghaKouchak (2013), Santos *et al.* (2013), Dantas *et al.* (2014) e Costa *et al.* (2016).

O monitoramento e a previsão das secas são muito importantes para subsidiar ações de gestão que contribuam para aumentar a resiliência da população atingida e evitar ou, ao menos, para mitigar os impactos gerados. Quanto ao monitoramento, destaca-se a iniciativa do Monitor de Secas do Nordeste. Em relação à previsão, os modelos atualmente utilizados não fornecem bons resultados. Instituições como o INMET (Instituto Nacional de Meteorologia), o INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) e o IRI (*International Research Institute for Climate and Society*) fornecem apenas previsões sazonais de precipitação.

Nesse sentido, busca-se, neste trabalho, avançar no entendimento da dinâmica das secas no Nordeste do Brasil, a partir da análise dos padrões espaço-temporais indicados pelo índice SPI, e utilizar então um modelo estatístico para previsão sazonal do índice a partir de informações climáticas. Para isso, foi empregada a ferramenta de estatística multivariada Análise de Correlação Canônica Esparsa (SCCA), com vistas a obter um modelo sazonal (1-6 meses) de previsão do SPI no Nordeste, a partir da variável climática temperatura da superfície do mar (TSM).

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. CONCEITO DE SECAS

As secas podem ser descritas como um evento natural causado por um déficit prolongado de precipitação em relação à quantidade necessária para atender às necessidades do ser humano e do meio ambiente (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005; WMO, 2006; Lei nº 13.153/2015). O fenômeno em si não constitui um desastre natural, podendo tornar-se a depender dos impactos causados nas esferas social e ambiental (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005; WMO, 2006).

Não existe, entretanto, uma definição de seca precisa e aceita globalmente, pois esse fenômeno é determinado de forma distinta para cada região, em função das características específicas do clima (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005). Ademais, cada setor econômico sofre com as secas de forma única, levando-os a conceituá-las de maneiras distintas (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005).

2.2. CLASSIFICAÇÃO DAS SECAS

As secas são tradicionalmente classificadas na literatura em quatro tipos: meteorológica, hidrológica, agrícola e socioeconômica (Keyantash e Dracup, 2002; Brito *et al.*, 2018). A seca meteorológica é caracterizada por um período com escassez de precipitação em uma determinada região (Keyantash e Dracup, 2002; Mishra e Singh, 2010; CGEE e ANA, 2012; Hao e Singh, 2015; Brito *et al.*, 2018), sendo a origem dos outros tipos de secas (Hao e Singh, 2015).

A seca agrícola ocorre quando a umidade do solo está abaixo da quantidade necessária para atender à demanda das plantas e para repor as perdas por evapotranspiração (Keyantash e Dracup, 2002), resultando na perda da cultura (Mishra e Singh, 2010). Geralmente, observa-se um atraso no início desse tipo de seca em relação à meteorológica, a depender do estado de umidade inicial do solo (Heim, 2002).

Esse déficit de precipitação, quando prolongado, tem como consequência uma redução das vazões e dos níveis dos lagos, dos reservatórios e das águas subterrâneas, caracterizando uma seca hidrológica, a qual persistente mesmo após o encerramento da seca meteorológica (CGEE e ANA, 2012; Rajsekhar *et al.*, 2015; Hao e Singh, 2015), em razão do lento tempo de recarga das águas superficiais e subterrâneas.

Por fim, tem-se a seca socioeconômica, que pode ser considerada uma consequência dos outros três tipos, em associação

com fatores humanos (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005). Ocorre quando a quantidade de água disponível não consegue atender às demandas da sociedade e dos setores econômicos (Mishra e Singh, 2010). A medida que as secas vão se desenvolvendo, os impactos vão tornando-se mais complexos, podendo as ações de gestão amenizá-los ou agravá-los.

2.3. CARACTERÍSTICAS DAS SECAS

As secas podem ocorrer em qualquer clima, o que faz com que cerca de metade da superfície terrestre seja suscetível à ocorrência do evento (Mishra e Singh, 2010). Elas não devem ser confundidas com aridez, já que esta é uma característica permanente do clima de uma região, enquanto a seca constitui um distúrbio temporário (Mishra e Singh, 2010).

As secas são fenômenos de início lento, o que faz com que seus efeitos se acumulem por um período de tempo considerável (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005). Por esse motivo, a determinação do início e do final do evento apresenta uma dificuldade, não existindo um consenso sobre qual fator considerar (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005; Mishra e Singh, 2010). O fato dos impactos serem não estruturais e se estenderem por grandes áreas dificulta a quantificação e, consequentemente, a adoção de medidas corretivas (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005; Mishra e Singh, 2010). Ademais, as secas, diferentemente de outros desastres naturais, podem ter participação humana em seu desencadeamento, a partir de comportamentos como desmatamento, irrigação excessiva e uso pouco consciente dos recursos hídricos (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005).

2.4. POSSÍVEIS CAUSAS

As secas são fenômenos complexos, já que estão conectadas à atmosfera e aos processos hidrológicos capazes. Relacionam-se à

variabilidade do ciclo global da água, o qual se associa aos padrões de circulação climática, sendo necessário estudar fenômenos globais para entender secas locais e regionais (AghaKouchak *et al.*, 2015). O fenômeno correlaciona-se ainda com alta temperatura, ventos fortes, umidade relativa do ar baixa, menor quantidade de água no solo e maior taxa de evapotranspiração (Mishra e Singh, 2010; Marengo *et al.*, 2013; Marengo e Bernasconi, 2015). Mudanças climáticas, que causam intensificação do ciclo hidrológico, podem contribuir para amplificar o problema.

2.5. IMPACTOS

A lista de impactos causados pelas secas é grande, devido às suas características de se difundir por grandes áreas e de possuir longa duração (WMO, 2006). Elas prejudicam a agricultura e os ecossistemas de maneira geral, implicando em muitos custos econômicos e sociais (Mishra e Singh, 2010). São responsáveis pela morte de animais, além de afetarem a quantidade e a qualidade dos recursos hídricos, reduzindo a disponibilidade para os diversos usos (Mishra e Singh, 2010).

Podem gerar redução de produtividade ou mesmo perda da cultura (Mishra e Singh, 2010), causando, frequentemente, a migração da população (WMO, 2006). Podem causar degradação dos solos e até mesmo evoluir para o fenômeno da desertificação (WMO, 2006; Marengo e Bernasconi, 2015). AghaKouchak *et al.* (2015) apontam, ainda, o efeito nos ciclos de carbono e de nitrogênio, pela redução da cobertura foliar da vegetação, prejudicando a captura de dióxido de carbono (CO_2) da atmosfera.

É preciso destacar, entretanto, que os riscos de uma seca se associam à probabilidade de ocorrência do evento e também à vulnerabilidade da população local e que essa vulnerabilidade, por sua vez, depende de aspectos políticos, sociais, econômicos,

culturais (Wilhite e Buchanan-Smith, 2005). Uma sociedade menos favorecida economicamente costuma ser mais suscetível aos impactos de uma seca. Tais fatores devem ser considerados na elaboração de planos para lidar com o desastre natural em tela.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. ÍNDICES DE SECA

Índices de secas são variáveis capazes de representar numericamente as secas em relação aos seus efeitos e às suas propriedades físicas, tais como duração, severidade, extensão espacial e intensidade (Mishra e Singh, 2010; Hao e Singh, 2015; Steinemann et al., 2005). Eles traduzem as informações de diversas variáveis, como precipitação, vazão, umidade do solo, armazenamento de reservatórios e nível das águas subterrâneas (Steinemann et al., 2005; Hao et al., 2016) em um único número, sendo, portanto, úteis para caracterizar uma situação e para servir como suporte para a tomada de decisão (Hao e Singh, 2015).

É comum classificar os índices de secas de acordo com o tipo de seca que eles caracterizam, ou seja, como índice de seca meteorológica, agrícola e hidrológica (Hao e Singh, 2015; Hao et al., 2016). Os primeiros utilizam as variáveis temperatura, evapotranspiração e, principalmente, precipitação, a qual é útil por medir diretamente o fornecimento de água e por refletir os impactos das secas no tempo (Steinemann et al., 2005). Os índices de seca hidrológica consideram variáveis que indicam como a seca hidrológica demora mais para se desenvolver e para encerrar do que a meteorológica, como nível das águas subterrâneas, vazões, umidade do solo, armazenamento dos reservatórios e quantidade de neve (Steinemann et al., 2005). É comum, para os índices de seca agrícola, o uso da umidade do

solo, por ser o fator de maior importância no desenvolvimento das culturas (Mishra e Singh, 2010).

Um aspecto importante quando se lida com secas é definir gatilhos ou patamares, que são limiares a partir dos quais se atinge um determinado nível de seca e determina-se quando ações de gestão devem ser iniciadas ou encerradas (Steinemann *et al.*, 2005). A definição de qual valor utilizar deve considerar, por exemplo, as peculiaridades da região avaliada (Steinemann *et al.*, 2005). A partir desses gatilhos, podem-se definir diferentes categorias para as secas, como “leve”, “moderada”, “severa”.

3.1.1. ESCOLHA DE UM ÍNDICE

Selecionar o índice a ser usado é fundamental para lidar adequadamente com o problema. O desempenho de um índice, contudo, depende da localidade em que ele é aplicado, já que é função das variáveis meteorológicas e hidrológicas específicas de cada região (Mishra e Singh, 2010) e, além disso, os índices também trabalham de forma distinta em períodos do ano diferentes (Steinemann *et al.*, 2005). Não há, por isso, um critério universal para a escolha de um índice, tampouco existe um que seja superior aos demais (Steinemann *et al.*, 2005). O contexto sempre precisa ser analisado para a definição do índice a ser usado, entretanto, alguns aspectos podem ser listados para auxiliar na escolha.

Primeiramente, deve-se considerar a adequabilidade do índice ao tipo de seca que se deseja monitorar, pois, como as secas dependem de muitos fatores, não existe um único indicador que consiga caracterizar todos os tipos possíveis (Steinemann *et al.*, 2005; Rajsekhar *et al.*, 2015). Outra questão muito importante é a disponibilidade de dados e sua consistência, já que um índice precisa ser fácil de gerar e não pode ser muito custoso (Steinemann *et al.*, 2005) monetária e computacionalmente.

É preciso também identificar se os índices são claros e válidos, sendo necessário que sejam fáceis de entender, para subsidiar adequadamente a tomada de decisão. Eles precisam ser testados tanto antes da ocorrência de uma seca quanto durante, para avaliar seu desempenho (Steinemann *et al.*, 2005). Ademais, é necessário que estejam associados a um determinado período de cálculo, de forma a definir uma escala de análise (Steinemann *et al.*, 2005).

3.1.2. EXEMPLOS DE ÍNDICES

Dentre os diversos de índices de seca descritos na literatura, pode-se citar alguns dos mais conhecidos: Índice de Severidade de Seca de Palmer (PDSI, *Palmer Drought Severity Index*); Índice de Precipitação Padronizada (SPI, *Standardized Precipitation Index*); Índice de Umidade de Cultura (CMI, *Crop Moisture Index*); Índice de Anomalia de Umidade de Palmer (Z Index, *Palmer Moisture Anomaly Index*); Índice de Severidade de Seca Hidrológica de Palmer (PHDI, *Palmer Hydrological Drought Severity Index*); Índice Padronizado de Precipitação-Evapotranspiração (SPEI, *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index*); Índice de Umidade do Solo Padronizada (SSI, *Standardized Soil Moisture Index*); Índice de Condição da Vegetação (VCI, *Vegetation Condition Index*); Índice de Seca Padronizada Multivariada (MSDI, *Multivariate Standardized Drought Index*).

Existem também instituições que fazem uso de índices para monitorar espacialmente as condições de seca, tais como o U.S. *Drought Monitor* (USDM) (<http://droughtmonitor.unl.edu/CurrentMap.aspx>), o Monitor e Secas do Nordeste (<http://monitordesecas.ana.gov.br/>) e os diagnósticos fornecidos pelo Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais – CEMADEN (<http://www.cemaden.gov.br/categoria/monitoramento/secas-no-semiarido/>).

3.1.3. SPI

Para avaliar as secas no Nordeste brasileiro, neste trabalho, decidiu-se utilizar o Índice de Precipitação Padronizada (SPI, *Standardized Precipitation Index*), por ter grande aceitação no meio científico e ser um dos índices mais utilizados no monitoramento. É recomendado pela Organização Meteorológica Mundial (WMO, *World Meteorological Organization*) para o monitoramento de secas meteorológicas (Aghakouchak, 2015; AghaKouchak *et al.*, 2015; Hao e Singh, 2015; Rajsekhar *et al.*, 2015), sendo também usado para previsão, análise de frequência, análise espaço-temporal e avaliação de impactos climáticos (Mishra e Singh, 2010), sendo empregado no Monitor de Secas do Nordeste e no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - CPTEC/INPE (<<http://clima1.cptec.inpe.br/spi/pt>>). A seleção desse índice foi corroborada pelo trabalho de Canamary (2015) e de Brito *et al.* (2018).

O *Standardized Precipitation Index* (SPI), ou, traduzindo, o Índice de Precipitação Padronizada, é um índice de seca meteorológica e caracteriza-se por incluir apenas dados de precipitação em seu cálculo (Mishra e Singh, 2010; Banco Mundial, 2015). Foi introduzido por McKee *et al.* (1993), que definiram precipitação padronizada como a diferença entre o valor de precipitação e a média histórica, dividida pelo desvio-padrão.

Ele utiliza, para o período e local de interesse, uma série temporal mensal longa de precipitação (McKee *et al.*, 1993). O conjunto é ajustado a uma distribuição de probabilidade, para obter-se a relação entre a probabilidade e a precipitação (McKee *et al.*, 1993), utilizando-se, geralmente, a distribuição Gama, sendo também comum a Pearson Tipo III, a Lognormal, a de Valores Extremos e Exponencial (Mishra e Singh, 2010). A distribuição é então transformada em uma distribuição normal-padrão (McKee *et al.*, 1993;

Aghakouchak *et al.*, 2015), com vistas a permitir a comparação entre diferentes localidades e o cálculo de probabilidades de excedência (Keyantash e Dracup, 2002). O valor do quantil Z na normal-padrão, obtido a partir da probabilidade, corresponde ao valor do SPI e, com base no valor do índice, pode-se obter o início, o encerramento, a intensidade e a magnitude de uma seca (McKee *et al.*, 1993).

Uma sequência de valores negativos do SPI indica uma condição de seca, enquanto os positivos representam um período úmido (Aghakouchak, 2015; Aghakouchak *et al.*, 2015; Banco Mundial, 2015; Brito *et al.*, 2018). Esses valores são usados para definir categorias de secas, conforme mostrado na Tabela 3:1.

Tabela 3.1: Categorias de seca do SPI

Valores do SPI	Categoria de Seca	Frequência Acumulada	Tempo na Categoria
0 a -0,99	Seca leve	16-50 %	~24%
-1,00 a -1,49	Seca moderada	6,8-15,9 %	9,2%
-1,50 a -1,99	Seca severa	2,3-6,7 %	4,4%
-2,00 ou menos	Seca extrema	<2,3%	2,3%
			~40%

Fonte: McKee *et al.*, 1993; Steinemann *et al.*, 2005

A principal vantagem do SPI é que ele pode ser calculado para várias escalas temporais: 3, 6, 12, 24 e 48 meses (McKee *et al.*, 1993; Steinemann *et al.*, 2005; Mishra e Singh, 2010; Banco Mundial, 2015; Rajsekhar *et al.*, 2015), sendo capaz de representar os impactos em diferentes elementos do ciclo hidrológico (Steinemann *et al.*, 2005; Banco Mundial, 2015). O índice permite, ainda, a comparação entre vários locais (Rajsekhar *et al.*, 2015; Banco Mundial, 2015) e o fato

de ser normalizado possibilita também a indicação de períodos tanto secos quanto úmidos (McKee *et al.*, 1993).

Por outro lado, a principal limitação apontada é o fato de o SPI considerar o déficit hídrico com base apenas na variável precipitação, o que pode não ser condizente com a realidade em muitos casos (Tsakiris e Vangelis, 2005). Quando é ajustado para escalas acima de 24 meses, pode apresentar viés por causa da falta de dados, o que é comum em muitos locais (Mishra e Singh, 2010). Ademais, em climas secos, que apresentam muitos valores nulos de precipitação, pode ser difícil ajustar a distribuição Gama e o SPI em escalas curtas pode não seguir uma distribuição normal (Mishra e Singh, 2010).

3.2. PREVISÃO DE SECAS

Para aprimorar a forma de lidar com os impactos das secas, é preciso migrar de uma abordagem reativa para uma proativa, modificando o foco para uma gestão de riscos, que visa trabalhar as vulnerabilidades locais e inclui investir no monitoramento e na antecipação desses eventos, de forma a criar sistemas de alerta, planos de prevenção e programas de resposta operacional (Banco Mundial, 2015).

Atualmente, algumas instituições fornecem previsões de variáveis climáticas, disponíveis em seus sítios eletrônicos, tais como a Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos - FUNCEME (<http://www3.funceme.br/previsao-climatica/>); o Instituto Nacional de Meteorologia - INMET (<http://www.inmet.gov.br/portal/>); o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, por meio do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos - CPTEC (<http://www.cptec.inpe.br/>); o *International Research Institute for Climate and Society* - IRI (<http://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/forecasts/>); o Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais - CEMADEN (<http://www>.

cemaden.gov.br/); e o Climate Predicton Center – CPC (<<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/Drought/>>).

As iniciativas de previsão de seca no Nordeste brasileiro remontam desde o Século XX, tais como nos trabalhos de Hastenrath *et al.* (1984) e de Marengo e Bernasconi (2015), porém o uso de índices de seca para esse fim ainda é pouco explorado. Um exemplo de uso de índices de seca é na pesquisa de Lima e AghaKouchak (2017), que usaram um modelo de previsão sazonal para o PDSI na Amazônia, e Delgado *et al.* (2017), que testaram modelos de previsão de secas para uma região no Semiárido nordestino.

4. ÁREA DE ESTUDO

4.1. CARACTERIZAÇÃO DA REGIÃO NORDESTE

4.1.1. Caracterização geral

O Nordeste do Brasil está localizado entre 1°S e 18°S e 35°W e 47W° (Rao *et al.*, 1993; Uvo *et al.*, 1998; Kousky e Chu, 1978), constituindo uma área de aproximadamente um milhão e meio de quilômetros quadrados (CGEE e ANA, 2012; Marengo e Bernasconi, 2015), densamente povoada, habitada por uma estimativa de 46.995.094 habitantes (IBGE). Podem-se distinguir três climas diferentes na região. No litoral, no sul da Bahia e no centro do Maranhão predomina o clima tropical, com estação chuvosa bem definida. O clima equatorial úmido encontra-se a oeste do Maranhão, com altas temperaturas e grande pluviosidade. Já o clima semiárido, presente na região central (sertão nordestino), possui precipitação baixa e irregular, gerando períodos de estiagem (adaptado de CGEE e ANA, 2012).

Existe uma região no Nordeste que é mais regularmente afetada pelas secas, conhecida como Polígono das Secas. Ela possui ainda uma sub-região semiárida conhecida como Sertão, que abrange uma área de cerca de 912.200 km² (Marengo e Bernasconi, 2015), caracterizada pela presença de rios intermitentes e de um solo pedregoso e pobre (CGEE e ANA, 2012).

4.1.2. Padrões de precipitação na região Nordeste do Brasil

A precipitação anual na região Nordeste é espacialmente e temporalmente muito diversa, variando, em média, entre 600 e 2000 mm (Rao *et al.*, 1993; Uvo *et al.*, 1998). A média da parte amazônica do Maranhão é de aproximadamente 1.800 mm e, no Semiárido, de 600 mm (CGEE e ANA, 2012), podendo ser inferior a 400 mm em algumas áreas (Kousky, 1979). O Nordeste pode ser dividido em diferentes regiões de acordo com o comportamento da estação chuvosa: parte leste ou costeira, região mais ao sul, região mais ao norte e parte central ou semiárida.

4.2. SECAS NO NORDESTE

4.2.1. Histórico e principais impactos

Em razão da presença de solos rasos (CGEE e ANA, 2012), de uma alta evaporação (Marengo *et al.*, 2013), do regime de precipitação concentrado em apenas alguns meses do ano (CGEE e ANA, 2012) e da variabilidade interanual alta da precipitação (Uvo *et al.*, 1998; Kousky, 1979; CGEE e ANA, 2012), a flutuação climática é muito alta, provocando os anos de seca, especialmente na região semiárida (CGEE e ANA, 2012), sendo comum o registro de ocorrência desse desastre desde o Século XVI. De 1559, quando foi registrada uma seca na Bahia, até 2011, haviam ocorrido cerca

de 72 secas no Nordeste, fazendo com que 112 dos 452 anos em questão fossem de seca (CGEE e ANA, 2012).

Durante séculos, as secas no Nordeste causaram vários impactos ambientais, sociopolíticos e econômicos. Dentre os impactos ambientais, pode-se citar prejuízos às plantas, aos animais e aos peixes, alteração na qualidade da água e do ar, aumentando a quantidade de poeira e de poluentes, perda do solo (por erosão, salinização, alcalinização), além de alterações na paisagem (CGEE e ANA, 2012). Os impactos sociopolíticos incluem problemas de saúde, impacto na vida da população afetada (CGEE e ANA, 2012), mortes humanas por fome, desnutrição e doenças e migração de pessoas (Marengo *et al.*, 2016). Os danos econômicos, por sua vez, são representados por perdas na indústria agropecuária (CGEE e ANA, 2012; Marengo *et al.*, 2016), na atividade madeireira e nos lucros com recreação (CGEE e ANA, 2012). As perdas monetárias também são altas: as secas de 1958, de 1970, de 1976 e de 1979-1983 custaram para o governo, respectivamente, US\$ 803 milhões, US\$ 430 milhões, US\$ 447 milhões e US\$ 7,8 bilhões, tendo sido a última possivelmente a mais cara (Marengo *et al.*, 2016).

De acordo com Marengo *et al.* (2013) e Marengo e Bernasconi (2015), a seca de 2012-2013, que se estendeu até 2018, foi a mais severa das últimas décadas, afetando, até 2014, cerca de 38% da população da região semiárida (aproximadamente 9 milhões de pessoas), destruindo terras cultivadas e levando alguns estados a declarar calamidade pública.

Desde os anos 1950, o governo passou a desenvolver programas contra as secas, como a construção de reservatórios e de canais, além da instituição de programas sociais para ajudar as pessoas afetadas (CGEE e ANA, 2012; Marengo *et al.*, 2013; Marengo *et al.*, 2016). Contudo, as secas ainda geram risco à segurança hídrica e energética, afetando, principalmente, a parcela mais necessitada da

população (CGEE e ANA, 2012). Ocorre também uma degradação do solo, que pode afetar a agricultura e, a longo prazo, pode transformar a região semiárida em árida, gerando um risco de desertificação (CGEE e ANA, 2012; Marengo e Bernasconi, 2015).

4.2.2. Mecanismos de formação das secas no Nordeste

Diversos autores investigaram, ao longo dos anos, mecanismos globais de circulação atmosférica e oceânica que poderiam causar as secas no Nordeste. Destaca-se nesse contexto, o trabalho de Kousky (1980), que investigou a influência do sistema de ventos na precipitação ao longo da parte leste, constatando um vínculo com a intensidade da brisa terrestre, a qual se relaciona com a diferença entre a temperatura da superfície do mar (TSM) e a temperatura média do ar. Rao *et al.* (1993) também associaram a TSM com a precipitação na região. As chuvas na parte sul foram estudadas por Kousky (1979), que identificou o movimento equatorial de frentes frias como um elemento causador. Moura e Shukla (1981) sugeriram também que o gradiente de TSM ao longo do Atlântico tropical (dipolo do Atlântico) leva a uma redução da precipitação sazonal quando águas mais quentes aparecem no norte e águas mais frias no sul, atribuindo como causa um movimento subsidente da célula de Hadley sobre o Nordeste brasileiro. Hastenrath (1990) caracterizou anos secos por uma posição mais ao norte da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). A ocorrência simultânea entre secas no Nordeste e eventos *El Niño* foi observada por Rao *et al.* (1993) e por Marengo *et al.* (2016).

5. METODOLOGIA

Para representar e caracterizar as secas meteorológicas no Nordeste do Brasil, foi escolhido o Índice de Precipitação Padrонizada (SPI, *Standardized Precipitation Index*), por já ter sido explorado em trabalhos de outros autores e por já ser usado em sistemas de monitoramento. A primeira etapa metodológica consistiu, portanto, em obter esse índice, além de variáveis climáticas associadas ao fenômeno das secas.

Realizou-se então uma avaliação inicial das dinâmicas espacial e temporal do SPI para o Nordeste, por meio da decomposição em modos de variabilidade, via análise das componentes principais. Utilizando as componentes principais obtidas, foi feita uma análise de extremos, com o objetivo de identificar as secas mais severas ocorridas durante o período considerado e a porcentagem total da área do Nordeste atingida por cada um desses eventos. Essa análise é importante para avaliar a capacidade do SPI em detectar e descrever as secas históricas. A partir desse resultado, foi efetuada uma análise compósito, para estudar a influência das variáveis temperatura e precipitação nos padrões de secas. Por fim, foi realizada uma análise de correlação cruzada, visando identificar a relação entre a ocorrência de secas no Nordeste e indicadores climáticos representativos da temperatura da superfície do mar (TSM) global.

A partir desse conhecimento inicial, foi desenvolvido um modelo de previsão sazonal para as secas no Nordeste, caracterizadas por meio do SPI. A técnica SCCA, que é uma variação da CCA tradicional, foi utilizada para obter uma variável preditora e uma variável resposta altamente correlacionadas e, assim, construir um modelo sazonal de previsão. A TSM foi utilizada como covariável climática preditora do SPI para o Nordeste do Brasil, de forma a obter previsões com antecedências variando de 1 a 6 meses.

A metodologia foi empregada com o uso dos softwares *Matlab* e *R* para manipulação dos dados.

5.1. DADOS

5.1.1. SPI

O SPI foi calculado na escala temporal de 3 meses (SPI3), a partir de dados de precipitação, para o período de 1980 a 2013, na escala mensal (totalizando 408 meses), sobre a área da região Nordeste do Brasil (entre 1,375°S e 18,125°S e 34,875°O e 48,125°O). Esses dados foram disponibilizados por Xavier *et al.* (2016), em uma grade de dados climáticos interpolados para todo o Brasil, na resolução espacial de 0,25° x 0,25°. Eles são obtidos a partir 3.625 pluviômetros e 735 estações meteorológicas em todo o País. A distribuição de probabilidades utilizada para o cálculo do SPI foi a empírica, realizada com base nos postos dos dados, pois o ajuste realizado com a distribuição Gama não se mostrou adequado.

5.1.2. Dados Climáticos

Os dados de precipitação e de temperatura, obtidos a partir de Xavier *et al.* (2016), foram usados para calcular anomalias mensais, subtraindo a média de cada valor observado.

5.1.3. Índices Climáticos

A partir de análise da literatura, depreende-se que o principal fator responsável pela precipitação no Nordeste é a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), cuja posição e intensidade estão ligadas a um gradiente ou dipolo de temperatura do Atlântico Tropical (Huang *et al.*, 2005). Esse dipolo é usualmente definido como a diferença entre a TSM no Atlântico Norte tropical (TNA, *Tropical Northern Atlantic Index*) e a TSM no Atlântico Sul tropical

(TSA, *Tropical Southern Atlantic Index*). Quando esse gradiente é positivo (temperatura ao norte mais alta do que ao sul), a ZCIT é deslocada para o norte, reduzindo a precipitação sobre o Nordeste (Huang *et al.*, 2005). Hastenrath e Heller (1977), Hastenrath *et al.* (1984), Moura e Shukla (1981), Hastenrath (1990) e Rao *et al.* (1993) relacionaram esse mecanismo climático à ocorrência de secas na região. Em geral, define-se o índice TNA como a média espacial da TSM na região 5,5°N a 23,5°N e 15°O e 57,5°O, enquanto o índice TSA é definido pela média espacial da TSM em 20°S e 0° e 30°O e 10°L (Hasanean e Almazroui, 2017).

Destaca-se, ainda, a influência do fenômetro *El Niño* (*El Niño Oscilação Sul – ENOS*). Rao *et al.* (1993), Marengo *et al.* (2016) e Costa *et al.* (2016) observaram a ocorrência, ao mesmo tempo, de secas na região e do fenômeno *El Niño*, que atua como uma variável moduladora da ocorrência desses períodos secos. O ENOS é, em geral, representado pelo índice NINO3.4, definido como a média espacial da TSM na área entre 5°S e 5°N e 170°O e 120°O (Kaplan *et al.*, 1998).

Os índices climáticos dipolo do Atlântico Tropical e NINO3.4 foram obtidos para o mesmo período do SPI, tendo sido calculados a partir dos dados de TSM fornecidos por Kaplan *et al.* (1998) e por Reynolds *et al.* (2002). A influência desses índices sobre as secas no Nordeste foi avaliada por meio de uma análise de correlação cruzada entre eles e o SPI.

5.1.4. Temperatura na Superfície do Mar (TSM)

Dados globais de TSM, usados como preditor no modelo de previsão, foram obtidos dos dados de *reanalysis ERA Interim* na escala mensal (<<http://apps.ecmwf.int/datasets/data/interim-full-modis/levtype=sfc/>>), para o mesmo período do SPI. São interpolados em uma grade de 2,5° x 2,5°.

5.2. PCA

Os padrões de variabilidade espacial e temporal dos índices de seca ao longo da região Nordeste foram avaliados a partir da ferramenta de Análise das Componentes Principais (PCA - *Principal Component Analysis*), que permite reduzir linearmente um conjunto contendo um grande número de dados em um novo conjunto constituído de um menor número de variáveis (conhecidas como componentes principais), as quais são uma combinação linear das originais e contêm a maior parte da variabilidade dos dados iniciais, eliminando redundâncias geradas por fortes correlações (Wilks, 2011).

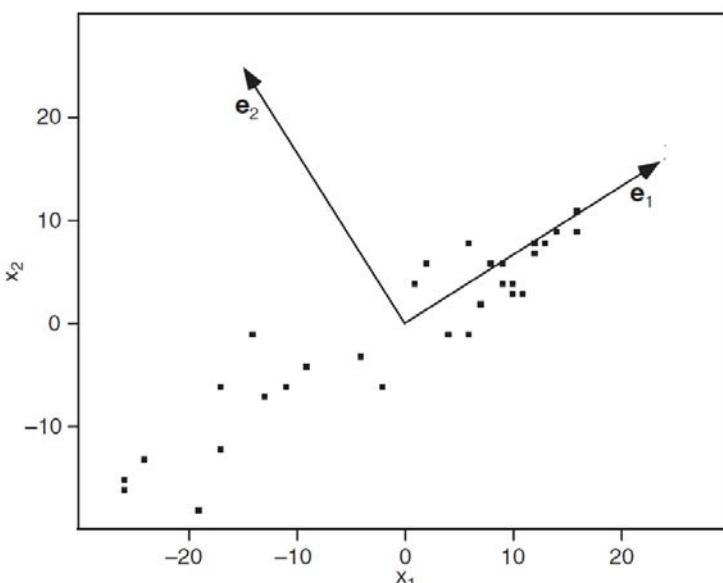
A PCA, ou *Empirical Orthogonal Function* (EOF), criada por Karl Pearson (1901) e fundamentada por Hotelling (1933) (Mingoti, 2005), é a técnica de estatística multivariada mais utilizada nas ciências atmosféricas (Wilks, 2011). Em razão das várias correlações observadas entre as variáveis atmosféricas, a PCA pode ser usada para representar os dados de maneira mais compacta e também para auxiliar na interpretação de seu comportamento temporal e espacial (Wilks, 2011), já que ajuda a explicar sua estrutura de variância (Mingoti, 2005).

Os dados originais, de dimensão n , são projetados em um subespaço que apresenta máxima variância e possui dimensão m , sendo $m \leq n$. O subespaço pode ser obtido a partir dos autovetores da matriz de correlação (ou covariância) dos dados, que rotacionam os eixos originais, criando um novo sistema de coordenadas em que os eixos estão alinhados na direção da maior parte da variabilidade dos dados (Wilks, 2011). Essa direção em que os dados estão mais representados corresponde ao autovetor associado ao maior autovalor, sendo que este indica a variância representada pelo respectivo eixo. A segunda direção, que representa a segunda maior fração da variabilidade dos dados originais, é ortogonal à

primeira e correspondente ao autovetor referente ao segundo maior autovalor, e assim por diante. Cada componente principal é então uma média ponderada dos elementos originais, em que os pesos são os autovetores correspondentes (Wilks, 2011).

A Figura 5.1 traz um exemplo em duas dimensões da aplicação da PCA. Os dados originais correspondem a duas variáveis, x_1 e x_2 . Os autovetores e_1 e e_2 promovem uma rotação geométrica dos eixos, que passam a retratar os dados em um novo sistema de coordenadas. O primeiro autovetor, e_1 , está alinhado na direção de maior variabilidade dos dados, já o segundo, e_2 , é ortogonal ao primeiro e está voltado na direção da segunda maior variação dos dados.

Figura 5.1: Exemplo em duas dimensões da rotação na PCA (Fonte: adaptado de Wilks, 2011)



Assim, a j -ésima componente principal da série temporal de um índice de seca será então dada por:

$$Y_{t,j} = U_j^T y_t^T \quad (5.1)$$

em que $Y_{y,j}$ representa as componentes principais, $y_t = [y_{t,1} \ y_{t,2} \dots \ y_{t,J}]$ são os dados originais, U_j^T é o j -ésimo autovetor (correspondente ao j -ésimo autovalor) da matriz de correlação das séries dos índices e J é o número total de pontos. As séries $Y_{t,j}, j = 1, \dots, J$ não são correlacionadas (a covariância entre cada par de eixos principais é zero), podendo assim ser modeladas independentemente. Os índices originais podem ser obtidos pela relação inversa:

$$y_t^T = U_j Y_{t,j} \quad (5.2)$$

A PCA é muito utilizada por apresentar algumas propriedades vantajosas. Primeiramente, ela é capaz de obter a variabilidade máxima dos dados originais, assegurando uma perda mínima de informação (Zou *et al.*, 2006; Wilks, 2011; Mingoti, 2005). Ademais, as componentes principais não são correlacionadas entre si, ou seja, a covariância entre elas é zero, fazendo com que possam ter tratadas de forma independente (Zou *et al.*, 2006; Wilks, 2011; Mingoti, 2005).

Uma das principais limitações da PCA é assumir a linearidade das transformações dos dados originais, o que pode não corresponder à realidade (Hao e Singh, 2015; Rajsekhar *et al.*, 2015; Zou *et al.*, 2006). Outra questão é considerar que a primeira componente é capaz de representar a maior parte da variabilidade do sistema e, portanto, a maior quantidade de informações capazes de caracterizar as condições de secas, o que nem sempre acontece (Hao e Singh, 2015; Rajsekhar *et al.*, 2015).

No presente trabalho, com vistas a avaliar a característica das secas ao longo da região, foram produzidos mapas contendo

os padrões espaciais dos autovetores (ou pesos). Ademais, foram geradas as séries temporais de cada componente principal.

5.3. ANÁLISE DE EXTREMOS E DE ÁREAS

A Tabela 3.1 mostra que valores do SPI abaixo de -1,5 indicam secas severas e extremas, correspondendo a 6,7% do tempo na categoria. Assim, a análise de extremos foi realizada determinando, nas componentes principais do SPI, os meses correspondentes aos valores 6,7% mais extremos. Para cada mês considerado como de ocorrência de seca severa/extrema, foi então realizada uma busca espacial para identificar quais pontos da grade apresentaram valores do SPI abaixo de -1,5. A partir dessa informação, foi possível determinar a localização e o percentual da área do Nordeste afetada em cada mês de seca severa/extrema.

5.4. ANÁLISE COMPÓSITO

A temperatura e a precipitação desempenham um papel importante no desenvolvimento de uma seca (Mishra e Singh, 2010; Marengo *et al.*, 2013; Marengo e Bernasconi, 2015). Para avaliar esse comportamento, foi realizada uma análise compósito, que consistiu no cálculo das médias das anomalias dessas duas variáveis nos meses indicados como extremos por cada componente principal do SPI. Como resultado, foram gerados mapas contendo os padrões espaciais dessas anomalias médias.

5.5. ANÁLISE DE CORREÇÃO CRUZADA

Essa análise consiste em estimar as correlações entre duas variáveis em diferentes tempos de adiantamento (ou atraso) de uma em relação à outra. Seja V_1 a variável resposta, que corresponde a uma dada componente principal do SPI, V_2 o índice climático que a precede e τ o tempo de adiantamento. A correlação cruzada Cor ,

em um tempo t , é dada então pela Equação 5.3. Foram considerados valores de τ e de t variando de 0 a 12 meses.

$$\text{Cor}(V_1(t + \tau), V_2(t)), \tau \geq 0 \quad (5.3)$$

Neste trabalho, essa ferramenta foi utilizada para verificar a associação entre o índice de seca SPI e os índices climáticos (NINO3.4 e Dipolo), visando avaliar a influência da TSM nos Oceânos Atlântico e Pacífico nas secas ocorridas no Nordeste e em qual atraso essa relação é máxima.

5.6. CCA

A Análise de Correlação Canônica (CCA, *Canonical Correlation Analysis*) é uma técnica de estatística multivariada, introduzida por Harold Hotelling (1935, 1936) (Wiesel *et al.*, 2008; Mingoti, 2005), capaz de identificar pares de padrões em dois conjuntos de dados e projetar os dados originais nesses padrões, obtendo assim um novo conjunto de variáveis transformadas (Wilks, 2011), a partir de combinações lineares (Mingoti, 2005). A escolha dos padrões é feita de forma que as relações entre os dois conjuntos de dados sejam maximizadas, ou seja, as novas variáveis devem possuir máxima correlação (Wilks, 2011; Mingoti, 2005). A matriz de correlação encontrada é diagonal, com as correlações presentes na diagonal sendo as maiores possíveis. O método é reproduzido a seguir, conforme Wilks (2011).

Seja x o vetor de variáveis preditoras e y a variável a ser prevista. A CCA busca pares de conjuntos de pesos de maneira que as novas variáveis definidas pelos respectivos produtos escalares com x e y tenham as correlações entre si maximizadas. A CCA utiliza a matriz de covariância conjunta para obter as relações entre os dois conjuntos de dados.

Sejam $x' = x - \bar{e}$ e $y' = y - \bar{e}$ os vetores de dados centrados (e são as respectivas médias), com I e J elementos, respectivamente. A transformação de x' e de y' é feita utilizando-se os vetores canônicos/coeficientes canônicos/pesos a_m e b_m , respectivamente, resultando nas novas variáveis v_m e w_m , respectivamente, chamadas de *variáveis canônicas*. Isso é feito por meio dos produtos escalares mostrados nas Equação (5.4). Um vetor de dados e seu respectivo vetor canônico devem possuir a mesma dimensão, ou seja, x' e a_m possuem I elementos, enquanto y' e b_m , J elementos. As variáveis canônicas, entretanto, precisam apresentar a mesma dimensão (M), a qual é definida como a menor dimensão de x e y , ou seja, $M = \min(I, J)$.

$$v_m = a_m^t x' = \sum_{i=1}^I a_{m,i} x'_i, \quad m = 1, \dots, M \quad w_m = b_m^t y' = \sum_{i=1}^J b_{m,i} y'_i, \quad m = 1, \dots, M \quad (5.4)$$

As variáveis canônicas v_m e w_m são, portanto, uma combinação linear, uma espécie de média ponderada, dos respectivos vetores x' e y' . Os vetores canônicos a_m e b_m são escolhidos de forma que as variáveis canônicas apresentem algumas propriedades. A primeira delas estabelece que cada par de variáveis canônicas apresente correlação canônica (r_c) menor ou igual ao par anterior. A próxima restrição estabelece que as variáveis canônicas sejam correlacionadas apenas com seu respectivo par, sendo não correlacionadas com qualquer outra variável. Por exemplo, v_1 não pode ser correlacionado com w_2 , nem com v_2 .

5.7. SCCA

A CCA, como descrita no item anterior, é empregada utilizando as matrizes completas ou cheias (*full matrix*), ou seja, com valores diferentes de zero (Lima e AghaKouchak, 2017). Isso significa que os coeficientes canônicos/vetores canônicos/pesos são todos diferentes de zero, fazendo com que, para os pontos que contribuem pouco, os valores sejam muito pequenos, mas nunca iguais a zero.

Os resultados alcançados dessa forma apresentam ruídos e os estimadores obtidos são pouco robustos (Lima e AghaKouchak, 2017), o que significa que eles apresentam baixo desempenho em validação cruzada e em previsão em tempo real.

Uma alternativa para resolver esse problema consiste em utilizar o método Análise de Correlação Canônica Esparsa (SCCA, *sparse Canonical Correlation Analysis*) ou Análise de Correlação Canônica Robusta (*robust CCA, robust Canonical Correlation Analysis*), que atribui peso zero para coeficientes de baixo valor, que não contribuem efetivamente para a correlação após a projeção, ou seja, para a correlação entre as variáveis canônicas. Visa-se então obter preditores climáticos esparsos (covariáveis climáticas esparsas), com poucos pontos diferentes de zero e, portanto, mais robustos na previsão dos índices de seca, já que são obtidas combinações lineares usando poucas variáveis, mas que possuem máxima correlação (Wiesel *et al.*, 2008). O uso dessa técnica melhora o desempenho das previsões, além de facilitar a interpretação e a visualização das informações, já que utiliza apenas os pontos-chave (Wiesel *et al.*, 2008). A seguir é descrito o procedimento de cálculo adaptado daquele que foi proposto por Witten *et al.* (2009), que é uma aplicação de Decomposição de Matriz Penalizada (PMD, *Penalized Matrix Decomposition*) para obtenção de CCA penalizada.

Seja X a matriz contendo o campo observado da variável climática, de dimensão $n \times I$, em que n é o número de observações durante o período de tempo considerado e I é o número de pontos. Seja Y a matriz dos valores observados do índice de seca para o Nordeste brasileiro, de dimensão $n \times J$, em que J é o número de pontos para o índice. Assume-se que X e Y são matrizes centradas e escalonadas. A técnica CCA busca os vetores canônicos A e B que maximizam a correlação das projeções de X e de Y nesses vetores ($\text{Cor}(Xa_m, Yb_m)$).

Se os pesos A e B , entretanto, pudessem ser aumentados indefinidamente, a correlação poderia ser maximizada de uma forma arbitrariamente alta, já que os pesos poderiam apresentar qualquer valor, o que não é desejável. É preciso então limitar o crescimento desses coeficientes, incluindo uma restrição que faz com que os pesos permaneçam dentro do círculo unitário. Para obter vetores canônicos que sejam penalizados (vetores canônicos esparsos), ou seja, que possuam um certo número de elementos exatamente iguais a zero (Lima e AghaKouchak, 2017), pode-se incluir penalidades (P_1 e P_2), formando assim a Equação (5.5). Essas penalidades restringem ainda mais o crescimento dos pesos, para constantes c_1 e c_2 , o que obriga que alguns pesos apresentem valores exatamente iguais a zero.

$$\text{maximizar}_{B,A} B^t Y^t X A \quad \text{sujeito a } B^t Y^t Y B \leq 1, A^t X^t X A \leq 1, P_1(B) \leq c_1, P_2(A) \leq c_2 \quad (5.5)$$

As penalidades P_1 e P_2 são funções de penalidade convexas, que podem assumir muitas formas. Neste trabalho, escolheu-se a penalidade Lasso, representada pelas Equação (5.6):

$$P_1(B) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^J |b_{ji}| \quad e \quad P_2(A) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^I |a_{ji}| \quad (5.6)$$

Os valores de c_1 e de c_2 podem ser obtidos por validação cruzada, em que A e B são o conjunto de treinamento e X e Y , o conjunto de teste independente, de forma a maximizar $\text{cor}(Xa, Yb)$. Esses valores também podem ser escolhidos de forma a obter a espacialidade desejada para a e para b .

Para melhor avaliar os resultados da técnica SCCA, foi escolhido um valor para a constante c_1 tal que B seja formada por coeficientes canônicos b_m que sejam vetores unitários ortogonais, fazendo com que B seja uma matriz ortogonal de permutação dos eixos coordenados. Isso faz com que a projeção YB seja igual a Y , ou seja, faz com

que as variáveis canônicas sejam iguais às componentes principais do índice de seca (Lima e AghaKouchak, 2017). Para isso, utilizou-se uma penalidade $penalty_y = 0,3$. Feito isso, o valor de c_2 pode ser determinado pela Equação (5.7):

$$c_1 = \min(1, penalty_y \cdot \sqrt{I}) \text{ e } c_2 = \min(1, penalty_x \cdot \sqrt{I}) \quad (5.7)$$

A penalidade, denotada por $penalty_y$ ou $penalty_x$, é um número que pode variar de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1, menor é a penalização ocorrida, ou seja, o número de coeficientes canônicos diferente de zero diminui. Neste trabalho, foram testados diferentes valores de $penalty_x$ nas correlações entre o SPI e a TSM, para determinar o mais adequado para ser incorporado no modelo de previsão.

5.8. MODELO DE PREVISÃO

Para obter previsões de um índice de seca a partir de uma variável climática, foi selecionado um modelo de previsão linear multivariado. Inicialmente, são previstas as variáveis canônicas da CCA, a partir das quais é obtido o campo completo do índice. Em razão da escolha feita para o valor da constante c_1 , as variáveis canônicas são iguais às componentes principais do índice de seca, podendo ser transformadas para o campo completo usando os autovetores. Assim, o resultado da previsão é um vetor $Y_i(t)$ para cada uma das i componentes em um mês t ($i = 1, 2, 3$). A previsão é realizada para diversos tempos de antecedência τ , que em geral poderão variar de 1 a 6 meses. O vetor $Y_i(t)$, para um mês t , considerando uma previsão com antecedência de τ meses, é obtido pelo modelo de previsão representado pelas Equações (5.8) a (5.10) a seguir, para cada uma das três primeiras componentes:

$$Y_1(t) = \alpha_1 + \beta_{1,1}(X_1(t - \tau)) + \beta_{1,2}(X_2(t - \tau)) + \beta_{1,3}(X_3(t - \tau)) + \gamma_1(Y_1(t - \tau))_1 + \varepsilon_1 \quad (5.8)$$

$$Y_2(t) = \alpha_2 + \beta_{2,1}(X_1(t - \tau)) + \beta_{2,2}(X_2(t - \tau)) + \beta_{2,3}(X_3(t - \tau)) + \gamma_2(Y_2(t - \tau))_2 + \varepsilon_2 \quad (5.9)$$

$$Y_3(t) = \alpha_3 + \beta_{3,1}(X_1(t - \tau)) + \beta_{3,2}(X_2(t - \tau)) + \beta_{3,3}(X_3(t - \tau)) + \gamma_3(Y_3(t - \tau))_3 + \varepsilon_3 \quad (5.10)$$

Os coeficientes α , β e γ são os coeficientes de uma regressão linear. A TSM, que é uma covariável climática, é representada pelos termos $X_j(t - \tau)$, para cada uma das j ($j = 1, 2, 3$) componentes em um mês t e em um atraso τ . O $Y_j(t - \tau)$ e seu respectivo coeficiente γ representa o termo de persistência, ou seja, a parte da equação que relaciona o Y no tempo t com o Y em um tempo anterior $t - \tau$. Por fim, ε é o erro, que segue uma distribuição normal multivariada, com média zero e desvio padrão igual à covariância entre os erros. Esse erro precisa ter média zero, caso contrário haveria um viés (bias) na previsão.

O modelo usado para comparar (*benchmarking*), chamado de modelo auto-regressivo ou modelo de referência, é obtido retirando-se o campo da variável climática ($\beta = 0$) e utiliza-se apenas o termo de persistência para realizar as previsões. Deseja-se, portanto, verificar o ganho que o uso da informação climática agrega ao modelo.

Foi realizado uma validação cruzada com retirada de um ano. A técnica é executada retirando-se das Equações (5.8) a (5.10) as observações de Y e de X relativas ao primeiro ano dos dados e usando os dados restantes para estimar os parâmetros das Equações (5.8) a (5.10). Uma vez calibrado, o modelo é usado para calcular a previsão de Y para o primeiro ano. Em seguida, o método é repetido, retirando-se dessa vez os dados iniciais do segundo ano. Esse procedimento é repetido até o ano final dos dados. Essa metodologia é útil para avaliar o desempenho do modelo de previsão.

A etapa seguinte da previsão foi a verificação, visando determinar o quanto boas foram as previsões obtidas. O desempenho do modelo de previsão linear multivariado foi avaliado por meio de três métricas: correlação, raiz do erro médio quadrático (RMSE, *Root-Mean Squared Error*) e BSS (*Brier Skill Score*).

O coeficiente de correlação mede o grau de associação linear entre duas variáveis. Sendo os valores obtidos pelo modelo de previsão (y) e os valores observados (o), e s_y e s_o o respectivos desvios-padrões, o coeficiente de correlação (r_{yo}) pode ser calculado pela Equação (5.11) (Wilks, 2011). O coeficiente pode assumir valores de -1 a 1 e, quanto mais próximo desses extremos, melhor é o ajuste.

$$r_{yo} = \frac{Cov(y, o)}{s_y s_o} \quad (5.11)$$

O RMSE é a raiz quadrada do erro médio quadrático (MSE, *Mean Squared Error*), o qual calcula as diferenças individuais ao quadrado dos valores previstos (y_k) e dos valores observados (o_k) para cada um dos n pares de valores (Wilks, 2011). A formulação do RMSE é apresentada na Equação (5.12). Quanto mais próximo de zero é o valor do RMSE, melhor são as previsões feitas.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - o_k)^2} \quad (5.12)$$

Tem-se, ainda, o *Brier Score* (BS), definido pela Equação (5.13), em que y_k denota os valores previstos e o_k os valores observados, para cada um dos n pares de dados. A observação é 0 se o evento não ocorrer e igual a 1, caso ele ocorra (Wilks, 2011).

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - o_k)^2 \quad (5.13)$$

A métrica calculada neste trabalho, BSS, é calculada pela Equação (5.15), em que BS é a medida para os dados medidos pelo modelo de previsão e BS_{ref} (*Brier Score* para o modelo de referência) representa as previsões de referência (climatologia, modelo

autorregressivo), formadas pelas frequências relativas de referência. Para o cálculo do BS_{ref} foram consideradas as secas 20% mais extremas (com probabilidade acumulada de 20%) (Equação (5.14)). Quando o valor de BSS é positivo (BS menor que o BS_{ref}), tem-se que as previsões são melhores do que a climatologia (Wilks, 2011).

$$BS_{ref} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (0,20 - o_k)^2 + ((1 - 0,20) - o_k)^2 \quad (5.14)$$

$$BSS = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}} \quad (5.15)$$

6. RESULTADOS

6.1. PCA

As três primeiras componentes do SPI explicam 41,53%, 11,52% e 5,70% da variância dos dados, respectivamente. Em geral, componentes que explicam menos do que 10% da variabilidade dos dados estão associadas com fortes ruídos, o que pode dificultar a interpretação. Assim, as análises mostradas nos próximos itens focam apenas nas duas primeiras componentes, que juntas representam 52,94% da variância do SPI. As Figuras 6.1 a 6.3 mostram os padrões espaciais dos pesos (*loadings*) das três primeiras componentes principais do SPI sobre o Nordeste brasileiro.

Observa-se que os pesos associados à 1^a componente do SPI (Figura 6.1) apresentam apenas valores positivos, indicando um padrão homogêneo de seca em toda região, sendo uma espécie de média. Os valores apresentam uma maior magnitude ao longo de uma faixa central, indicando, portanto, a existência de condições mais secas nessa área.

Os pesos da 2^a componente (Figura 6.2) mostram um comportamento meridional do tipo dipolo, com valores positivos ao sul

e negativos ao norte, sugerindo que as condições ao sul são mais secas e ao norte são úmidas (ou próximas de neutras) e vice-versa, a depender do sinal da componente principal. Isso significa que, quando a componente for positiva, o valor do SPI será positivo (menos seco) ao sul e negativo (mais seco) ao norte, tendo-se o inverso quando a componente for negativa.

Já na 3^a componente (Figura 6.3), os pesos apresentam um padrão zonal, com valores positivos a leste e negativos a oeste. Assim, tem-se um padrão de secas mais intensas a leste e do que a oeste e vice-versa, a depender do sinal da componente principal. Quando o sinal da componente principal é positivo, as condições são mais secas a oeste e vice-versa.

É preciso destacar, entretanto, que as três componentes atuam simultaneamente. Assim, pode-se ter uma seca determinada pela primeira componente atingindo o Nordeste como um todo, mas mais intensa a norte do que a sul, por exemplo, pelo efeito modulador da segunda componente.

Figura 6.1: Padrões espaciais dos pesos da 1^a componente principal do SPI3

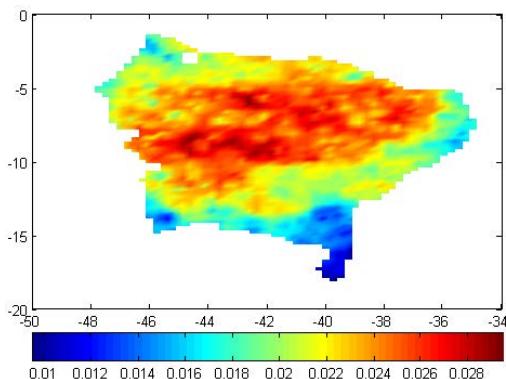


Figura 6.2: Padrões espaciais dos pesos da 2^a componente principal do SPI3

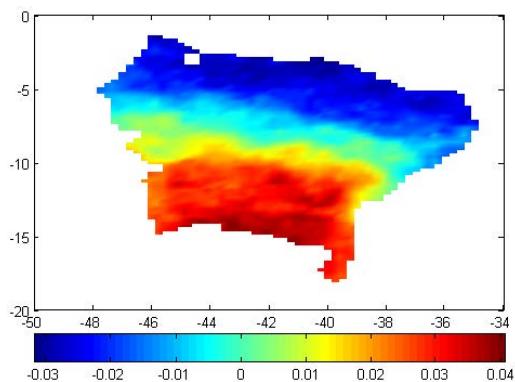
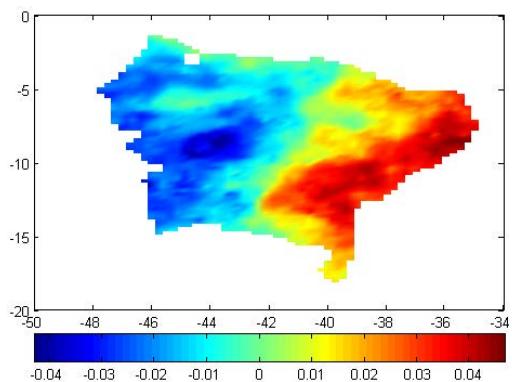


Figura 6.3: Padrões espaciais dos pesos da 3^a componente principal do SPI3



6.2. ANÁLISE DE EXTREMOS

Para a 1^a componente do SPI, foram detectados os valores 6,7% mais baixos, por ela representar um padrão homogêneo de secas no Nordeste. Já para a 2^a componente, em razão do comportamento dipolo (com as secas alternando-se entre o norte e o sul, a depender do sinal da componente), identificou-se os valores 6,7% menores (SPI - 2^a componente inferior, valores negativos) e maiores (SPI - 2^a componente superior, valores positivos). As Figuras 6.4 e 6.5 mostram as séries temporais das duas primeiras componentes do SPI, em que as linhas horizontais representam os percentis de 6,7%, os quais remontam a um classificação de secas severas ou extremas (vide Tabela 4.1).

Figura 6.4: Série temporal da 1^a componente do SPI3 (linhas vermelhas - percentis de 6,7%)

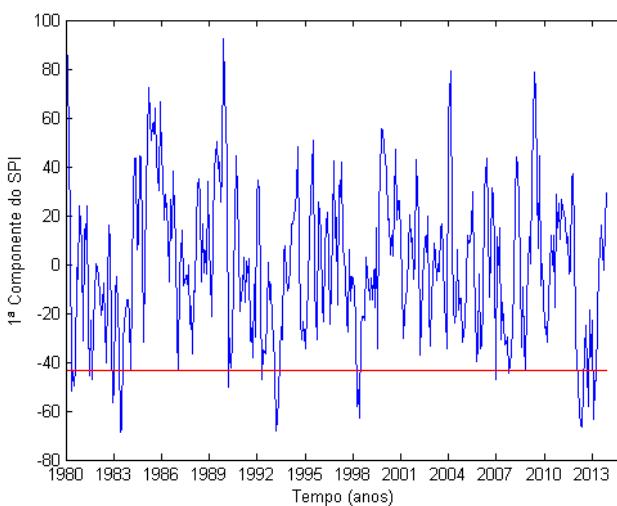
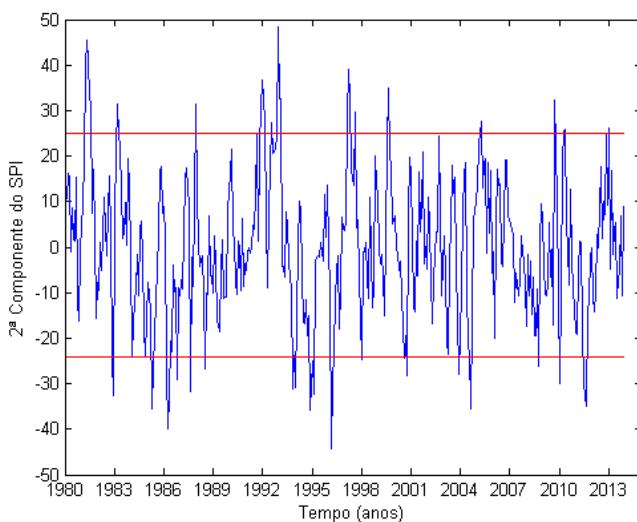


Figura 6.5: Série temporal da 2^a componente do SPI3 (linhas vermelhas – percentis de 6,7%)



As Figuras 6.6 a 6.8 mostram a porcentagem da área do Nordeste atingida nos extremos indicados por cada componente principal (27 eventos extremos cada). A título ilustrativo, as Figuras 6.9 a 6.12 mostram o comportamento espacial do SPI nos meses correspondentes às secas que atingiram as maiores áreas ao longo do período considerado. A seca de maior abrangência espacial foi a de março de 1993 (56,43%) (Figura 6.10), seguida pela de maio de 2012 (51,08%) (Figura 6.12) e pela de abril de 1993 (49,90%) (Figura 6.11). Para avaliar outro período de seca que ocupou uma área expressiva, de 40,18%, escolheu-se a de junho de 1983 (Figura 6.9), que foi o 6º evento de maior abrangência. Todos esses eventos foram sinalizados pela 1^a componente do SPI, observando-se, então, que os eventos de maior abrangência espacial foram os apontados por ela, em função de representar a maior parte da variabilidade dos dados.

Figura 6.6: Porcentagem da área do Nordeste atingida pelos eventos extremos de secas identificados pela 1^a componente do SPI3

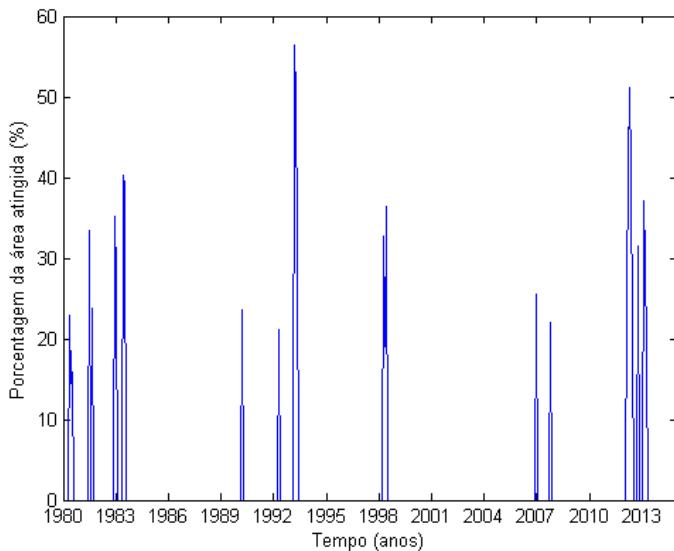


Figura 6.7: Porcentagem da área do Nordeste atingida pelos eventos extremos de secas identificados pela 2^a componente, parte inferior, do SPI3

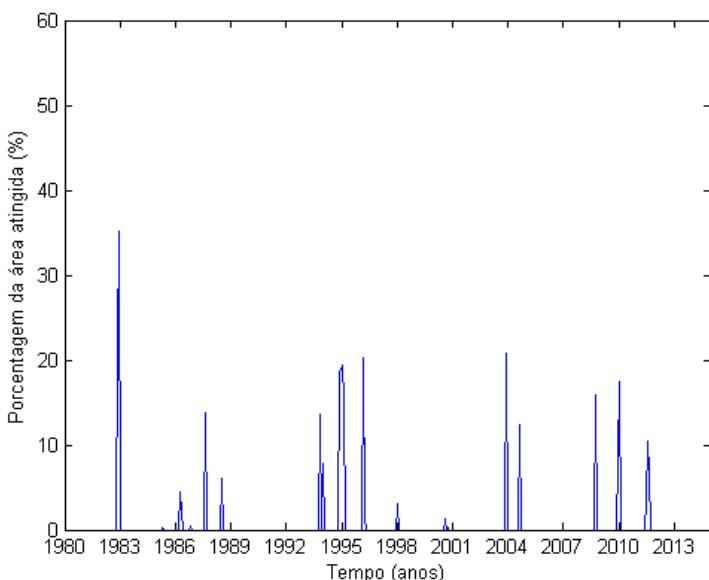
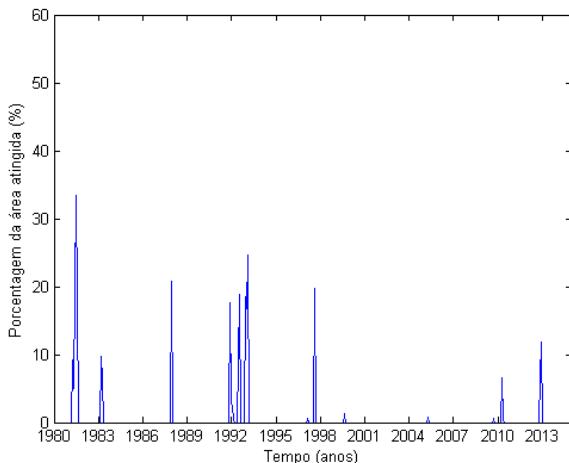


Figura 6.8: Porcentagem da área do Nordeste atingida pelos eventos extremos de secas identificados pela 2^a componente, parte superior, do SPI3



6.2.1. Eventos de maior abrangência espacial

O Nordeste sofreu uma seca plurianual entre os anos de 1979 e de 1983, que gerou vários impactos no (CGEE, 2012; Marengo *et al.*, 2016). As duas componentes do SPI detectaram secas extremas em alguns meses entre os anos de 1980 a 1983. Na 1^a componente, as secas corresponderam a um total de 9 meses dentre os 27 meses analisados, englobando todos os quatro anos. A seca de junho de 1983, detalhada na Figura 6.9, atingiu cerca de 40,18% da região nordestina, especialmente o estado do Piauí, com valores extremos de SPI (cerca de -4). Brito *et al.* (2018) também encontraram uma maior severidade na parte central do semiárido do Nordeste durante o evento de 1982-1983. O mês seguinte, julho/1983, ainda apresentou uma grande área (38,95%) de seca severa ou extrema. A 2^a componente - inferior, e que atinge mais severamente a região sul do Nordeste (vide sinais dos pesos, Figura 6.2), sinalizou apenas 2 meses no ano de 1982, mas que corresponderam às maiores áreas

(21,76% e 35,12%) atingidas de todos os eventos identificados pela componente. Já a 2^a componente - superior, detectou 5 meses do ano de 1981 como extremos, sendo que julho de 1981 foi o que apresentou a maior área identificada pela componente (33,35%).

O período de 1990 a 1995 foi de uma seca longa, mais intensa em 1992-1993. A 1^a componente sinalizou meses dos anos de 1990, 1992 e 1993 como extremos, sendo que março e abril de 1993 foram, respectivamente, os eventos com a maior e a terceira maior abrangência espacial dos 27 considerados, tendo sido detalhados nas Figuras 6.10 e 6.11. A 2^a componente, especialmente parte superior, indicou alguns meses dessa seca, com áreas expressivas em 1992 e 1993 (como 18,86% em julho/1992 e 24,66% em fevereiro/1993), no norte do Nordeste.

A seca de março de 1993 (Figura 6.10) apresentou valores de SPI em torno de -2, indicando uma seca de menor magnitude do que a seca de junho de 1983, mas com uma maior abrangência espacial, afetando maior número de estados. A seca de abril de 1993 (Figura 6.11) apresentou comportamento semelhante, mas com uma menor área atingida. Observa-se um predomínio de condições mais severas na parte central e leste, estando de acordo com os resultados encontrados por Brito *et al.* (2018).

A seca de 1998 espalhou-se por vários estados, sendo considerada a segunda seca mais severa do período de análise (Marengo *et al.*, 2016). A 1^a componente detectou os meses de abril a junho como de seca severa ou extrema, período correspondente a uma área afetada de mais de 32% nos dois primeiros meses.

As secas de 2005 e de 2007, citadas em Marengo *et al.* (2016), foram identificadas pela 2^a componente, parte superior, e pela primeira componente, respectivamente. A seca de 2010 apresentou poucos impactos, tendo sido localizada principalmente no Ceará (CGEE, 2012). Ela foi detectada apenas pela 2^a componente e não

representou uma grande área (17,49%, 6,53% e 0,44% para janeiro, abril e maio, respectivamente).

A seca do Nordeste que começou em 2012-2013 e persistiu até 2018 foi considerada a mais severa das últimas décadas e afetou, nos anos iniciais, cerca de 38% da população da região (Marengo e Bernasconi, 2015). Dos 27 eventos apontados pela primeira componente, 8 correspondem a essa seca, com 5 meses do ano de 2012 e 3 meses de 2013, o que mostra a capacidade do índice SPI em detectar essa seca. O mês de maio de 2012 apresentou a segunda maior porcentagem (51,08%) de área do Nordeste atingida por uma seca severa/extrema (Figura 6.12). A 2^a componente, parte superior (secas no norte do Nordeste), também sinalizou 2 meses da seca: novembro de 2012 (6,68%) e janeiro de 2013 (11,79%).

A seca de maio de 2012 (Figura 6.12) apresenta-se bem espalhada em todos os estados da região, fato coerente com o encontrado por Brito *et al.* (2018). Os valores do SPI apresentaram magnitude semelhante às das secas de 1993. Nota-se que o Ceará foi um dos estados atingidos, fato que também foi citado em Banco Mundial (2015) e em Brito *et al.* (2018). CGEE (2012) trouxe o dado de que as secas seriam mais comuns no Estado no Ceará e de que todas as secas do período estudado não ficaram restritas a apenas um estado, afirmativas que foram corroboradas nesta análise.

Das secas reportadas pela literatura (Marengo *et al.*, 2016; Banco Mundial, 2015; CGEE, 2012) como as principais ao longo do período de análise (1980 a 2013), apenas a seca de 2001-2002 não foi identificada pelo SPI. Por outro lado, a segunda componente do índice SPI identificou meses de seca severa/extrema nos anos de 1994-1996, 1999, 2008 e 2009, que não são reportados na literatura.

Figura 6.9: Abrangência espacial do SPI3 na seca de junho/1983 (40,18% da área atingida)

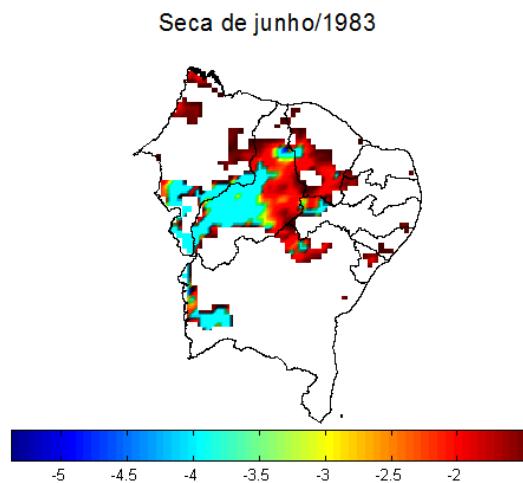


Figura 6.10: Abrangência espacial do SPI3 na seca de março/1993 (56,43% da área atingida)

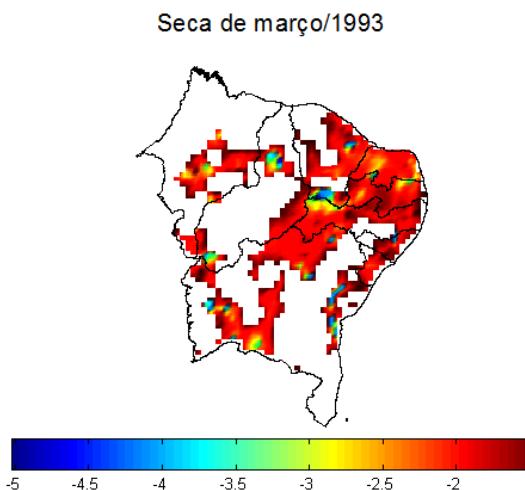


Figura 6.11: Abrangência espacial do SPI3 na seca de abril/1993 (49,90% da área atingida)

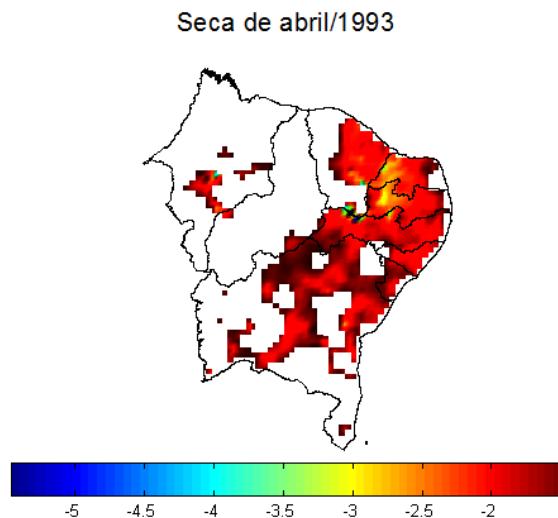
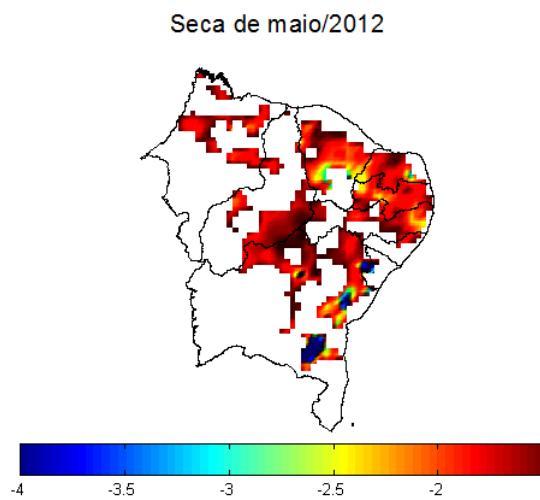


Figura 6.12: Abrangência espacial do SPI3 na seca de maio/2012 (51,08% da área atingida)



6.3. ANÁLISE COMPÓSITO

As Figuras 6.13, 6.15 e 6.17 mostram o resultado da análise compósito para a precipitação sobre o Nordeste em relação aos eventos extremos sinalizados pelas duas primeiras componentes do SPI (1^a componente, 2^a componente - parte inferior e 2^a componente - parte superior, respectivamente). Já as Figuras 6.14, 6.16 e 6.18 mostram a mesma análise para a variável temperatura.

Para a 1^a componente (Figura 6.13), observa-se um comportamento homogêneo, com anomalias predominantemente negativas de precipitação (déficit de precipitação) em praticamente todo o Nordeste, o que está coerente com os padrões espaciais dos pesos da primeira componente do SPI (Figura 6.1), que apresenta uma seca homogênea sobre todo o Nordeste. Espera-se que uma seca coincida com precipitação abaixo da média.

Olhando para a análise compósito feita com a temperatura (Figura 6.14), nota-se um predomínio de anomalias positivas de temperatura por toda a região, o que também é coerente com os padrões espaciais dos pesos (Figura 6.1) e com o descrito pela literatura (Mishra e Singh, 2010; Marengo et al., 2013; Marengo e Bernasconi, 2015), que associa temperaturas mais altas com a ocorrência de secas. As anomalias mais altas estão concentradas na parte central, coincidindo com a região semiárida do Nordeste, o que era esperado (CGEE, 2012). As faixas de anomalias negativas de temperatura coincidem com as de anomalias positivas de precipitação.

Figura 6.13: Anomalias de precipitação nos extremos da 1^a componente do SPI3

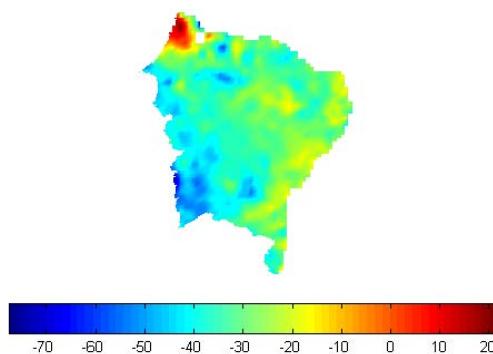
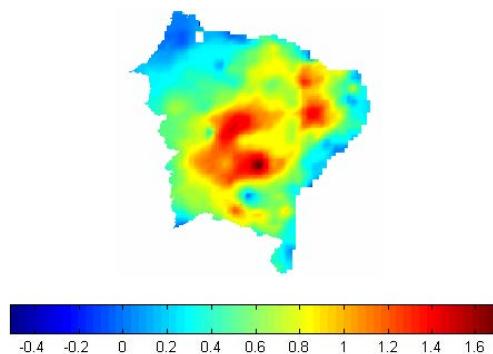


Figura 6.14: Anomalias de temperatura nos extremos da 1^a componente do SPI3



Para a 2^a componente principal, parte inferior, observa-se um comportamento do tipo dipolo, com precipitação abaixo da média (anomalias negativas) (Figura 6.15) e temperaturas mais altas (anomalias positivas) (Figura 6.16) ao sul e precipitação acima da média e temperaturas mais baixas ao norte, indicando condições mais secas ao sul do que ao norte. Na análise de extremos, a 2^a componente principal, parte inferior, corresponde aos valores mais

negativos da componente. Como os pesos para a 2^a componente (Figura 6.2) são negativos ao norte e positivos ao sul, a parte inferior da componente corresponde a secas no sul do Nordeste, o que está coerente com os resultados da análise compósito.

Figura 6.15: Anomalias de precipitação nos extremos da 2^a componente, parte inferior, do SPI3

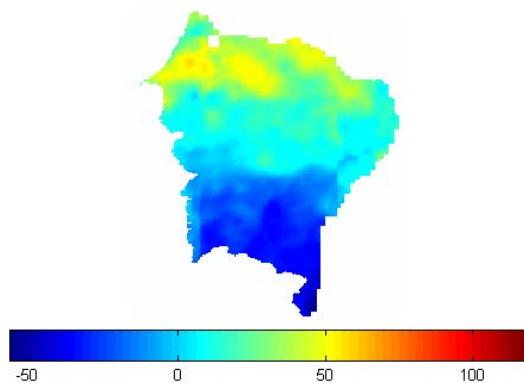
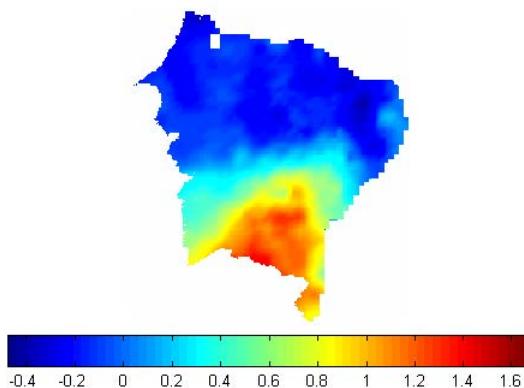


Figura 6.16: Anomalias de temperatura nos extremos da 2^a componente, parte inferior, do SPI3



Na análise compósito da 2^a componente, parte superior, o padrão dipolo está invertido: precipitação abaixo da média (Figura 6.17) e temperaturas mais altas (Figura 6.18) no norte. Os valores extremos mais altos correspondem aos valores positivos da componente e, como os pesos são negativos ao norte (Figura 6.2), eles representam secas ao norte, estando coerente com as anomalias de precipitação e de temperatura.

Figura 6.17: Anomalias de precipitação nos extremos da 2^a componente, parte superior, do SPI3

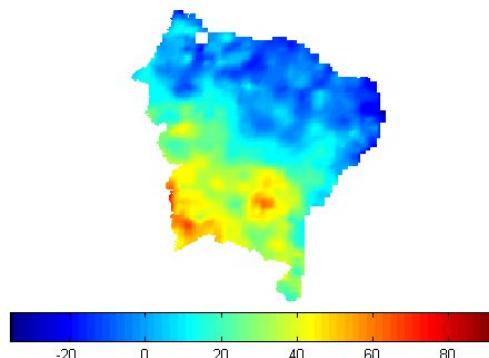
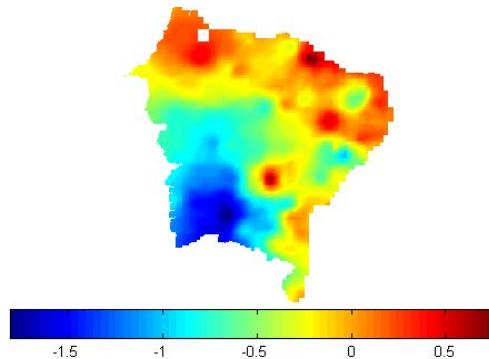


Figura 6.18: Anomalias de temperatura nos extremos da 2^a componente, parte superior, do SPI3



6.4. INFLUÊNCIA DE INDICADORES CLIMÁTICOS

As Figuras 6.19 a 6.22 mostram as correlações cruzadas entre os índices Dipolo (Figuras 6.19 e 6.20) e NINO3.4 (Figuras 6.21 e 6.22), respectivamente, e as duas primeiras componentes do SPI. As componentes principais do SPI estão adiantadas e as linhas pretas pontilhadas mostram as faixas a partir das quais as correlações são consideradas estatisticamente significantes ao nível de significância $\alpha = 5\%$. A maior parte dos valores de correlação encontra-se na faixa de significância estatística.

A Figura 6.19 apresenta todos os valores de correlação negativos, sugerindo que valores positivos do dipolo (Atlântico Norte Tropical mais quente do que o Atlântico Sul Tropical) estão associados com valores negativos da 1^a componente do SPI, ou seja, com as secas (como os pesos associados à componente são positivos, valores negativos dela levam a números também negativos do índice de seca, vide Figura 6.1). Esse padrão de TSM provoca o deslocamento da ZCIT para o norte, reduzindo a precipitação sobre o Nordeste, como indicado na literatura (Hastenrath e Heller, 1977; Hastenrath *et al.*, 1984; Moura e Shukla, 1981; Hastenrath, 1990; Rao *et al.*, 1993; Huang *et al.*, 2005; CGEE, 2012). O pico de correlação acontece no atraso $\tau = 4$ meses, sugerindo tal período para a organização entre o aquecimento da TSM, efeito na posição da ZCIT e os impactos na seca representada pelo índice SPI.

Já na 2^a componente (Figura 6.20), os valores positivos da correlação indicam sinais iguais entre o índice climático e o índice de seca. Quando o Dipolo é positivo, a 2^a componente do SPI também é e, como os pesos são negativos na parte norte (Figura 6.2), tem-se secas ao norte. Nessa componente, o efeito é mais rápido, com o pico ocorrendo com um mês de atraso ($\tau = 1$), sugerindo um impacto espacial de rápido efeito, que se inicia na região norte do Nordeste

e que se propaga em direção a porção sul da região à medida que o tempo avança.

O efeito do índice NINO3.4 (Figuras 6.19 e 6.20) assemelha-se ao observado para o dipolo (Figuras 6.21 e 6.22), apresentando os mesmos padrões de sinais e relações com as secas na região de estudo, estando de acordo com o descrito na literatura (Rao *et al.*, 1993; Curtis, 2008; CGEE, 2012; Marengo *et al.*, 2016), em que valores positivos do índice são associados ao fenômeno *El Niño* e à ocorrência de secas no Nordeste do Brasil, com início na parte norte da região. O pico de correlação da 1^a componente ocorreu no mesmo atraso que o Dipolo ($\tau = 4$), mas, na 2^a, aconteceu em $\tau = 5$, indicando que, para esse índice, o efeito da segunda componente é mais lento.

Ao olhar para os sinais dos índices climáticos nos cinco meses que antecederam as quatro maiores secas detalhadas no item 6.2.1, observa-se um predomínio de valores positivos do NINO3.4 (ocorrência do *El Niño*). Apenas a seca de maio de 2012 mostrou valores negativos desse índice. Com relação ao dipolo do Atlântico, observa-se que um número grande de valores negativos do índice climático, principalmente nas secas de março/93 e de abril/93. Isso indica que a seca do ano em questão deve ter sido mais influenciada pelo fenômeno do *El Niño* do que pelo Dipolo, fato que já havia sido observado por Marengo *et al.* (2016).

Figura 6.19: Correlação cruzada entre o Dipolo e a 1^a componente principal do SPI3, em que as linhas pretas tracejadas mostram as faixas a partir das quais as correlações são significantes ($\alpha = 5\%$)

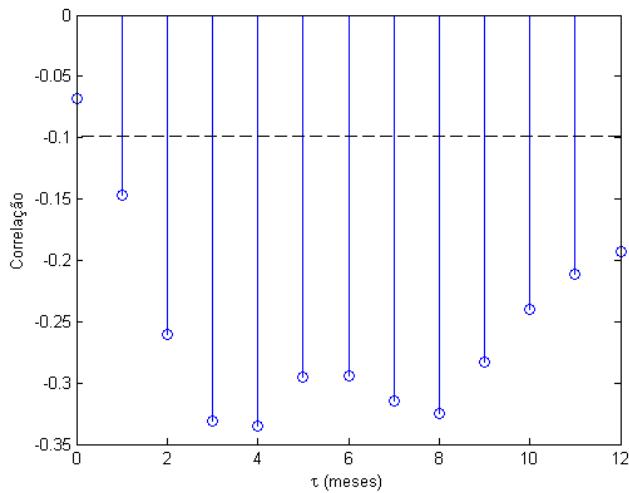


Figura 6.20: Correlação cruzada entre o Dipolo e a 2^a componente principal do SPI3, em que as linhas pretas tracejadas mostram as faixas a partir das quais as correlações são significantes ($\alpha = 5\%$)

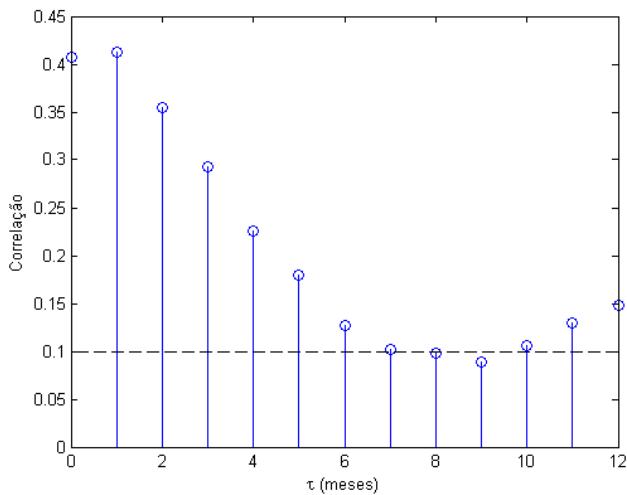


Figura 6.21: Correlação cruzada entre o NINO3.4 e a 1^a componente principal do SPI3, em que as linhas pretas tracejadas mostram as faixas a partir das quais as correlações são significantes ($\alpha = 5\%$)

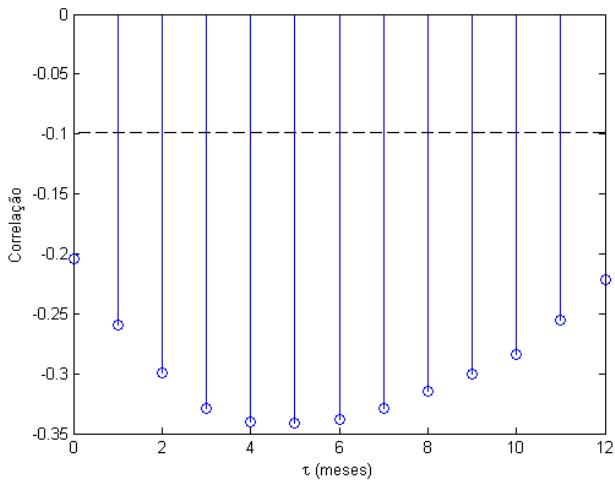
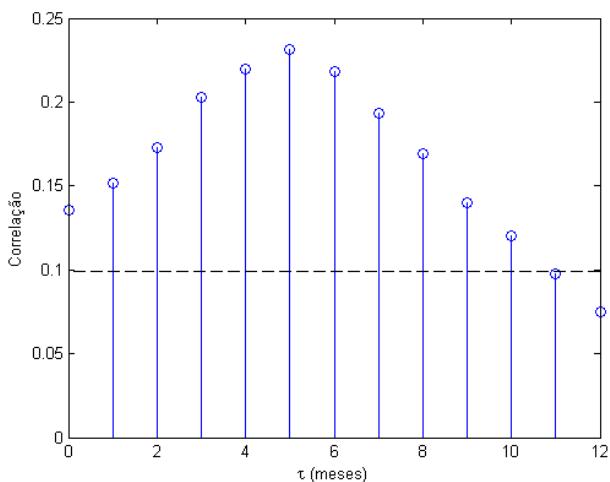


Figura 6.22: Correlação cruzada entre o NINO3.4 e a 2^a componente principal do SPI3, em que as linhas pretas tracejadas mostram as faixas a partir das quais as correlações são significantes ($\alpha = 5\%$)



6.5. CORRELAÇÕES ENTRE AS COMPONENTES PRINCIPAIS DO SPI E A TSM

Esta análise consistiu em uma avaliação inicial da relação entre o SPI e a TSM, para fornecer as informações necessária para a construção do modelo de previsão. As Figuras 6.23 a 6.25 mostram as correlações entre a TSM mensal e as três primeiras componentes do SPI, respectivamente. A 1^a componente principal (Figura 6.23) apresenta correlações negativas com a região do ENSO (Oceano Pacífico Equatorial). Como todos os pesos relacionados à componente são positivos (Figura 6.1), valores negativos do SPI representam secas. Isso indica que temperaturas acima do normal nessa região do Oceano Pacífico, o que caracteriza o *El Niño*, estão associadas à ocorrência de secas, o que está coerente com o trabalho de outros autores (Rao *et al.*, 1993; Curtis, 2008; CGEE, 2012; Marengo *et al.*, 2016) e com os resultados da análise de correlação cruzada (item 6.4), que mostraram a associação entre a ocorrência do *El Niño* e de alguns eventos de seca. Observa-se, ainda, a presença de correlações positivas no Atlântico Sul Equatorial. Isso indica que, quando o oceano está mais quente, o SPI está positivo e ocorrem chuvas no Nordeste (ou, pelo menos, uma atenuação na magnitude das secas), o que faz sentido, já que uma TSM maior estaria associada a uma maior evaporação e, consequentemente, a uma maior quantidade de vapor d'água disponível (Rao *et al.*, 1993; Moura e Shukla, 1981).

Na 2^a componente principal (Figura 6.24), pode-se observar a presença de correlações de sinais opostos na área do dipolo do Atlântico. Ressalta-se que, na 2^a componente, tem-se pesos negativos ao norte e positivos ao sul do Nordeste (Figura 6.2). A TSM do Atlântico Sul apresentou valores de correlação negativos. Então, no norte do Nordeste, como os pesos são negativos, a relação da temperatura com o SPI é positiva, o que significa que, quando a TSM é maior, o SPI é positivo e tem-se chuvas na região, mostrando

um comportamento semelhante ao da primeira componente. Já no sul do Nordeste, que possui pesos positivos, como a correlação é negativa, a relação é negativa. Então, quando a temperatura do Atlântico Sul é maior, o SPI é negativo e observam-se secas na parte sul da região.

A influência do Atlântico Norte, por ter apresentado correlações positivas, é inversa. No norte do Nordeste, com pesos negativos e correlação positiva, a relação é negativa, ou seja, um aumento da TSM do gera um SPI negativo e, portanto, secas na parte norte, o que é coerente com a literatura (Hastenrath e Heller, 1977; Hastenrath *et al.*, 1984; Moura e Shukla, 1981; Hastenrath, 1990; Rao *et al.*, 1993; Huang *et al.*, 2005; CGEE, 2012). De acordo os autores, quando o Atlântico Norte está mais quente, ocorre um deslocamento para o norte da ZCIT, reduzindo as chuvas sobre o Nordeste. Já na parte sul, os pesos são positivos e, com a correlação positiva, a relação também é positiva, indicando que um aumento da TSM corresponde a uma SPI positivo e, consequentemente, a chuvas no sul do Nordeste.

Ainda na 2^a componente, é possível observar correlações positivas no Oceano Pacífico, havendo uma relação na região do índice NINO1+2 entre 0-10°S e 90°W-80°W. Na terceira componente (Figura 6.25), as correlações nas regiões do ENSO e do dipolo não são mais significantes.

Figura 6.23: Correlações entre a TSM e a primeira componente principal do SPI3

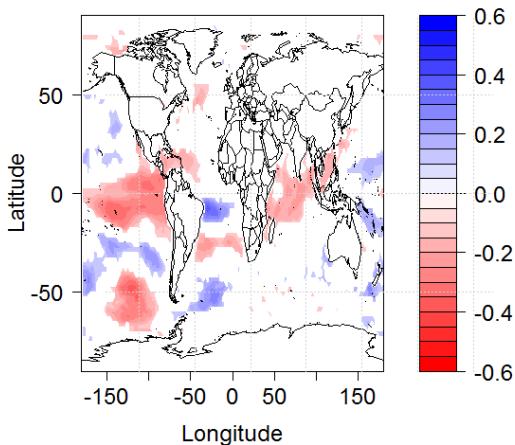


Figura 6.24: Correlações entre a TSM e a segunda componente principal do SPI3

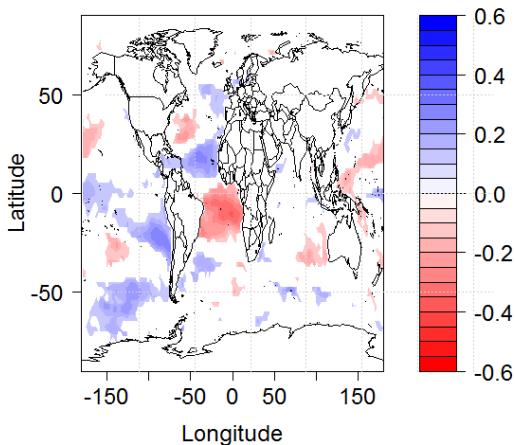
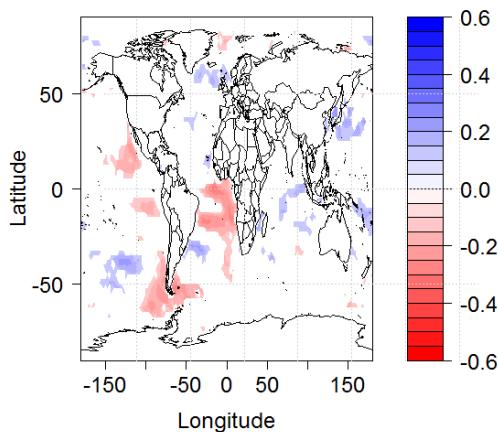


Figura 6.25: Correlações entre a TSM e a terceira componente principal do SPI3



6.6. SCCA

Esta seção mostra os resultados da SCCA para diferentes valores de *penaltyx* nos atrasos iguais a 0 e a 3 meses. O objetivo foi o de escolher o valor mais adequado de penalidade a ser usado no modelo de previsão (item 6.7).

6.6.1. Atraso de 0 meses

Estudou-se primeiramente o atraso de 0 meses, que mostra a variação dentro de um mês, revelando mais a persistência da TSM, que demora para se alterar (variável de resposta lenta), do que o efeito em si. As Figuras 6.26 a 6.28 e 6.29 a 6.31 mostram os vetores (ou coeficientes) canônicos a_1 e a_2 , respectivamente, para três diferentes valores de *penaltyx*: 0,2 (Figuras 6.26 e 6.29), 0,3 (Figuras 6.27 e 6.30) e 0,4 (Figuras 6.28 e 6.31). Trata-se dos coeficientes canônicos associados, respectivamente, com a 1^a e com a 2^a componente do SPI. O coeficiente de correlação de Pearson ρ das variáveis canônicas $a_1 X$ e $a_2 X$ com a 1^a e a 2^a componente principal

do SPI, respectivamente, é indicado acima de cada figura. O penalty_y é mantido constante e igual a 0,3, por ser esse o valor que garante que a matriz B seja ortogonal (Lima e AghaKouchak, 2017).

À medida que o valor de penalty_x aumenta, menos penalização ocorre, o número de coeficientes diferentes de zero aumenta e os padrões espaciais de correlação das Figuras 6.26 a 6.28 e 6.29 a 6.31 vão ficando mais parecido com os das Figuras 6.23 e 6.24, respectivamente. Ou seja, quanto menor a penalização, as correlações são mais próximas daquelas obtidas usando as matrizes cheias (completas), ou seja, a técnica SCCA vai se aproximando da CCA tradicional.

Olhando para as correlações de Pearson ρ obtidas, nota-se um aumento muito pequeno entre elas com o aumento da penalty_x . Observa-se ainda que a correlação é maior com a segunda componente do que com a primeira, o que, embora não esperado, possa indicar que a segunda componente principal está mais relacionada com a TSM do que a primeira componente.

Figura 6.26: Coeficiente canônico a_1 para valores de $\text{penalty}_x = 0,2$ (atraso de 0 meses)

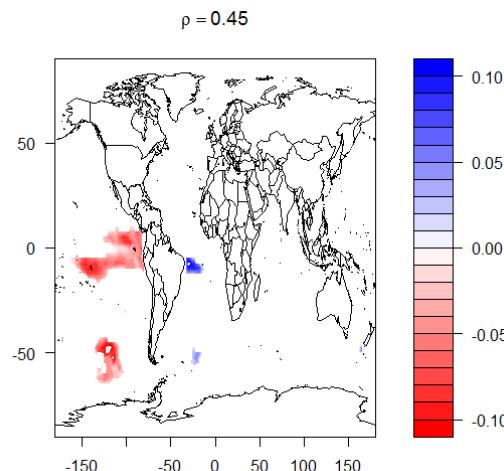


Figura 6.27: Coeficiente canônico a1 para valores de penaltyx = 0,3
(atraso de 0 meses)

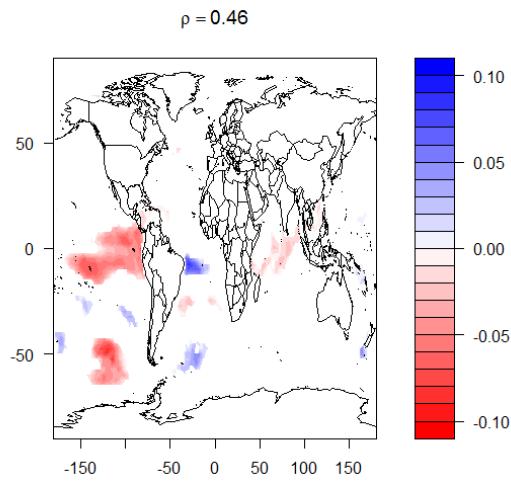


Figura 6.28: Coeficiente canônico a1 para valores de penaltyx = 0,4
(atraso de 0 meses)

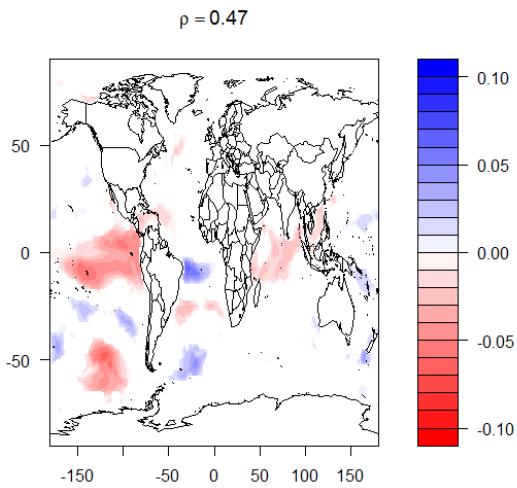


Figura 6.29: Coeficiente canônico a2 para valores de penaltyx = 0,2
(atraso de 0 meses)

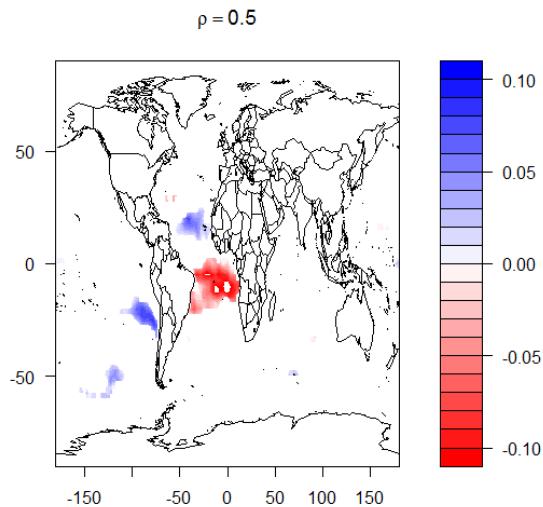


Figura 6.30: Coeficiente canônico a2 para valores de penaltyx = 0,3
(atraso de 0 meses)

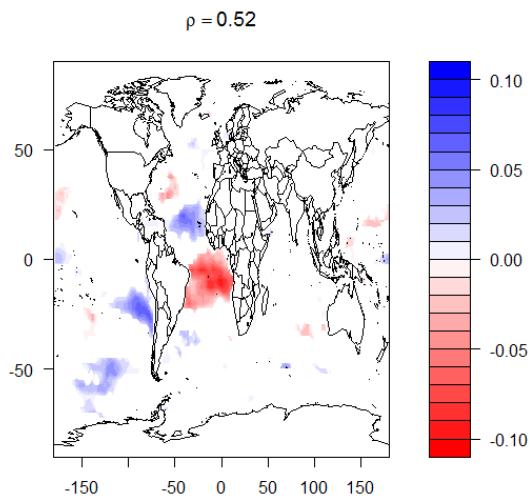
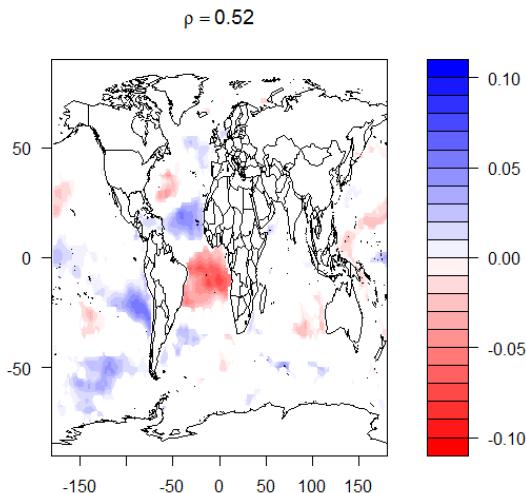


Figura 6.31: Coeficiente canônico a_2 para valores de penaltyx = 0,4
(atraso de 0 meses)



6.6.2. Atraso de 3 meses

Para o atraso de 3 meses, as Figuras 6.32 a 6.34 e 6.35 a 6.37 mostram os coeficientes canônicos a_1 e a_2 , respectivamente, para valores de penaltyx de 0,2 (Figuras 6.32 e 6.35), 0,3 (Figuras 6.33 e 6.36) e 0,4 (Figuras 6.34 e 6.37). O penaltyy é mantido constante, com o valor de 0,3, pela razão explicada anteriormente (no atraso de 0 meses).

Para a 1^a componente, observa-se que a correlação é maior no atraso de 3 meses do que no atraso de 0 meses, o que faz sentido, já que pode ser o tempo necessário para a TSM ter efeito nas condições de secas dessa componente. Na 2^a componente, entretanto, a correlação no atraso de 3 meses é inferior à do atraso nulo, pois a componente está captando o efeito da TSM mais rápido. Observando-se as correlações para as diferentes penalizações, não é possível notar algum padrão.

Observa-se que, no atraso de 0 meses, para a $\text{penalty}_x = 0,2$, as principais correlações das Figuras 6.23 e 6.24, correspondentes à área do ENSO e da temperatura no Atlântico Sul na 1^a componente e do dipolo do Atlântico na segunda, respectivamente, estão presentes, tendo havido a remoção das correlações associadas com ruídos. No atraso de 3 meses, a $\text{penalty}_x = 0,2$ mostra o mesmo padrão para a 1^a componente. Na 2^a componente, mesmo na $\text{penalty}_x = 0,4$, não foi possível observar o dipolo, aparecendo apenas a correlação no Atlântico Sul. Isso é uma evidência de que a TSM no Atlântico Sul contribui mais para a ocorrência de secas do que a do Atlântico Norte, então, a $\text{penalty}_x = 0,2$ é ainda a mais adequada. É interessante usar o menor valor possível de penalty_x , já que, quanto maior a penalização, menor é a quantidade de pontos usada no modelo de previsão, contribuindo para a robustez dos estimadores e para a interpretação dos resultados. A penalidade de 0,2, portanto, foi escolhida para ser usada no modelo de previsão (item 6.7).

Figura 6.32: Coeficiente canônico α_1 para valores de $\text{penalty}_x = 0,2$ (atraso de 3 meses)

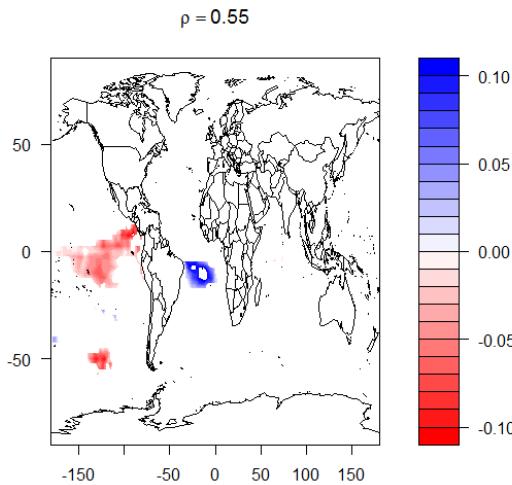


Figura 6.33: Coeficiente canônico a_1 para valores de penalty $x = 0,3$
(atraso de 3 meses)

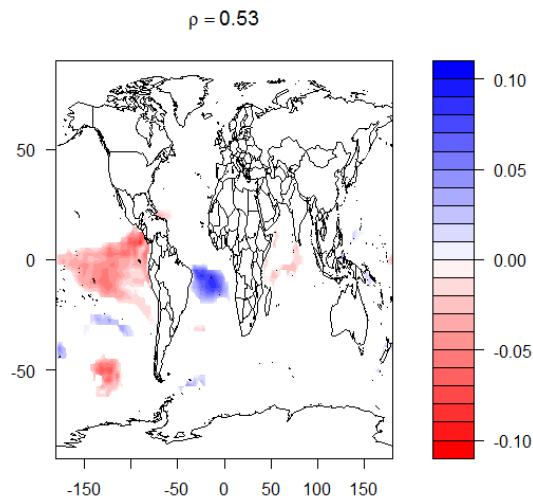


Figura 6.34: Coeficiente canônico a_1 para valores de penalty $x = 0,4$
(atraso de 3 meses)

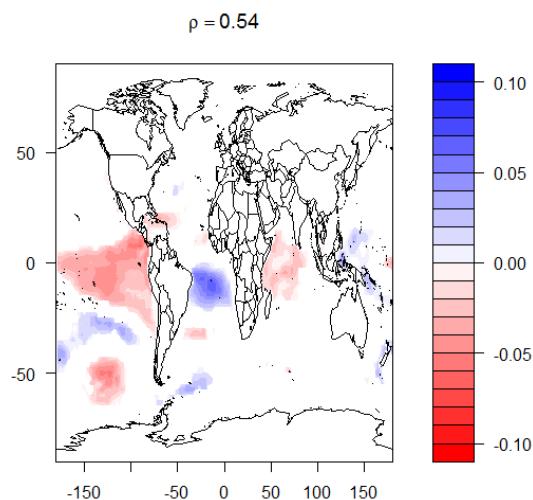


Figura 6.35: Coeficiente canônico a2 para valores de penaltyx = 0,2
(atraso de 3 meses)

$$\rho = 0.44$$

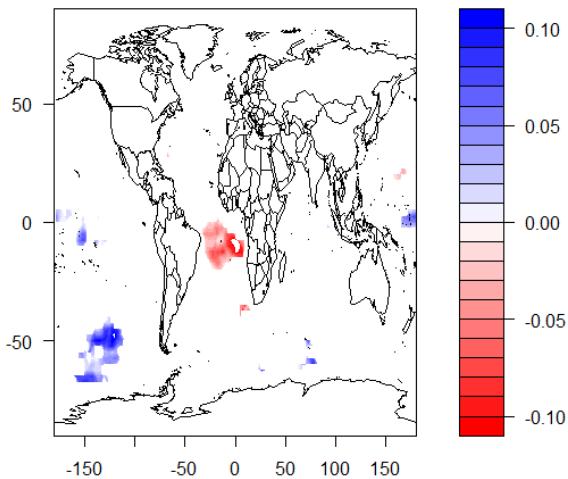


Figura 6.36: Coeficiente canônico a2 para valores de penaltyx = 0,3
(atraso de 3 meses)

$$\rho = 0.43$$

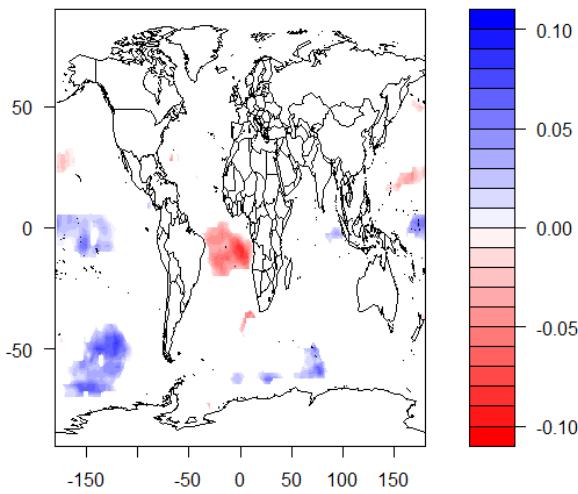
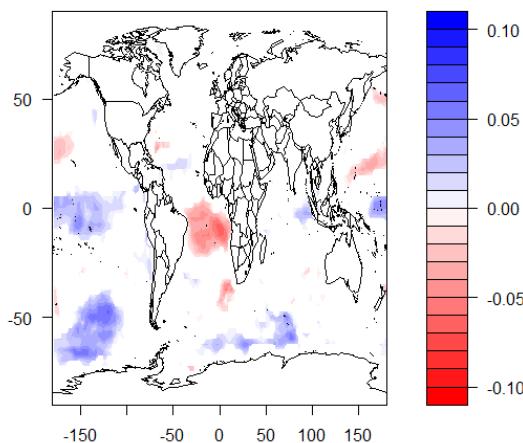


Figura 6.37: Coeficiente canônico a_2 para valores de $\text{penalty}_x = 0,4$ (atraso de 3 meses)

$$\rho = 0.43$$



6.7. PREVISÃO DE SECAS

As Figuras 6.38, 6.39, 6.40 e 6.41 mostram as previsões para os tempos de previsão de 1, 2, 4 e 6 meses, respectivamente, usando a penalidade $\text{penalty}_x = 0,2$. Nota-se que a maior parte dos valores se encontra dentro dos limites do intervalo de previsão.

Observa-se que a série prevista com um mês de antecedência segue a mesma tendência geral dos valores observados, mas sem atingir os picos das séries originais, subestimando os valores mais extremos do SPI. Com o aumento do tempo de atraso, constata-se uma redução na qualidade da previsão. Para 2 meses de antecedência a forma é semelhante, mas mais distante dos valores de picos. A seca de 1998 foi detectada com um pico deslocado para o ano anterior. Em 4 meses de antecedência, a distância entre os picos previstos e observados é maior. Nos períodos de 2007-2008 e de 2012-2013, a série prevista não conseguiu captar a queda do SPI.

para valores negativos, indicativos de secas. O mesmo se observa para 6 meses de antecedência, em que os picos estão ainda mais distantes do observado.

Figura 6.38: SPI previsto pelo modelo completo (linhas azuis) e SPI observado (linhas pretas) para o tempo de previsão de 1 mês. A hachura cinza mostra o intervalo de previsão de 95%

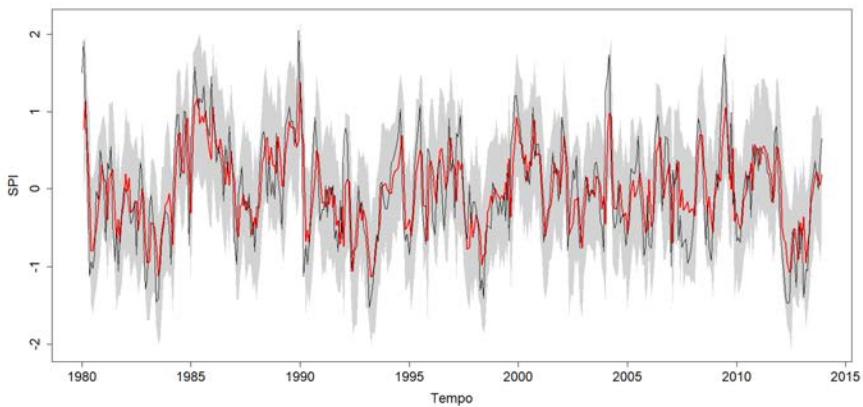


Figura 6.39: SPI previsto pelo modelo completo (linhas azuis) e SPI observado (linhas pretas) para o tempo de previsão de 2 meses. A hachura cinza mostra o intervalo de previsão de 95%

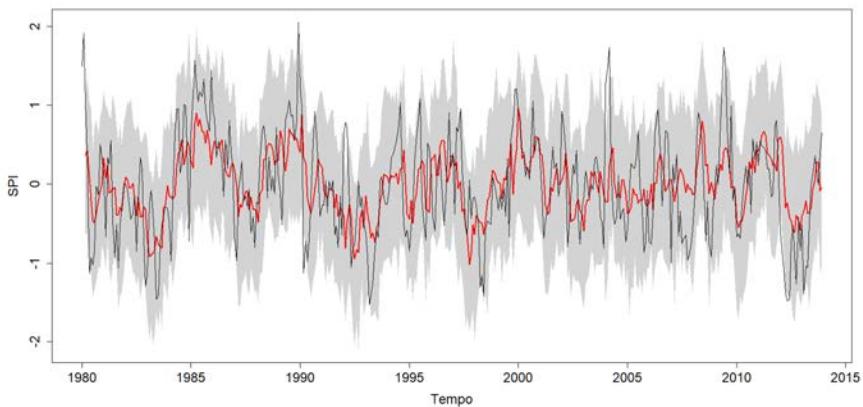


Figura 6.40: SPI previsto pelo modelo completo (linhas azuis) e SPI observado (linhas pretas) para o tempo de previsão de 4 meses. A hachura cinza mostra o intervalo de previsão de 95%

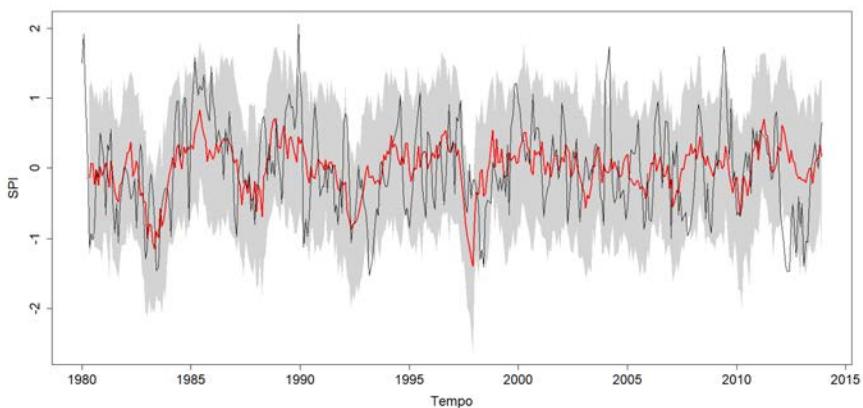
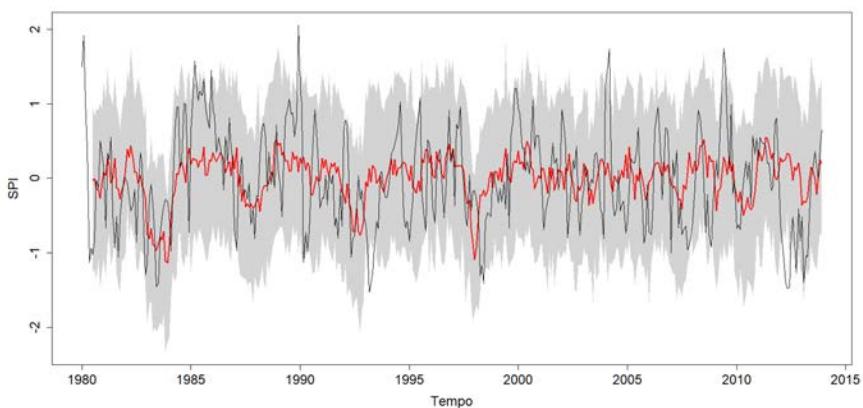


Figura 6.41: SPI previsto pelo modelo completo (linhas azuis) e SPI observado (linhas pretas) para o tempo de previsão de 6 meses. A hachura cinza mostra o intervalo de previsão de 95%



As Figuras 6.42 e 6.43 mostram o desempenho do coeficiente de correlação e do RMSE, respectivamente, para os tempos de previsão de 1 a 6 meses. O comportamento das duas métricas ocorreu como esperado, ou seja, o coeficiente de correlação diminuiu e o RMSE

cresceu com o aumento do tempo de previsão, com exceção da 2^a componente, modelo completo, que apresentou um acréscimo de correlação do tempo de previsão de 3 para o de 4 meses.

Para o coeficiente de correlação, os maiores valores, de 0,7349 e de 0,7301, foram obtidos para a 1^a componente do SPI e para o SPI médio, modelo completo, respectivamente, no atraso de 1 mês, caindo para 0,2894 e para 0,2777 no atraso de 6 meses. As correlações para os respectivos modelos autorregressivos (da 1^a componente e do SPI médio) são as próximas em ordem decrescente, com valores máximos de 0,7203 e de 0,7166. O fato de o modelo completo mostrar correlações maiores do que o autorregressivo indica que a presença da informação climática melhora o desempenho das previsões, especialmente para tempos de atraso a partir de 2 meses. Para os dois modelos, as correlações possuem uma queda menos acentuada após o tempo de previsão de 3 meses. Assim, observa-se que a 1^a componente do SPI e o SPI médio apresentam comportamentos semelhantes, o que era esperado, já que essa componente apresenta a maior parte da variabilidade do sistema.

Ainda sobre o coeficiente de correlação, a 2^a componente apresenta-se com valores inferiores à 1^a em todos os tempos de previsão, havendo uma queda mais acentuada, já que atinge correlações próximas a 0 no tempo de previsão de 6 meses. Os modelos completo e autorregressivo apresentam resultados semelhantes em todos os tempos de previsão, com o pico em aproximadamente 0,67 no tempo de previsão de 1 mês, indicando que a covariável climática não influencia no desempenho da previsão para essa componente. A 3^a componente (linhas azuis) apresenta, inicialmente, um desempenho inferior ao da 2^a e o modelo autorregressivo mostra-se ligeiramente melhor, mas, a partir do atraso de 3 meses, as correlações tornam-se mais altas do que para a 2^a componente e o modelo completo passa a apresentar um desempenho superior.

ao autorregressivo. Ou seja, para essa componente, a informação climática parece acrescentar ao modelo.

Quanto ao desempenho do RMSE, não se observa distinção entre o modelo completo e o autorregressivo para o SPI médio, estando todos os valores próximos a zero. Na 1^a componente, o modelo completo apresentou um RMSE menor do que o autorregressivo, corroborando o que foi observado pelo coeficiente de correlação: o acréscimo da informação climática melhora o desempenho das previsões dessa componente. Para a 2^a e a 3^a componente, a diferença entre os dois modelos é menor, com o autorregressivo ligeiramente melhor (RMSE menor), confirmando que a covariável climática não contribui para as previsões. Apenas para o tempo de previsão maior do que 3 meses, a informação climática parece contribuir de alguma forma na 3^a componente (Figura 6.42). Esse resultado pode ser um indício de que essas duas componentes estejam relacionadas a algum outro mecanismo climático diferente da TSM.

Figura 6.42: Coeficientes de correlação em 1 a 6 meses de previsão do modelo completo (linhas cheias) e do autorregressivo (linhas pontilhadas) para a 1^a (linhas pretas), para a 2^a (linhas vermelhas) e para a 3^a (linhas azuis) componentes do SPI e para a média espacial (linhas verdes) do SPI

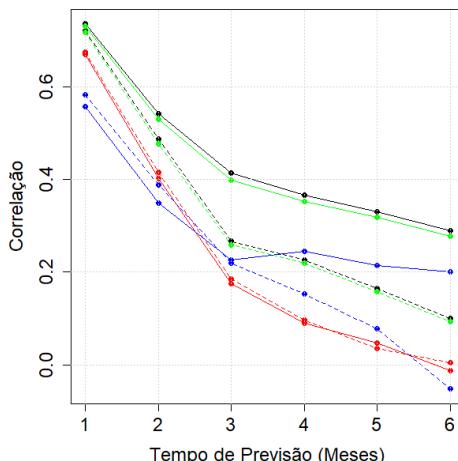
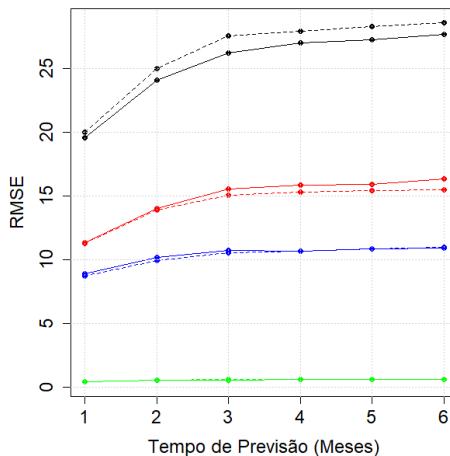


Figura 6.43: RMSE em 1 a 6 meses de previsão do modelo completo (linhas cheias) e do modelo autorregressivo (linhas pontilhadas) para a 1^a (linhas pretas), para a 2^a (linhas vermelhas) e para a 3^a (linhas azuis) componentes principais do SPI e para a média espacial (linhas verdes) do SPI

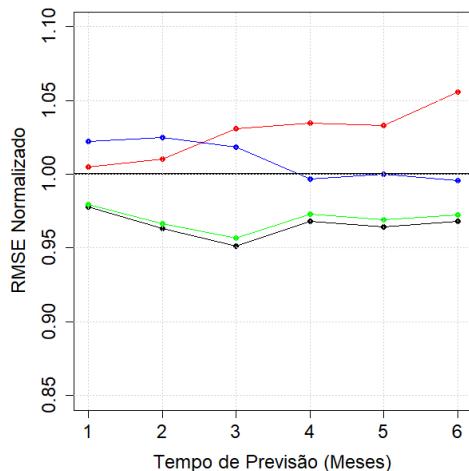


Foi plotado um gráfico contendo o RMSE normalizado em relação ao modelo autorregressivo (dividindo-se o RMSE do modelo completo pelo do modelo autorregressivo), mostrado na Figura 6.44. Valores abaixo de 1,00 significam uma melhora no modelo de previsão em razão do acréscimo da informação climática. O maior ganho é observado na previsão da média espacial (linha verde) e da 1^a componente do SPI, no tempo de previsão de 3 meses. A melhora, entretanto, foi semelhante para todos os tempos de previsão, tendo-se valores do RMSE normalizado entre 0,95 e 0,98 para todos os tempos de previsão da média espacial e da 1^a componente.

Para a 2^a componente prevista do SPI, como todos os valores do RMSE normalizado permaneceram acima de 1,00, a informação climática não foi capaz de melhorar o desempenho das previsões em relação ao autorregressivo. Na 3^a componente, observa-se o mesmo, mas, a partir do tempo de previsão de 4 meses, o RMSE normalizado passa a apresentar valores menores do que 1,00.

Como esses valores, no entanto, são próximo de 1,00, não se pode afirmar que houve um ganho, fazendo com que a conclusão para essa componente seja igual à da 2^a componente.

Figura 6.44: RMSE normalizado para o modelo completo (em relação ao modelo autorregressivo), em tempos de previsão de 1 a 6 meses, para a 1^a (linhas pretas), para a 2^a (linhas vermelhas) e para a 3^a (linhas azuis) componentes do SPI e para a média espacial (linhas verdes) do SPI



As Figuras 6.45, 6.46, 6.47 e 6.48 mostram os mapas com as distribuições espaciais do BSS para tempos de previsão de 1, 2, 4 e 6 meses, respectivamente. Valores positivos do BSS indicam que as previsões são melhores do que a climatologia. Observa-se que os valores positivos se concentraram na faixa norte e um pouco no leste do Nordeste para todos os tempos de previsão, indicando que, nessas regiões, as previsões foram melhores. Para a região norte, os valores positivos do BSS indicam que há algum desempenho de previsão para até 6 meses de antecedência. Os valores médios espaciais do BSS para esses tempos de previsão foram, respectivamente, 0,1220, 0,0345, -0,0353 e -0,0484, o que significa que, na média,

os ajustes foram melhores do que a climatologia apenas para os tempos de previsão de 1 e de 2 meses.

Figura 6.45: Distribuição espacial do BSS (*Brier Skill Score*) para o tempo de previsão de 1 mês

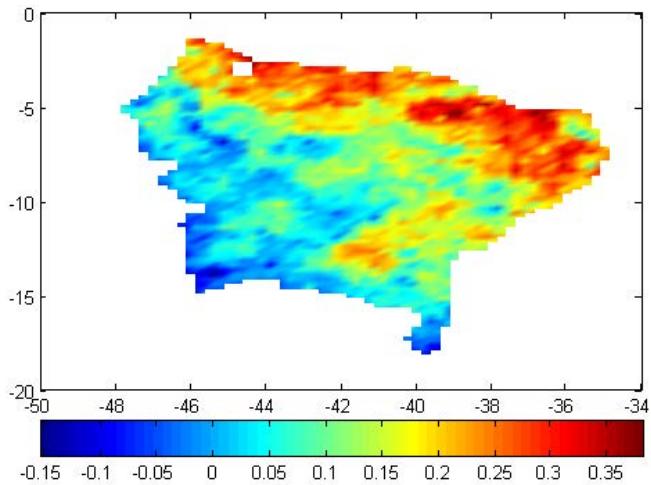


Figura 6.46: Distribuição espacial do BSS (*Brier Skill Score*) para o tempo de previsão de 3 meses

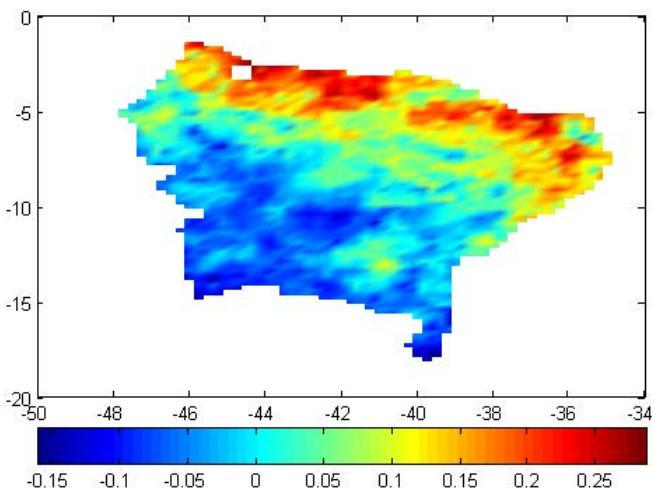


Figura 6.47: Distribuição espacial do BSS (*Brier Skill Score*) para o tempo de previsão de 4 meses

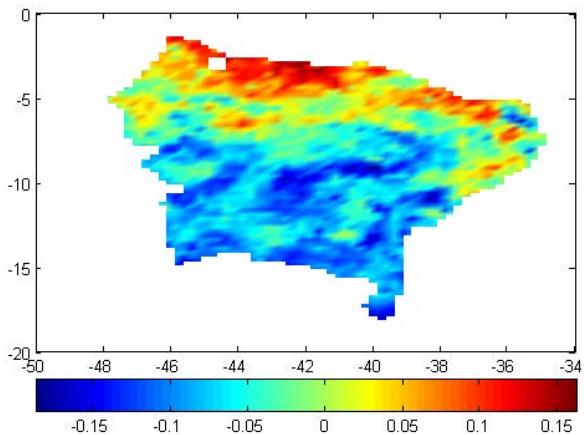
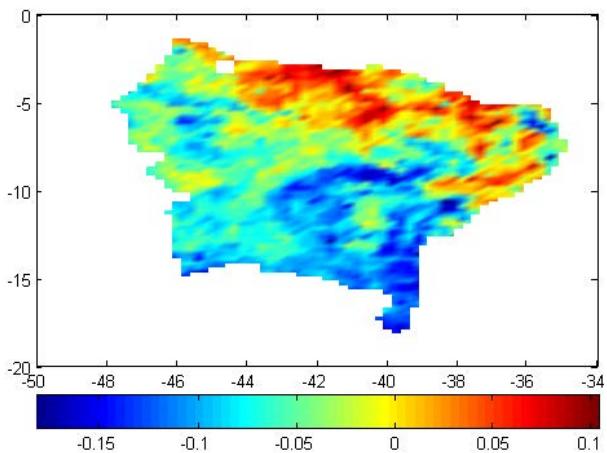


Figura 6.48: Distribuição espacial do BSS (*Brier Skill Score*) para o tempo de previsão de 6 meses



7. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O índice de seca SPI foi utilizado para avaliar a dinâmica espaço-temporal de secas no Nordeste e a influência de forçantes

climáticas de larga escala relacionadas à TSM nos Oceanos Pacífico e Atlântico e, a partir desse conhecimento, criar um modelo de previsão de secas na região Nordeste do Brasil, com base na técnica SCCA.

A partir da avaliação dos padrões espaciais dos pesos obtidos por meio da técnica PCA, observou-se que a 1^a componente principal do índice SPI representa as secas no Nordeste brasileiro seguindo um modelo de condições homogêneas em toda a região, explicando em torno de 41,61% da variabilidade espacial dos dados. Já a 2^a componente apresenta um padrão do tipo dipolo norte-sul, que responde por 11,33% da variância dos dados. Por fim, a 3^a componente mostrou um padrão zonal leste-oeste, correspondendo a 5,70% da variabilidade dos dados. Análises mais detalhadas foram feitas apenas para as duas primeiras componentes principais, por representarem juntas 52,94% da variância do índice de seca.

Em relação à análise de extremos, realizada considerando os percentis de 6,7% (correspondente a secas severas e extremas), o SPI mostrou-se eficaz em identificar secas extremas, visto que a maior parte dos resultados coincidiu com os registros na literatura (Moura e Shukla, 1981; CGEE e ANA, 2012; Marengo e Bernasconi, 2015; Banco Mundial, 2015). Os eventos de secas com maior abrangência espacial ocorreram em março/1993, maio/2012, abril/1993 e junho/2012. Nesses eventos, assim como na seca de junho/1983, todos os estados do Nordeste foram atingidos, mesmo que em pequenas áreas.

A análise compósito, realizada a partir dos dados obtidos na análise de extremos, forneceu resultados coerentes com os padrões espaciais dos pesos das componentes principais: as regiões do Nordeste que apresentaram indícios de secas mais severas coincidiram com os locais de anomalias negativas de precipitação (abaixo da média) e de anomalias positivas de temperatura (acima do normal).

Esse resultado mostrou-se condizente com a literatura (Mishra e Singh, 2010; Marengo *et al.*, 2013; Marengo e Bernasconi, 2015).

As correlações cruzadas entre o SPI e os índices climáticos dipolo do Atlântico e NINO3.4 mostraram que os dois influenciam na formação das secas no Nordeste, especialmente com 3-4 meses de atraso da 1^a componente principal do SPI. Os sinais negativos dessas correlações indicaram que, para a 1^a componente, valores positivos desses dois índices estão associados a secas, resultado esse que se mostra coerente com a influência que o *El Niño* e a TSM exercem na ocorrência do fenômeno, de acordo com a literatura (Hastenrath e Heller, 1977; Moura e Shukla, 1981; Hastenrath *et al.*, 1984; Hastenrath, 1990; Rao *et al.*, 1993; CGEE e ANA, 2012; Marengo *et al.*, 2016). Para a 2^a componente, o dipolo apresenta correlações positivas e um efeito mais rápido (pico em 1 mês de antecedência), possuindo um efeito que se propaga da região norte para a sul do Nordeste. Em relação ao NINO3.4, o efeito é o mesmo, mas o pico de correlação ocorre apenas em 5 meses de atraso, indicando que a influência é mais lenta.

A partir do estudo das correlações entre as componentes principais do SPI e a TSM, foi possível concluir que a 1^a componente principal está associada à ocorrência de *El Niño*, a 2^a está relacionada às temperaturas no Atlântico Norte e no Atlântico Sul e a 3^a está ligada a mecanismos climáticos provenientes do litoral africano. Esses resultados foram condizentes com estudos realizados por diversos autores (Moura e Shukla, 1981; Hastenrath, 1990; Rao *et al.*, 1993; CGEE e ANA, 2012; Marengo *et al.*, 2016).

Ao aplicar a SCCA nos tempos de antecedência de 0 e de 3 meses, optou-se por utilizar uma penalidade $penalty_x = 0,2$ no modelo de previsão, por ela manter os padrões espaciais de correlação entre as componentes principais do SPI e a TSM utilizando um número reduzido de pontos do preditor, o que é útil para melhorar

o desempenho das previsões e a visualização dos resultados. Os valores previstos foram próximos ao SPI observado para os tempos de previsão de 1 e de 2 meses. Para os tempos de 4 e de 6 meses, o modelo não foi capaz de prever o índice de seca na magnitude adequada, subestimando os valores do SPI.

Ao analisar a qualidade das previsões, observou-se que o desempenho da 1^a componente foi semelhante à média espacial do SPI, por essa componente responder pela maior parte da variabilidade dos dados, e superior às demais componentes na análise do coeficiente de correlação. Comparando o modelo completo com o modelo autorregressivo, o primeiro apresentou um desempenho melhor do que o segundo na 1^a componente e na média, tanto em termos de correlação quanto de RMSE. O mesmo não foi observado para a 2^a, em todos os tempos de previsão, e para a 3^a componente, até o tempo de previsão de 3 meses. Conclui-se então que o acréscimo da informação climática referente à TSM melhorou as previsões da 1^a componente principal, da média espacial do SPI e da 3^a componente principal (a partir do tempo de previsão de 3 meses), mas que esse efeito não observado na 2^a componente, sendo um indício de que essa componente esteja ligada a algum outro mecanismo climático. Como esperado, o desempenho das previsões diminuiu com o crescimento do tempo de previsão.

Observando a métrica RMSE normalizado, confirmou-se que a informação climática forneceu ganho no desempenho do modelo para a 1^a componente principal e para a média espacial do SPI, mas que essa melhora não aconteceu para a 2^a e para a 3^a componentes principais. Em relação ao BSS, foi possível concluir que as melhores previsões, as quais são superiores à climatologia, encontraram-se na parte norte e na região mais ao norte do litoral leste do Nordeste, especialmente para os tempos de previsão de 1 e de 2 meses.

As técnicas estatísticas utilizadas mostraram-se adequadas para os fins propostos, de representação mais compacta dos dados originais e de avaliação entre diferentes variáveis. Os resultados do modelo de previsão ilustraram a dificuldade que em prever secas em diferentes tempos de antecedência.

Uma sugestão para trabalhos futuros consiste no estudo de outros índices de seca, que incluem outras variáveis responsáveis pelo desenvolvimento de uma seca além da precipitação. Pode-se também avançar no entendimento das secas históricas registradas aqui e em como a interação de outros índices climáticos poderiam caracterizar as secas no Nordeste.

Para melhorar o modelo sazonal de previsão, além do uso de outros índices de seca, pode-se testar a inclusão de outras variáveis climáticas que possam capturar a evolução do sistema climático em uma menor escala temporal, como a pressão ao nível do mar, a altura geopotencial e previsões realizadas por Modelos de Circulação Geral (*General Circulation Models*, GCMs).

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aghakouchak, A. (2015). A multivariate approach for persistence-based drought prediction: Application to the 2010–2011 East Africa drought. In: *Journal of Hydrology*, 526, 127-135.
- Aghakouchak, A.; Farahmand, A.; Melton, F. S.; Teixeira, J.; Anderson, M. C.; Wardlow, B. D.; Hain, C. R. (2015). Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. In: *Reviews of Geophysics Eighth*, 53, 452-480.
- Anderson, M. C.; Zolin, C. A.; Hain, C. R.; Semmens, K.; Yilmaz, M. T.; Gao, F. (2015). Comparison of satellite-derived LAI and precipitation anomalies over Brazil with a thermal infrared-based Evaporative Stress Index for 2003–2013. In: *Journal of Hydrology*, 526, 287-302.
- Banco Mundial (2015). A necessidade de um novo conceito na gestão de secas. In: Banco Mundial (2015). Monitor de Secas do Nordeste, em busca de um novo paradigma para a gestão de secas, 1^a edição, Brasília, 2015.

- Banco Mundial (2015). O histórico de secas da Região Nordeste. In: Banco Mundial (2015). Monitor de Secas do Nordeste, em busca de um novo paradigma para a gestão de secas, 1^a edição, Brasília, 2015.
- Banco Mundial (2015). Os indicadores de seca e produtos de apoio utilizados. In: Banco Mundial (2015). Monitor de Secas do Nordeste, em busca de um novo paradigma para a gestão de secas, 1^a edição, Brasília, 2015.
- Banco Mundial (2015). Retratos da variabilidade climática recente na região. In: Banco Mundial (2015). Monitor de Secas do Nordeste, em busca de um novo paradigma para a gestão de secas, 1^a edição, Brasília, 2015.
- Brasil. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos – CGEE e Agência Nacional de Águas - ANA (2012). A Questão da Água no Nordeste. Brasília, DF.
- Brasil, Lei nº 13.153, de 30 de julho de 2015. Institui a Política Nacional de Combate e Prevenção à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca e seus instrumentos; prevê a criação da Comissão Nacional de Combate à Desertificação; e dá outras providências. Diário Oficial [da República Federativa do Brasil], Brasília, DF, 30 jul. 2015.
- Brito, S. S. B.; Cunha, A. P. M. A.; Cunningham, C. C.; Alvalá, R. C.; Marengo, J. A.; Carvalho, M. A. (2018). Frequency, duration and severity of drought in the Semi-arid Northeast Brazil region. In: *Int. J. Climatol.*, 38, 517-529.
- Canamary, E. A. (2015). *Avaliação de índices para fins de monitoramento e previsão de secas no Nordeste setentrional*. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH. DM-174/15, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 133p.
- Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais - CEMADEN. Disponível em: <<http://www.cemaden.gov.br/categoria/monitoramento/secas-no-semiarido/>>. Acesso em: 17 de janeiro de 2018.
- Climate Predicton Center – CPC. Disponível em: <<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/Drought/>>. Acesso em: 17 de janeiro de 2018.
- Costa D. D.; Pereira; T. A. S.; Fragoso Jr.; C. R.; Madani K.; Uvo, C. B. (2016). Understanding Drought Dynamics during Dry Season in Eastern Northeast Brazil. In: *Frontiers in Earth Science*, 4:69.
- Curtis, S. (2008). The El Niño–Southern Oscillation and Global Precipitation. In: *Geography Compass*, 2/3, 600-619.
- Dantas, C. E. O.; Cirilo, J. A.; Neto, A. R.; Silva, E. R. (2014). Caracterização da Formação de Cheias na Bacia do Rio Una em Pernambuco: Análise

Estatística Regional. In: *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 19 (4), 239-248.

Delgado, J. M.; Voss, S.; Bürger, G.; Vormoor, K.; Murawski, A.; Rodrigues, M.; Martins, E.; Vasconcelos Júnior, F.; Francke, T. (2017). Seasonal Drought Prediction for Semiarid Northeast Brazil: Verification of Six Hydro-Meteorological Forecast Products. In: *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*

Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos – FUNCEME. Disponível em < <http://www3.funceme.br/previsao-climatica/>>. Acesso em: 17 de janeiro de 2018.

Hao, Z.; Aghakouchak, A. (2013). Multivariate Standardized Drought Index: A parametric multi-index model. In: *Advances in Water Resources*, 57, 12-18.

Hao, Z.; Hao, F.; Singh, V. P. (2016). A general framework for multivariate multi-index drought prediction based on Multivariate Ensemble Streamflow Prediction (MESP). In: *Journal of Hydrology*, 539, 1-10.

Hao, Z.; Singh, V. P. (2015). Drought characterization from a multivariate perspective: A review. In: *Journal of Hydrology*, 527, 668-678.

Hasanean, H. M.; Almazroui, M. (2017). Teleconnections of the tropical sea surface temperatures to the surface air temperature over Saudi Arabia in summer season. In: *International Journal of Climatology*, 37, 1040-1049.

Hastenrath, S. (1978). On Modes of Tropical Circulation and Climate Anomalies. In: *Journal of the Atmospheric Sciences*, 35, 2222-2231.

Hastenrath, S. (1990). Prediction of Northeast Brazil Rainfall Anomalies. In: *Journal of Climate*, 3, 893-904.

Hastenrath, S.; Heller, L. (1977). Dynamics of climatic hazards in northeast Brazil. In: *Quart. J. R. Met. Soc.*, 103, 77-92.

Hastenrath, S.; Wu, M-C.; Chu, P-S. (1984). Towards the monitoring and prediction of north-east Brazil droughts. In: *Quart. J. R. Met. Soc.*, 110, 411-425.

Hayes, M. J.; Svoboda, M. D.; Wilhite, D. A.; Vanyarkho, O. V. (1999). Monitoring the 1996 Drought Using the Standardized Precipitation Index. In: *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80, 429-438.

Heim, R. R. (2002). A Review of Twentieth-Century Drought Indices Used in the United States. In: *American Meteorological Society*, 33, 1149-1165.

Huang, H.; Robertson, A. W.; Kushnir, Y. (2005). Atlantic SST gradient and the influence of ENSO. In: *Geophysical Research Letters*, 32, 1-4.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Indicadores Sociais Mínimos. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/condicaodevida/indicadoresminimos/tabela1.shtm>>. Acesso em: 21 de março de 2017.

Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Disponível em <<http://www.inmet.gov.br/portal/>>. Acesso em: 18 de janeiro de 2018.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos – CPTEC. Disponível em <<http://www.cptec.inpe.br/>>. Acesso em: 18 de janeiro de 2018.

International Research Institute for Climate and Society/Lamont-Doherty Earth Observatory - IRI/LDEO. Disponível em: <<http://iri.ldeo.columbia.edu/maproom/Global/Precipitation/SPI.html>>. Acesso em: 18 de janeiro de 2018.

Kaplan, A.; Cane, M. A.; Kushnir, Y.; Clement, A. C.; Blumenthal, M. B.; Rajagopalan, B. (1998). Analyses of global sea surface temperature 1856-1991. In: *Journal of Geophysical Research*, 103, 567-589.

Keyantash, J.; Dracup, J. A. (2002). The Quantification of Drought: An Evaluation of Drought Indexes. In: *American Meteorological Society*, 83, 1167-1180.

Kousky, V. E. (1980). Diurnal Rainfall Variation in Northeast Brazil. In: *Monthly Weather Review*, 108, 488-498.

Kousky, V. E. (1979). Frontal Influences on Northeast Brazil. In: *Monthly Weather Review*, 107, 1140-1153.

Kousky, V. E.; Chu, P. S. (1978). Fluctuations in Annual Rainfall for Northeast Brazil. In: *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 56, 457-465.

Lima, C. H. R.; AghaKouchak, A. (2017). Droughts in Amazonia: Spatiotemporal variability, teleconnections, and seasonal predictions. In: *Water Resources Research*, 53, 10824-10840.

Marengo J. A.; Alves L. M.; Soares W. R.; Rodriguez D. A.; Camargo H.; Riveros M. P.; Pabló A. D. (2013). Two Contrasting Severe Seasonal Extremes in Tropical South America in 2012: Flood in Amazonia and Drought in Northeast Brazil. In: *Journal of Climate*, 26, 9137-9154.

Marengo, J. A.; Bernasconi, M. (2015). Regional differences in aridity/drought conditions over Northeast Brazil: present state and future projections. In: *Climatic Change*, 129, 103-115.

- Marengo, J. A.; Torres, R. R.; Alves, L. M. (2016). Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. In: *Theor Appl Climatol*.
- McKee T. B.; Doesken N. J.; Kleist J. (1993). The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales. In: *Eighth Conference on Applied Climatology*. Anahaim, California.
- Mingoti, S. A. (2005). Análise de Componentes Principais. In: Mingoti, S. A. *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada*, editora UFMG, Belo Horizonte, Brasil.
- Mishra, A. K.; Singh, V. P. (2010). A review of drought concepts. In: *Journal of Hydrology*, 391, 202-216.
- Monitor de Secas do Nordeste do Brasil. Disponível em: <<http://monitordesecas.ana.gov.br/>>. Acesso em: 18 de fevereiro de 2018.
- Moura, A. D.; Shukla, J. (1981). On the Dynamics of Droughts in Northeast Brazil: Observations, Theory and Numerical Experiments with a General Circulation Model. In: *Journal of the Atmospheric Sciences*, 38, 2653-2675.
- Namias, J. (1972). Influence of northern hemisphere general circulation on drought in northeast Brazil. *Tellus*, 24, 336-343.
- Rajsekhar, D.; Singh, V. P.; Mishra, A. K. (2015). Multivariate drought index: An information theory based approach for integrated drought assessment. In: *Journal of Hydrology*, 526, 164-182.
- Rao, V. B.; Lima, M. C.; Franchito, S. H. (1993). Seasonal and Interannual Variations of Rainfall over Eastern Northeast Brazil. In: *Journal of Climate*, 6, 1754-1763.
- Reynolds, R. W.; Rayner, N. A.; Smith, T. M.; Stokes, D. C.; Wang, W. (2002). An Improved In Situ and Satellite SST Analysis for Climate. In: *Journal of Climate*, 15, 1609-1625.
- Santos, M. S.; Pinto, E. J. A.; Martins, L. K. L. A.; Pinto, J. A. O. (2013). Definição de Liminares de Secas e Cálculo do Índice de Precipitação Padronizada por Meio de Análise Regional de Frequências na Bacia do Alto São Francisco. In: *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 18 (2), 95-105.
- Steinemann, A. C.; Hayes, M. J.; Cavalcanti, L. F. N. (2005). Drought Indicators and Triggers. In: Wilhite, D. A., *Drought and Water Crises Science, Technology, and Management Issues*. Taylor & Francis Group. Nova York.
- Tsakiris, G.; Vangelis, H. (2005). Establishing a Drought Index Incorporating Evapotranspiration. In: *European Water*, 9 (10), 3-11.

U.S. Drought Monitor - USDM. Disponível em: <<http://droughtmonitor.unl.edu/Home.aspx>>. Acesso em: 18 de fevereiro de 2018.

Uvo, C. B; Repelli, C. A.; Zebiak, S. E.; Kushnir, Y. (1998). The Relationships between Tropical Pacific and Atlantic SST and Northeast Brazil Monthly Precipitation. In: *Journal of Climate*, 11, 551-562.

Wiesel, A.; Kliger, M.; Hero III, A. O. (2008). A greedy approach to sparse canonical correlation analysis. *arXiv:0801.2748v1 [stat.CO]*.

Wilhite, D. A. e Buchanan-Smith, M. (2005). Drought as Hazard: Understanding the Natural and Social Context. In: Wilhite, D. A., Drought and Water Crises Science, Technology, and Management Issues. Taylor & Francis Group. Nova York.

Wilks, D. S. (2011). Canonical Correlation Analysis (CCA). In: Wilks, D. S. *Statistical methods in the atmospheric sciences*. 3rd ed. p. cm. International geophysics series, v. 100, Estados Unidos.

Wilks, D. S. (2011). Principal Component (EOF) Analysis. In: Wilks, D. S. *Statistical methods in the atmospheric sciences*. 3rd ed. p. cm. International geophysics series, v. 100, Estados Unidos.

Witten, D. M.; Tibshirani, R; Hastie, T. (2009). A penalized matrix decomposition, with applications to sparse principal components and canonical correlation. In: *Biostatistics*, 10 (3), 515–534.

World Meteorological Organization (2006). Drought monitoring and early warning: concepts, progress and future challenges. WMO – No. 1006.

Xavier, A. C.; King, C. W.; Scanlon, B. R. (2016). Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). In: *Int. J. Climatol.*, 36, 2644–2659.

Zou, H.; Hastie, T.; Tibshirani, R. (2006). Sparse Principal Component Analysis. In: *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 15:2, 265-286, doi: 10.1198/106186006X113430.

PREVISÃO SAZONAL DE DEMANDA RESIDENCIAL DE ÁGUA DE FORTALEZA

*Taís Maria Nunes Carvalho
Francisco de Assis de Souza Filho*

1. INTRODUÇÃO

Uma das principais preocupações associada às mudanças climáticas e à variabilidade do clima é como elas afetarão a demanda e a disponibilidade de água na próxima década (Milly et al. 2008; Jiménez Cisneros et al. 2014). A variabilidade espacial e temporal da precipitação e da temperatura pode causar mudanças na intensidade e frequência de eventos extremos, como as secas (Orlowsky e Seneviratne 2012). Em sistemas urbanos, há ainda o desafio importo pelo aumento da urbanização e do consumo de água. O planejamento de recursos hídricos requer uma previsão precisa da demanda hídrica, seja o objetivo expandir a capacidade do sistema de abastecimento ou implementar medidas de conservação de água (Olmstead 2014).

A previsão precisa da demanda de água residencial é de especial importância para o planejamento de recursos hídricos, já que está fortemente correlacionada com o clima (Maidment e Miaou 1986; House-Peters e Chang 2011; Adamowski et al. 2013; Chang et al. 2014). Especificamente, a demanda residencial apresenta uma relação inversa com a precipitação e uma relação direta com a temperatura (House-Peters e Chang 2011; Adamowski et al. 2013). Muitos outros elementos influenciam os padrões de demanda de água, como aspectos demográficos, sociais e econômicos dos consumidores (Chang et al. 2017; Chu e Quentin Grafton 2019; Villarin e Rodriguez-Galiano 2019; Lee e Derrible 2020; Carvalho et al. 2021).

A demanda de água é fortemente dependente do uso anterior (Duerr et al. 2018), mas as previsões de médio e longo prazo podem ser melhoradas com a adição de variáveis explicativas. A previsão da demanda de água de curto prazo, ou seja, de hora em hora ou diária, tem sido bem explorada na literatura. Lee e Derrible (2020) avaliaram doze modelos estatísticos para previsão de demanda residencial de água, incluindo oito técnicas de aprendizado de máquina; o método gradiente boosting regression superou todos os modelos. Nesse estudo, dois cenários de disponibilidade de dados foram comparados, e aquele com maior número de variáveis socioeconómicas e climáticas exógenas forneceu melhores previsões.

Vários estudos exploraram a influência do clima na demanda residencial de água (Adamowski et al. 2013; Parandvash e Chang 2016; Zubaidi et al. 2020; Rasifaghihi et al. 2020; Fiorillo et al. 2021). Parandvash e Chang (2016) usaram um modelo de regressão estrutural para avaliar o efeito das mudanças climáticas no consumo de água per capita e projetaram um aumento de até 10% na demanda de água de Portland, nos Estados Unidos, para 2035-2064. Adamowski et al. 2013 e Zubaidi et al. 2020 usaram técnicas de decomposição - transformada wavelet e análise de espectro singular, respectivamente - para detectar interações entre o clima e a demanda de água. Eles descobriram que decompor séries temporais em diferentes componentes é uma abordagem útil para filtrar informações relevantes de variáveis exógenas. Haque et al. (2014) e Rasifaghihi et al. (2020) forneceram previsões probabilísticas de longo prazo da demanda de água urbana, considerando as projeções climáticas futuras. Recentemente, alguns autores investigaram a influência conjunta do clima e de aspectos socioeconômicos no consumo de água (Fiorillo et al. 2021).

Até onde sabemos, os modelos atuais na literatura não são capazes de abordar a influência do clima na previsão de médio

prazo da demanda de água em regiões secas. Nossos objetivos são (i) remover a variabilidade de baixa frequência e ruídos de séries temporais de temperatura e precipitação, (ii) extrair a componente sazonal da demanda de água e (iii) projetar um modelo capaz de prever a demanda residencial de água com até 12 meses de antecedência, considerando a influência da precipitação e da variabilidade da temperatura. O modelo proposto combina um método de decomposição intrínseca e adaptativa com um modelo de aprendizado de máquina. Aplicamos o modelo para a cidade Fortaleza, Ceará, uma região frequentemente afetada pela seca. O método de decomposição de modo variacional (do inglês, VMD) usado neste estudo foi projetado para estimar concomitantemente os componentes de um sinal e lidar adequadamente com o ruído (Dragomiretskiy e Zosso 2014). O VMD foi aplicado para extrair o componente sazonal da demanda de água, removendo os sinais não relacionados à variabilidade climática e sinais relevantes das séries temporais de temperatura e precipitação. O modelo de regressão gradiente boosting foi empregado para capturar a relação entre os sinais filtrados da demanda de água e o clima, que há muito se sabe ser não linear (Maidment e Miaou 1986).

Esse estudo oferece alguns insights importantes sobre as decisões táticas no planejamento do abastecimento de água urbano. O modelo preditivo pode ser acoplado a previsões climáticas sazonais para avaliar a demanda futura de água e orientar o processo de tomada de decisão.

2. ÁREA DE ESTUDO E DADOS

A cidade de Fortaleza foi utilizada como estudo de caso para o modelo proposto. Fortaleza fica na região Nordeste do Brasil e é a quinta cidade mais populosa do país, com mais de 2,6 milhões de

habitantes. A região sofre com a grande variabilidade climática e secas recorrentes, afetando diretamente o abastecimento de água de Fortaleza. A seca mais recente durou sete anos, começando de 2012 até 2018 (Pontes Filho et al. 2020). A estação chuvosa ocorre entre fevereiro e maio (Figura 1) e a temperatura máxima varia de 30 a 33 ° C durante o ano (Figura 2).

Os dados mensais de demanda de água residencial de 2009 a 2017 foram fornecidos pela Companhia de Águas e Esgoto do Ceará (CAGECE). Os dados foram fornecidos no nível domiciliar, em metros cúbicos por mês, e foi calculada a média sobre o número de consumidores. As séries temporais de precipitação e temperatura máxima foram obtidas a partir de uma estação meteorológica convencional mantida pelo Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil.

Figura 1: Precipitação média mensal em Fortaleza para o período entre 2009 e 2017.

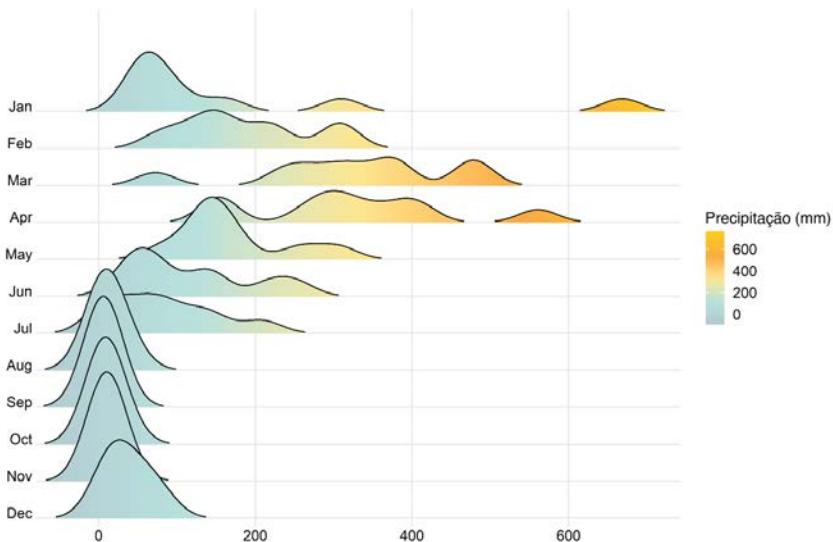
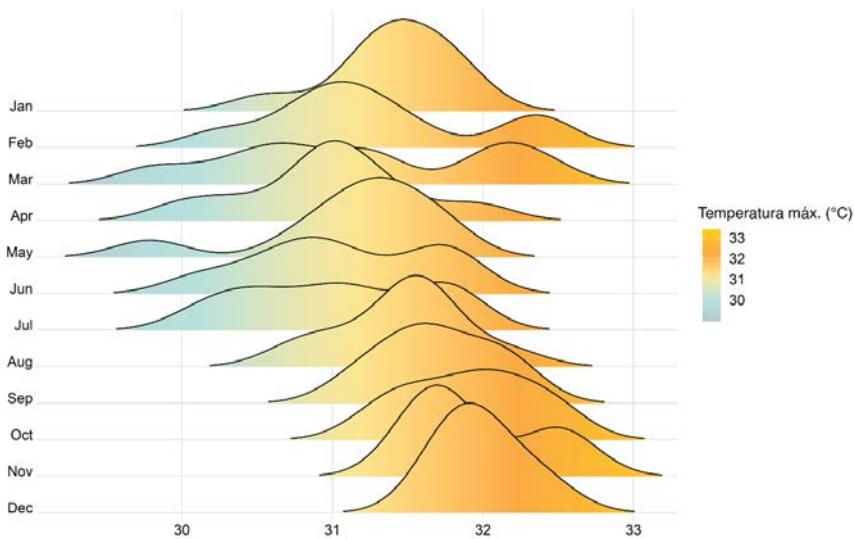


Figura 2: Temperatura máxima mensal em Fortaleza para o período de 2009 a 2017.



3. METODOLOGIA

3.1. Método de decomposição de modo variacional

A decomposição de sinais é uma abordagem útil para filtrar e capturar informações de séries temporais. O modo de decomposição empírico (EMD) (Huang et al. 1998) é uma famosa análise tempo-frequência usada para processar séries não estacionárias e não lineares. Embora essa técnica seja simples e robusta, existem algumas limitações, como o problema de mistura de modo, devido a sinais intermitentes e ruído, e o efeito de endpoint (Gao et al. 2008). Além disso, o EMD não possui uma base teórica matemática apropriada. Alguns métodos foram desenvolvidos para resolver esses problemas, como o ensemble EMD (EEMD) (Wu e Huang, 2009), o EEMD complementar (Yeh et al. 2010) e o EEMD completo com ruído adaptativo (Torres et al. 2011). No entanto, eles não foram

capazes de resolver o problema de mistura de modo para todos os sinais.

O modo de decomposição variacional é um método de decomposição não recursivo desenvolvido por Dragomiretskiy e Zosso (2014) para abordar adequadamente a sensibilidade ao ruído e amostragem do EMD. O algoritmo VMD decompõe um sinal em funções de modo intrínseco (IMF), que são sinais modulados em frequência e em amplitude. Cada modo é considerado compacto em torno de suas frequências centrais e elas são estimadas simultaneamente. O problema de minimização resolvido pelo VMD para decompor uma série temporal é dado pela seguinte equação:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \text{ s.t. } \sum_k u_k = f \quad (1)$$

onde $\{u_k\}$ são os modos estimados e $\{\omega_k\}$ suas frequências centrais, k é o número de IMFs, δ é a função de Dirac, t é o tempo, $j^2 = -1$ e $*$ denota uma operação de convolução. Para uma descrição completa do algoritmo, consulte Dragomiretskiy e Zosso (2014).

O VMD tem três parâmetros principais: o número k de IMFs, o termo de penalidade quadrática α e a tolerância de convergência ε . Para encontrar o parâmetro k , seguimos a abordagem sugerida por Zuo et al. (2020), que se baseia na observação da frequência central da última IMF. Depois de definir um valor inicial para k , examinamos o espectro de amplitude; se este modo de decomposição apresentar o fenômeno de *aliasing*, k é reduzido em uma unidade e a análise é repetida. Uma análise de sensibilidade foi realizada para escolher os melhores valores para a penalidade quadrática e a tolerância.

3.2. Regressão Gradient Boosting

Gradient Boosting é um modelo estatístico para estimativa de função baseado em um conjunto sequencial de modelos de previsão

fracos (Friedman 2001). Nesse método, o modelo “fraco” - geralmente uma árvore de decisão - é usado inicialmente para prever uma variável de saída y com um conjunto de variáveis explicativas x . Em seguida, o modelo (g_n) é usado para prever os resíduos do modelo inicial, e esse procedimento é repetido até que a perda atinja um limiar ou um número máximo de modelos seja construído (N). As previsões são multiplicadas por uma taxa de aprendizagem ou parâmetro de redução v para desacelerar o procedimento e aumentar o número de modelos de previsão fracos no modelo:

$$f_n(x) = v * g_n(x) \quad (2)$$

A taxa de aprendizagem pode variar entre 0 e 1, mas geralmente varia de 0,1 a 0,3 (ou menos). O valor previsto é adicionado à saída do modelo anterior:

$$F_n(x) = F_{n-1}(x) + f_n(x) \quad (3)$$

A perda é minimizada seguindo um algoritmo de gradiente descendente. Para tarefas de regressão, a função de perda usual é o erro quadrático médio:

$$L(f) = \frac{1}{2} (y - F(x))^2 \quad (4)$$

O algoritmo de gradiente descendente é usado para otimizar os parâmetros do modelo preditivo, encontrando o mínimo local da função de perda:

$$f_n(x) = -\frac{\partial L(f)}{\partial F} \quad (5)$$

Os principais parâmetros do modelo de aumento de gradiente são: (i) o número de árvores, que define o número de iterações; (ii) a profundidade da árvore, que influencia a complexidade da árvore; (iii) a taxa de aprendizagem e (iv) o número mínimo de observações

em um nó para resultar na divisão. Neste estudo, definimos a taxa de aprendizagem como 0,1 e o número de observações por nó como 10. Testamos diferentes combinações de profundidade da árvore (1, 2 e 3) e o número de árvores (50, 100 e 15). Os parâmetros do modelo foram ajustados usando validação cruzada k-fold, com $k = 5$: a combinação de parâmetros que fornecem o melhor desempenho entre os resultados da validação cruzada é escolhida.

3.3. Modelo de previsão VMD-GBR

Para verificar a estacionariedade dos sinais, foi realizado o teste Augmented Dickey-Fuller (ADF). Este teste assume uma raiz unitária em séries temporal univariadas, ou seja, testa a hipótese nula de que $\alpha = 1$ na seguinte equação:

$$\Delta Y_t = c + \beta t + \alpha y_{t-1} + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \phi_2 \Delta Y_{t-2} + \cdots + \phi_p \Delta Y_{t-p} + e_t \quad (6)$$

As entradas do modelo preditivo foram selecionadas usando a informação mútua (do inglês, MI) entre os sinais filtrados das variáveis meteorológicas e a demanda de água e a função de auto-correlação parcial (PACF) de cada sinal decomposto da demanda de água. A abordagem PACF é comumente usada para previsão de vazão (Ali et al. 2020; Feng et al. 2020). O intervalo de confiança para o PACF corresponde a $[-\frac{1.96}{\sqrt{n}}, \frac{1.96}{\sqrt{n}}]$, onde n é a duração do conjunto de treinamento; as defasagens significativas são aquelas que saem desse intervalo.

A métrica MI considera as interações entre duas variáveis aleatórias sem assumir linearidade ou continuidade. Basicamente, quanto maior o valor do MI, mais próxima é a relação entre as variáveis e a quantidade de informações que uma contém sobre a outra. A MI é baseada no conceito de entropia de Shannon, que mede a incerteza de uma variável. A MI entre duas variáveis X e Y é expressa como:

$$I(Y; X) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} (x, y) \log \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right) \quad (7)$$

A metodologia do modelo VMD-GBR pode ser resumida da seguinte forma:

Etapa 1: Decompor as séries de demanda de água, precipitação e temperatura máxima em funções de modo intrínseco aditivo usando VMD. O parâmetro k é definido pela observação do espectro de potência do último IMF de cada sinal decomposto, que não deve apresentar o efeito de *aliasing*, ou seja, sobreposição do espectro (Zuo et al. 2020). O termo de penalidade quadrática α e a tolerância de convergência ε são escolhidos a partir de uma análise de sensibilidade do desempenho do modelo.

Etapa 2: Estimar a componente determinística dos sinais de demanda de água usando o teste Augmented Dickey-Fuller (ADF) e reconstruir a série temporal usando apenas os sinais restantes.

Etapa 3: Detectar as IMFs mais relevantes das variáveis meteorológicas calculando a informação mútua entre cada um deles e o sinal reconstruído da demanda de água. Essas séries servirão de entradas para o modelo preditivo.

Etapa 4: Além das IMFs selecionadas na etapa anterior, agora se deve escolher os “lags” que também servirão de variáveis explicativas para o modelo preditivo observando a função de autocorrelação parcial das IMFs de demanda de água. A IMF correspondente ao componente de tendência não está incluída nesta análise.

Etapa 5: Normalizar todos os dados usando a normalização min-max:

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (8)$$

Etapa 6: Dividir o conjunto de dados em treinamento e teste (aqui, usamos 80% para treinamento de modelo e 20% para teste). As variáveis de entrada são as IMFs defasadas de demanda de água e as IMFs mais relevantes das variáveis climáticas. Neste estudo, diferentes combinações dos parâmetros do modelo foram testadas, a saber, o número de árvores, a profundidade da árvore, shrinkage e o número de observações nos nós terminais. Os parâmetros são ajustados usando validação cruzada k-fold (com k=5) no conjunto de dados de treinamento e o desempenho do modelo é avaliado usando o conjunto de dados de teste.

3.4. Avaliação de desempenho do modelo

O desempenho do modelo foi avaliado com três medidas: R-quadrado, Erro Médio Absoluto (MAE) e Erro Raiz Quadrado Médio (RMSE).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{n} \quad (10)$$

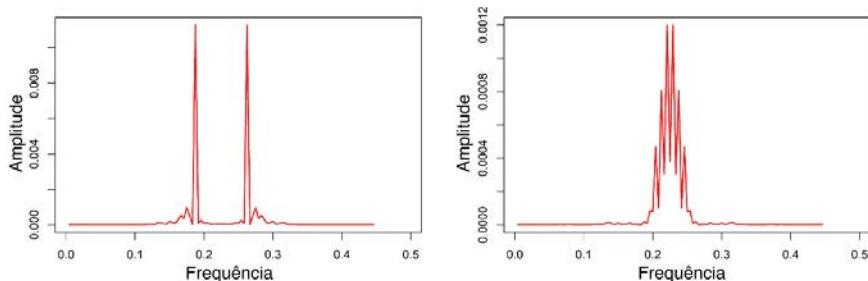
$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (11)$$

onde y_i é a demanda de água observada no mês i , \hat{y}_i é a demanda de água prevista no mês j e n é o número de meses no horizonte de previsão.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A série temporal da demanda de água residencial foi decomposta em quatro sinais para evitar o efeito de *aliasing* observado na última IMF quando k foi definido como cinco (Figuras 3 e 4). Seguindo a mesma abordagem, as séries temporais de precipitação e temperatura máxima foram decompostas em três IMFs cada (Figuras 5 e 6).

Figura 3: Espectro de potência das IMFs 4 (esquerda) e 5 (direita) das séries temporais de demanda de água. O efeito de aliasing pode ser observado na IMF5, onde a freqüência central se sobrepõe.



A métrica MI indicou que a segunda IMF de temperatura máxima e precipitação foram as que contiveram mais informações sobre as séries de demanda de água (Tabela 1). As funções de auto-correlação desses sinais apresentam um padrão sazonal em que os picos e as depressões estão separados por seis meses, enquanto o terceiro IMF não parece ter um padrão sazonal. Isso pode indicar que o último IMF de cada série contém ruído e, portanto, pode não influenciar diretamente os padrões de demanda, enquanto o segundo corresponde a um sinal periódico.

Figura 4: Sinal original e sinais decompostos da série temporal de demanda de água.

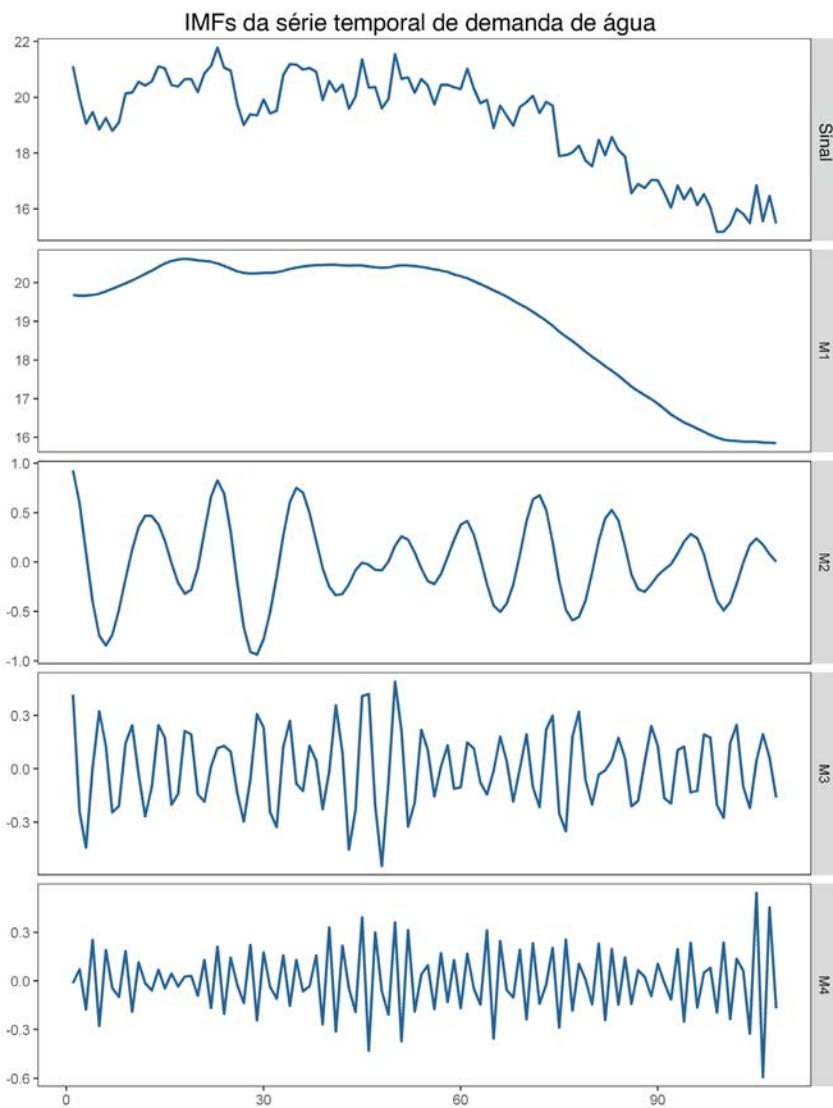


Figura 5: Sinal original e sinais decompostos da série temporal de precipitação média.

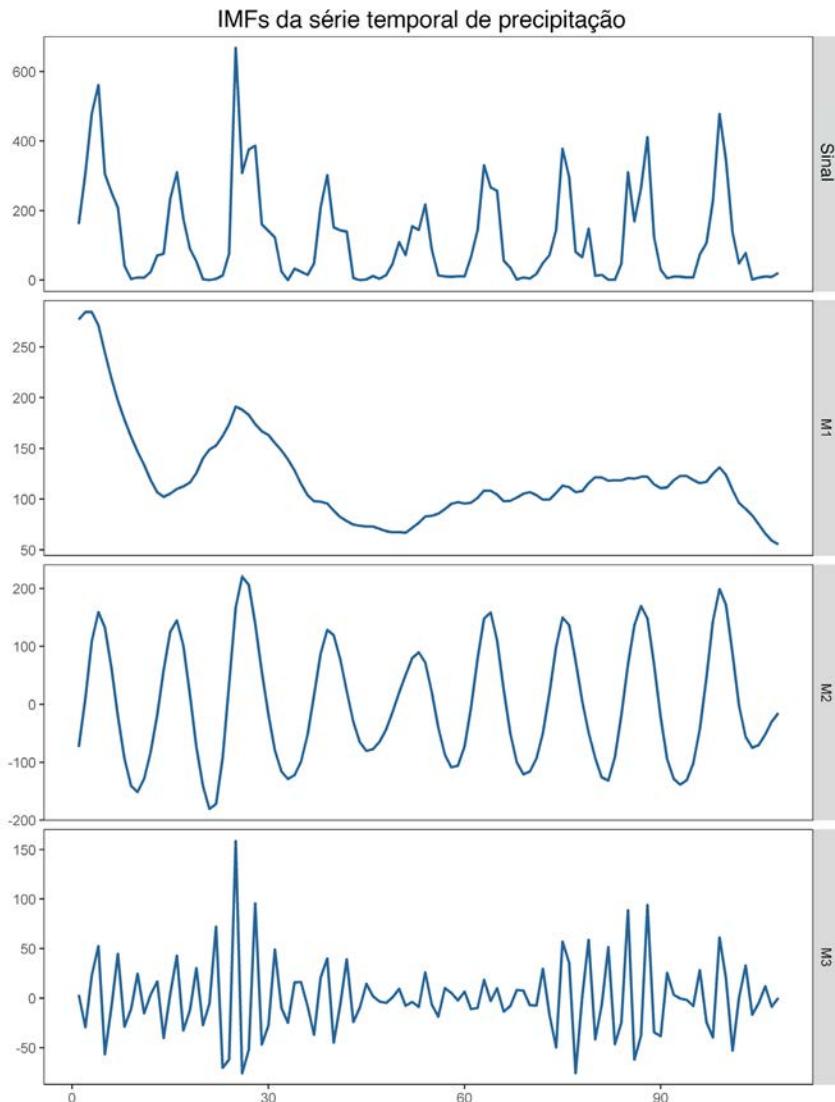
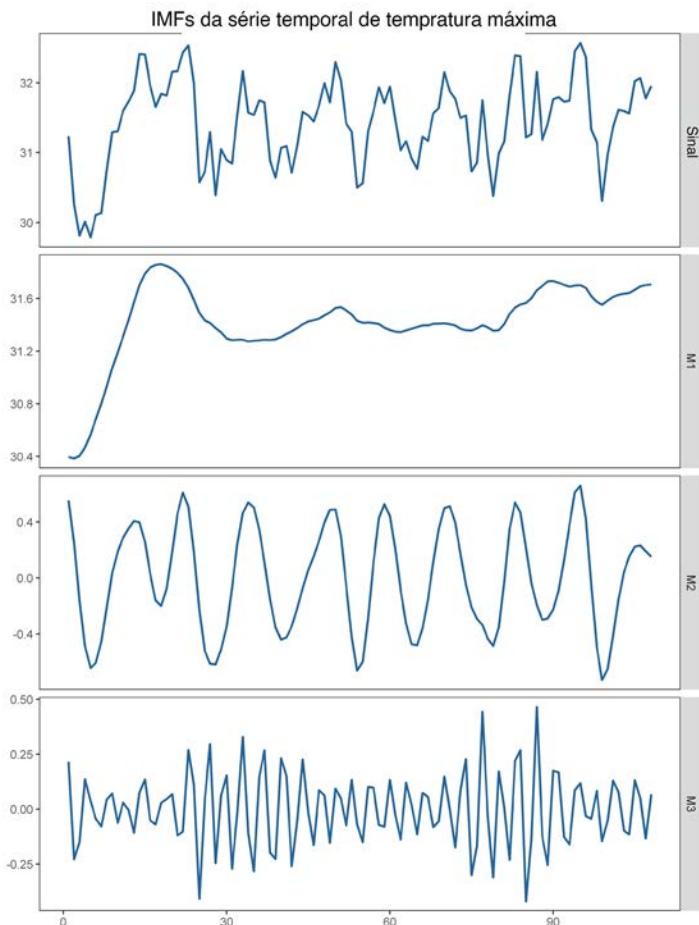


Figura 6: Sinal original e sinais decompostos da série temporal de temperatura máxima.



A segunda IMF da decomposição da demanda de água corresponde ao componente de tendência. A tendência decrescente na demanda de água residencial após 2015 pode estar associada a atitudes de conservação de água. Após a seca de 2012-2018, a empresa de água local implementou uma tarifa de contingência para incentivar uma redução de pelo menos 20% no consumo. Fatores socioeconômicos, como renda, preço da água e composição familiar

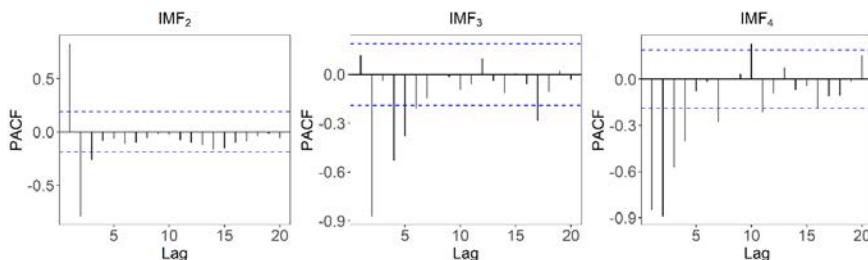
também podem estar associados a mudanças nas tendências de demanda de água, conforme apontado em estudos anteriores (Parandvash e Chang 2016; Zubaidi et al. 2020). Medidas de controle da demanda e até mesmo a cobertura da mídia de eventos extremos também podem afetar o comportamento desse sinal específico de demanda de água (Bolorinos et al. 2020). Modelar esse componente estava além do escopo deste estudo.

Tabela 1: Informação mútua entre cada sinal decomposto e as séries decompostas de demanda de água.

Temperatura Máxima			Precipitação		
IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃
0.07	0.22	0.06	0.07	0.11	0.05

As entradas adicionais relevantes foram definidas com base no PACF dos sinais decompostos da demanda de água (Figura 7). A demanda anterior de água tem uma grande influência no consumo futuro e as variáveis climáticas por si só não seriam capazes de fornecer previsões precisas. O conjunto de dados final teve 12 variáveis de entrada.

Figura 7: Autocorrelação parcial das IMFs de demanda de água.



Uma análise de sensibilidade do desempenho do modelo VMD-GBR para previsões com 1 mês de antecedência indicou os valores mais adequados para o termo de penalidade quadrática e a tolerância de convergência, definidos em 10 e 10^{-5} , respectivamente. A Tabela 2 indica os valores de R^2 para diferentes combinações de ambos os parâmetros. Após a definição desses parâmetros, o modelo foi testado para previsões de um até doze meses à frente.

Tabela 2: R^2 para diferentes combinações de parâmetros da VMD.

α	ε						
	10^{-5}	10^{-6}	10^{-7}	10^{-8}	10^{-12}	10^{-15}	0
10	0.719	0.714	0.705	0.705	0.705	0.705	0.705
20	0.680	0.697	0.697	0.697	0.697	0.697	0.697
50	0.711	0.700	0.700	0.700	0.700	0.711	0.700
100	0.675	0.675	0.675	0.675	0.675	0.675	0.675
200	0.710	0.710	0.710	0.710	0.710	0.710	0.717
500	0.323	0.323	0.323	0.323	0.323	0.323	0.323
600	0.307	0.307	0.307	0.307	0.307	0.307	0.307
700	0.276	0.276	0.276	0.276	0.276	0.276	0.276
800	0.282	0.283	0.283	0.283	0.283	0.283	0.283
900	0.273	0.273	0.273	0.273	0.273	0.273	0.273
1000	0.272	0.266	0.266	0.266	0.266	0.266	0.266
2000	0.192	0.185	0.185	0.185	0.185	0.185	0.185

A Figura 8 apresenta os gráficos de dispersão do conjunto de teste com 1 até 12 meses de antecedência. Como seria de se esperar, o desempenho é pior à medida que o tempo de antecedência aumenta, mas o modelo apresenta previsões precisas para previsões com até 4 meses de antecedência. A Tabela 3 mostra o R^2 , RMSE e MSE para cada período de antecedência. O modelo VMD-GBR incorpora com sucesso a variabilidade climática na previsão da demanda de água e reafirma as descobertas anteriores de que o

consumo residencial é influenciado pelos padrões de precipitação e temperatura (Adamowski et al. 2013; Parandvash e Chang 2016; Zubaidi et al. 2020).

Figura 8: Gráficos de dispersão dos valores ajustados normalizados do modelo VMD-GBR e dados observados normalizados para o período de teste.

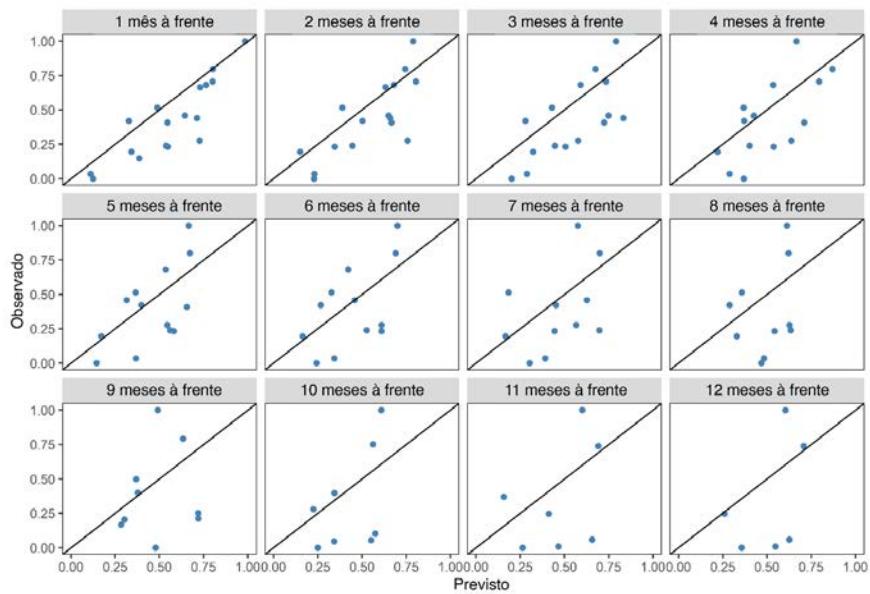


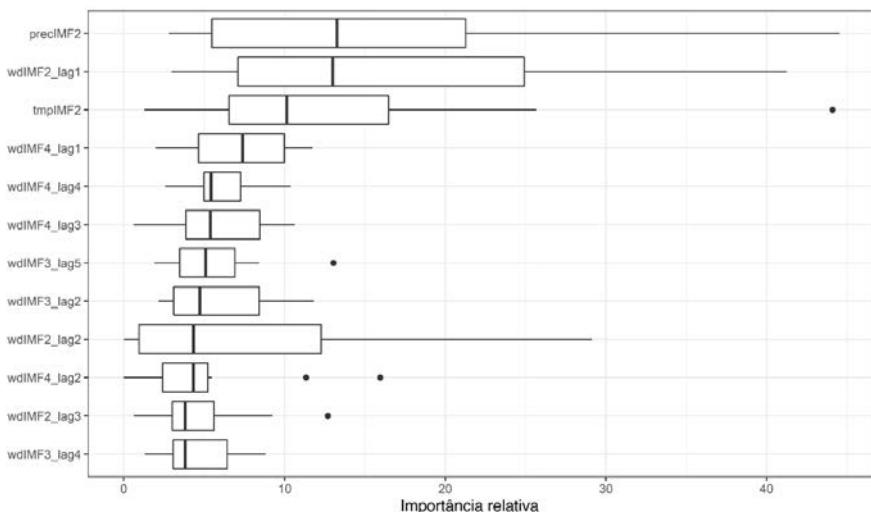
Tabela 3: Métricas de desempenho para as previsões do modelo VMD-GBR durante o período de teste para diferentes tempos de execução.

Meses à frente	R ²	RMSE	MAE
1	0.719	0.197	0.158
2	0.549	0.222	0.188
3	0.463	0.226	0.199
4	0.519	0.213	0.173
5	0.388	0.230	0.192
6	0.295	0.258	0.226

Meses à frente	R ²	RMSE	MAE
7	0.354	0.258	0.230
8	0.110	0.312	0.278
9	0.233	0.277	0.233
10	0.290	0.319	0.271
11	0.337	0.324	0.271
12	0.324	0.375	0.313

A medida de importância das variáveis de entrada fornece uma visão sobre a influência das variáveis climáticas na previsão (Figura 9). Embora haja uma grande variação no MSE médio das IMFs de temperatura (tmpIMF2) e precipitação (precIMF2), elas estão entre as variáveis mais bem classificadas. Este resultado confirma a hipótese de que a demanda residencial de água é impulsionada por padrões climáticos.

Figura 9: Boxplots do aumento no MSE obtido quando cada uma das variáveis de entrada foi removida do conjunto de dados, ordenado de acordo com o valor mediano de sua importância relativa.



Diferente das áreas de aplicação de outras pesquisas mencionadas aqui (Parandvash e Chang 2016; Rasifaghihi et al. 2020; Fiorillo et al. 2021), o Ceará tem uma variabilidade interanual significativa de precipitação e temperatura, principalmente devido ao El Niño Oscilação Sul e o Gradiente Inter-Hemisférico do Atlântico Tropical (Hastenrath e Heller 1977). A região também apresenta variações intra-sazonais relacionadas à Oscilação Madden-Julian (Vasconcelos Junior et al. 2018). Embora amplamente estudados, esses fenômenos apresentam interações complexas com a precipitação que ainda não são totalmente compreendidas pela comunidade científica. Portanto, modelos de previsão que podem detectar adequadamente a variabilidade sazonal das variáveis climáticas e sua relação com a demanda de água podem ser de grande valor para as decisões de gestão operacional e o ajuste das estratégias de gestão da demanda.

5. CONCLUSÃO

Este estudo teve como objetivo desenvolver um modelo preditivo da demanda mensal de água residencial incluindo a variabilidade climática. Para isso, aplicamos uma técnica de decomposição para remover o componente de demanda de água associado a características socioeconômicas e políticas e uma técnica de aprendizado de máquina para criar um modelo autorregressivo. A metodologia foi aplicada para a cidade de Fortaleza, região com elevada variabilidade climática interanual e intra-sazonal.

Os resultados mostram que a aplicação da VMD para filtrar o sinal de demanda de água é uma abordagem eficaz para remover componentes que não estão diretamente associados à variabilidade climática. Embora o componente de tendência possa estar associado a uma resposta à seca, que de alguma forma depende

do clima, a implementação efetiva de políticas de conservação de água e a mudança de hábitos nas famílias estão mais relacionadas a fatores socioeconômicos. O modelo VMD-GBR é adequado para regiões afetadas por eventos extremos ou de variabilidade climática complexa.

Temperatura máxima e precipitação foram preditores significativos da demanda de água e a inclusão de seus componentes sazonais como variáveis exógenas do modelo melhorou a precisão. O modelo é adequado para previsões com pelo menos 4 meses de antecedência, com RMSE médio de 0,193. Os métodos usados neste estudo podem ser aplicados ao planejamento de médio prazo de sistemas de abastecimento de água e para orientar decisões operacionais e táticas de companhias de água. A abordagem VMD-GBR ainda pode ser acoplada a modelos de previsão climática sazonal e previsões baseadas em cenários do componente de tendência da demanda de água. Os resultados também são úteis para avaliar os impactos das mudanças climáticas na demanda futura de água, o que pode auxiliar o desenvolvimento de políticas de gestão.

6. REFERÊNCIAS

- Adamowski J, Adamowski K, Prokoph A (2013) A Spectral Analysis Based Methodology to Detect Climatological Influences on Daily Urban Water Demand. *Math Geosci* 45:49–68. <https://doi.org/10.1007/s11004-012-9427-0>
- Ali M, Prasad R, Xiang Y, Yaseen ZM (2020) Complete ensemble empirical mode decomposition hybridized with random forest and Kernel ridge regression model for monthly rainfall forecasts. *J Hydrol* 124647. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124647>
- Bolorinos J, Ajami NK, Rajagopal R (2020) Consumption Change Detection for Urban Planning: Monitoring and Segmenting Water Customers During Drought. *Water Resour Res* 56:e2019WR025812. <https://doi.org/10.1029/2019WR025812>

- Carvalho TMN, Filho F de A de S, Porto VC (2021) Urban Water Demand Modeling Using Machine Learning Techniques: Case Study of Fortaleza, Brazil. *J Water Resour Plan Manag.* [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001310](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001310)
- Chang H, Bonnette MR, Stoker P, et al (2017) Determinants of single family residential water use across scales in four western US cities. *Sci Total Environ* 596–597:451–464. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.03.164>
- Chang H, Praskiewicz S, Bureau PW, et al (2014) Sensitivity of Urban Water Consumption to Weather and Climate Variability at Multiple Temporal Scales: The Case of Portland, Oregon
- Chu L, Quentin Grafton R (2019) Policy Note: Short-term Pain for Long-term Gain: Urban Water Pricing and the Risk-adjusted User Cost. *Water Econ Policy* 5:1871005. <https://doi.org/10.1142/S2382624X18710054>
- Dragomiretskiy K, Zosso D (2014) Variational mode decomposition. *IEEE Trans Signal Process* 62:531–544. <https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288675>
- Duerr I, Merrill HR, Wang C, et al (2018) Forecasting urban household water demand with statistical and machine learning methods using large space-time data: A Comparative study. *Environ Model Softw* 102:29–38. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.01.002>
- Feng Z kai, Niu W jing, Tang Z yang, et al (2020) Monthly runoff time series prediction by variational mode decomposition and support vector machine based on quantum-behaved particle swarm optimization. *J Hydrol* 583:124627. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124627>
- Fiorillo D, Kapelan Z, Xenochristou M, et al (2021) Assessing the Impact of Climate Change on Future Water Demand using Weather Data. *Water Resour Manag* 35:1449–1462. <https://doi.org/10.1007/s11269-021-02789-4>
- Friedman JH (2001) Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Ann Stat* 29:1189–1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- Gao Y, Ge G, Sheng Z, Sang E (2008) Analysis and Solution to the Mode Mixing Phenomenon in EMD. In: 2008 Congress on Image and Signal Processing. IEEE, pp 223–227
- Haque MM, Rahman A, Hagare D, Kibria G (2014) Probabilistic Water Demand Forecasting Using Projected Climatic Data for Blue Mountains Water

Supply System in Australia. *Water Resour Manag* 28:1959–1971. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0587-1>

Hastenrath S, Heller L (1977) Dynamics of climatic hazards in northeast Brazil. *Q J R Meteorol Soc* 103:77–92. <https://doi.org/10.1002/qj.49710343505>

House-Peters LA, Chang H (2011) Urban water demand modeling: Review of concepts, methods, and organizing principles. *Water Resour Res* 47:351–360. <https://doi.org/10.1029/2010WR009624>

Huang NE, Shen Z, Long SR, et al (1998) The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc R Soc A Math Phys Eng Sci* 454:903–995. <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>

Jiménez Cisneros BE, Oki TNW, Arnell GB, et al (2014) Freshwater Resources. In: Field CB, Barros VR, Dokken DJ, et al. (eds) Climate Change 2014 Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Cambridge University Press, Cambridge, pp 229–270

Lee D, Derrible S (2020) Predicting Residential Water Demand with Machine-Based Statistical Learning. *J Water Resour Plan Manag* 146:04019067. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001119](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001119)

Maidment DR, Miaou S-P (1986) Daily Water Use in Nine Cities. *Water Resour Res* 22:845–851. <https://doi.org/10.1029/WR022i006p00845>

Milly PCD, Betancourt J, Falkenmark M, et al (2008) Stationarity Is Dead: Whither Water Management? *Science* (80-) 319:573–574. <https://doi.org/10.1126/science.1151915>

Olmstead SM (2014) Climate change adaptation and water resource management: A review of the literature. *Energy Econ* 46:500–509. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.09.005>

Orlowsky B, Seneviratne SI (2012) Global changes in extreme events: Regional and seasonal dimension. *Clim Change* 110:669–696. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0122-9>

Parandvash GH, Chang H (2016) Analysis of long-term climate change on per capita water demand in urban versus suburban areas in the Portland metropolitan area, USA. *J Hydrol* 538:574–586. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.04.035>

Pontes Filho JD, Souza Filho F de A, Martins ESPR, Studart TM de C (2020) Copula-Based Multivariate Frequency Analysis of the

2012–2018 Drought in Northeast Brazil. *Water* 12:834. <https://doi.org/10.3390/w12030834>

Rasifaghihi N, Li SS, Haghhighat F (2020) Forecast of urban water consumption under the impact of climate change. *Sustain Cities Soc* 52:101848. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101848>

Torres ME, Colominas MA, Schlotthauer G, Flandrin P (2011) A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. In: ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings. pp 4144–4147

Vasconcelos Junior FDC, Jones C, Gandu AW (2018) Interannual and intra-seasonal variations of the onset and demise of the pre-wet season and the wet season in the northern northeast Brazil. *Rev Bras Meteorol* 33:472–484. <https://doi.org/10.1590/0102-7786333007>

Villarin MC, Rodriguez-Galiano VF (2019) Machine Learning for Modeling Water Demand. *J Water Resour Plan Manag* 145:04019017. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001067](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001067)

Wu Z, Huang NE (2009) Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method. *Adv Adapt Data Anal* 1:1–41. <https://doi.org/10.1142/S1793536909000047>

Yeh JR, Shieh JS, Huang NE (2010) Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method. *Adv Adapt Data Anal* 2:135–156. <https://doi.org/10.1142/S1793536910000422>

Zubaidi SL, Ortega-Martorell S, Kot P, et al (2020) A Method for Predicting Long-Term Municipal Water Demands Under Climate Change. *Water Resour Manag* 34:1265–1279. <https://doi.org/10.1007/s11269-020-02500-z>

Zuo G, Luo J, Wang N, et al (2020) Decomposition ensemble model based on variational mode decomposition and long short-term memory for streamflow forecasting. *J Hydrol* 124776. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124776>

MODELO BASEADO EM DADOS PARA AVALIAÇÃO DO EFEITO DE MÉDIO PRAZO DA APLICAÇÃO DE TARIFAS DE CONTINGÊNCIA NA DEMANDA RESIDENCIAL DE ÁGUA

*Taís Maria Nunes Carvalho
Francisco de Assis de Souza Filho*

1. INTRODUÇÃO

A crescente demanda de água, em associação aos processos de urbanização, aumentou o estresse hídrico e o risco de escassez em várias regiões do mundo (McDonald et al., 2014). Em algumas dessas regiões, a elevada variabilidade temporal e espacial na disponibilidade de água oferece um desafio adicional para a gestão do abastecimento de água (Orlowsky e Seneviratne, 2012; Pal et al., 2013; Campos et al., 2014).

Nesse contexto, as companhias de água e os tomadores de decisão vêm implementando medidas de gestão da demanda, uma vez que o aumento da capacidade de abastecimento de água nem sempre é possível ou eficaz (Romano et al., 2014; Whittington e Nauges, 2020). Uma abordagem amplamente utilizada é a adoção de tarifas por bloco crescente (do inglês, IBR), com a expectativa de encorajar o consumo racional de água (Rietveld et al. 2000; Zhang et al., 2017). Esse tipo de política é típico em regiões afetadas por secas e países em desenvolvimento, com impactos complexos no comportamento do consumidor (Rinaudo et al., 2012). As estratégias de preços também podem incluir tarifas que variam

sazonalmente com a temperatura e/ou precipitação (Pesic et al., 2012; Molinos-Senante, 2014) ou ajustadas de acordo com o nível de armazenamento de água (Chu e Grafton, 2019) ou o tamanho da família (Arbués e Barberán, 2012).

Uma estratégia menos comum para incentivar a redução do uso da água sob condições de seca é a implementação de multas para os domicílios com consumo elevado (García-Rubio et al., 2015; Braga e Kelman, 2020). No Brasil, as concessionárias de água têm usado essa abordagem para lidar com a crise hídrica (Braga e Kelman, 2020). Em Fortaleza, localizada no nordeste do Brasil, a tarifação da água segue uma estrutura IBR, e uma tarifa contingente, ou seja, uma multa, foi adotada três anos após o início de uma seca severa que reduziu o armazenamento do reservatório em cerca de 63% (Pontes Filho et al., 2020). Essa tarifa é calculada a partir quantidade de água consumida que ultrapassa um limite pré-definido.

Alguns estudos relataram que a escassez de água afeta a elasticidade-preço, mas as consequências são adversas. Enquanto pesquisas iniciais indicaram que a elasticidade-preço é mais significativamente afetada pela estrutura de tarifas e sazonalidade (Espey et al. 1997), estudos recentes mostram que a resposta dos consumidores à mudança de preços está relacionada a diferentes fatores exógenos, como o clima (Monteiro e Roseta-Palma, 2011), renda (Ma et al., 2014) e atitude ambiental (Garrone et al., 2019). Dalhuisen et al. (2003) apontaram que as elasticidades-renda são relativamente inelásticas sob tarifas IBR, e que a escassez de água parece não afetar a elasticidade. Molinos-Senante e Donoso (2016) propuseram um esquema tarifário que contabilize o valor da escassez de água e que possa promover a equidade, baseado em uma estrutura IBR e de subsídio cruzado. No entanto, a medida pode ser difícil de implementar devido à falta de medição adequada da água. Outra estratégia visando equidade e sustentabilidade foi

apresentada por Ward e Pulido-Velázquez (2008), que propuseram uma configuração de preços em duas camadas. O debate continua sobre a eficácia das políticas de controle de preços para o controle da demanda, especialmente em esquemas IBR (Mansur e Olmstead, 2012; Zhang et al., 2017; Matikinca et al., 2020).

A influência do preço no consumo de água tem sido extensivamente investigada (Arbués et al., 2004; Olmstead et al., 2007; Ward e Pulido-Velázquez, 2008) – além da influência de outras variáveis socioeconômicas e/ou climáticas - mas poucos estudos são capazes de abordá-la em longos horizontes de tempo (Grafton et al. 2014). A maioria dos estudos sobre tarifas da água se baseia em pesquisas de campo (que podem ser caras e demoradas), em dados agregados ou em dados ao nível residencial para avaliar as implicações empíricas das variáveis econômicas na demanda de água (Rujis, 2009). Embora essas análises tenham melhorado a compreensão da comunidade científica e dos tomadores de decisão, elas não permitem o aprendizado contínuo à medida que novos dados se tornam disponíveis.

As companhias de água têm uma grande disponibilidade de dados de medidores inteligentes que podem ser úteis para extrair informações sobre padrões de uso e comportamento do consumidor (Cominola et al., 2019). Nesta pesquisa, apresentamos um método que se beneficia desses dados para apoiar os gestores no ajuste da política tarifária para um horizonte de planejamento de até um ano. O modelo pode ser acoplado à operação de reservatórios e/ou sistemas de abastecimento ou modelos de distribuição de água para fornecer mais informações sobre as estratégias de equilíbrio entre oferta e demanda.

Este estudo propõe um modelo preditivo baseado em dados para avaliar o efeito de médio prazo das políticas tarifárias de conservação de água no nível residencial. Além disso, calculamos a elasticidade da redução da demanda de água em relação ao preço

e avaliamos o quanto o preço da água e o interesse público na seca podem afetar os hábitos de consumo. A metodologia pode ser usada por companhias de água para avaliar estratégias tarifárias de conservação de água e não requer variáveis adicionais, que podem ser difíceis de obter em uma escala refinada. Uma vantagem desse modelo é que a previsão pode ser realizada de forma desagregada, possibilitando a formulação de políticas adequadas às características socioeconômicas ou mesmo estruturais dos domicílios. Embora este estudo considere uma estrutura tarifária em blocos, o modelo pode ser adaptado a qualquer outra estratégia de preços, se aplicado no nível residencial.

2. METODOLOGIA

2.1. Área de estudo

A cidade de Fortaleza, capital do Ceará, localizada na região Nordeste do Brasil, é a quinta cidade mais populosa do país, com mais de 2,6 milhões de habitantes distribuídos em 314,9 km². A população deve chegar a 3,1 milhões de pessoas em 2040 (Iplanfor, 2015). A cidade faz parte da Região Metropolitana de Fortaleza, que compreende 19 municípios cearenses.

Fortaleza é abastecida pelo Sistema de Abastecimento Jaguaribe-Metropolitano (SJM), composto por oito reservatórios que somam uma capacidade de armazenamento de 11.112 hm³. O SJM transfere água da bacia do Jaguaribe e abastece 36 municípios. A demanda urbana e industrial de Fortaleza é de 6,77 m³/s, correspondendo a 56,5% do volume liberado pelo sistema de abastecimento. A demanda de água em Fortaleza é altamente heterogênea e fatores socioeconômicos desempenham um papel importante nos hábitos de consumo (Nunes Carvalho et al. 2021).

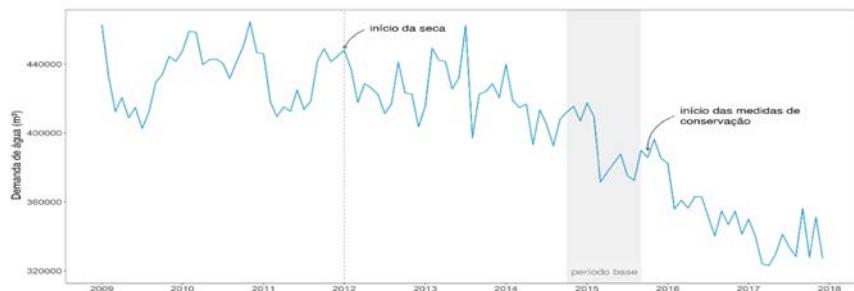
2.2. Estrutura da tarifa de água

Durante o período entre 2012 e 2018, o Nordeste do Brasil sofreu uma seca histórica que impactou significativamente sua economia e armazenamento de água (Pontes Filho et al., 2020). Os principais reservatórios do sistema de abastecimento de Fortaleza foram afetados pela seca de 2012-2018, resultando em uma redução significativa na disponibilidade de água. Para incentivar a redução do uso residencial de água, que corresponde a mais de 80% da demanda de água de Fortaleza, a companhia de água local implementou uma tarifa de contingência.

A tarifa de contingência foi implementada em dezembro de 2015 (Figura 1) e estabeleceu uma redução mínima de 20% da média do consumo registrado entre outubro de 2014 e setembro de 2015. Caso um domicílio não atingisse essa meta de redução, uma cobrança extra de 110% sobre o volume excedido seria adicionada à conta, ou seja, a tarifa de contingência é calculada sobre a diferença entre o volume consumido e a meta. Esse percentual foi atualizado para 120% em outubro de 2016. O preço da água segue uma estrutura tarifária por blocos crescentes (Tabela 1); assim, a tarifa contingente também varia com o bloco de consumo da família. Os usuários com consumo mensal de até 10 m³ não tiveram que pagar a tarifa de contingência.

Por exemplo, para uma residência que teve um consumo médio de 14 m³ entre outubro de 2014 e setembro de 2015, a meta era utilizar até 11 m³, correspondendo a uma redução de 20% no consumo mensal. Se em determinado mês de 2017 a demanda de água desse domicílio fosse de 13 m³, além da tarifa de água (13 * 4,51), o usuário teria que pagar a tarifa de contingência, que seria cobrada sobre os 2 m³ que ultrapassassem o consumo meta (1,2 * 2 * 4,51). Nesse exemplo, o preço base corresponde ao segundo bloco de consumo (R \$ 4,51 em 2017).

Figura 1: Demanda doméstica total de água (m^3) em Fortaleza de 2009 a 2017. O período de base foi usado pela empresa de água local para calcular a meta de redução para cada residência.



Embora tenhamos considerado essas condições específicas no modelo de previsão, a metodologia pode ser replicada para diferentes medidas de conservação de água associadas ao preço da água.

Tabela 1: Tarifa de água em Fortaleza para cada categoria de consumo nos anos de 2016 e 2017.

Consumo mensal (m^3)	2016 (R\$)	2017 (R\$)
0 to 10	2.79	3.48
11 to 15	3.61	4.51
16 to 20	3.92	4.88
21 to 50	6.71	8.36

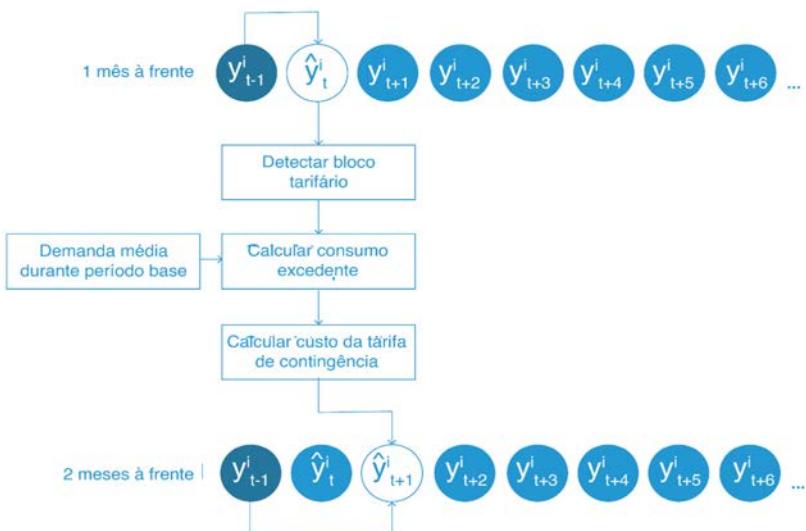
2.3. Modelo preditivo

O modelo preditivo tem três variáveis explicativas: a demanda anterior de água, a sazonalidade mensal da demanda de água e o custo da tarifa de contingência por domicílio. O modelo foi testado para realizar previsões de demanda com antecedência de um a doze meses à frente.

A multa foi calculada como o custo do volume de água consumido no mês anterior que ultrapassou um determinado limite. Este limite define o volume de água deve ser economizado e é uma porcentagem do consumo médio mensal de água da residência para um período de referência. Aqui, o período base vai de outubro de 2014 a setembro de 2015 e o limite é de 20%.

A cada mês, as previsões do mês anterior são utilizadas para determinar o bloco tarifário de cada domicílio. Em seguida, calculamos o volume de água consumido que ultrapassou o limite e quanto custou para o usuário. Por exemplo, ao calcular o consumo de água com n meses à frente, as previsões para o mês $n-1$ são usadas para avaliar a medida de conservação de água (Figura 2). Essa estratégia nos permitiu evitar o problema de simultaneidade associada à modelagem de consumo de água sob as políticas de tarifas em bloco.

Figura 2: O modelo preditivo possui um componente autorregressivo (demanda de água do mês anterior) e a tarifa de contingência como variáveis explicativas, além da sazonalidade do mês correspondente. A partir de janeiro, a demanda de água em dezembro seria usada para calcular o custo da tarifa contingente. Para o mês seguinte, o custo da tarifa é calculado usando a demanda de água prevista em janeiro.



Estudos anteriores usaram diferentes variáveis de preço em modelos econométricos de demanda de água, e não há uma abordagem universalmente aceita. Muitos autores acham mais apropriado usar o preço marginal, ou seja, o custo de aumentar o consumo de água a cada passo de tempo (Rinaudo et al. 2012), enquanto outros preferem o preço médio (Zhang et al. 2017) ou ambos (Ma et al. al. 2014; Deyà-Tortella et al. 2016). Embora alguns pesquisadores argumentem que os usuários podem ser mais influenciados pelo preço médio (Deyà-Tortella et al. 2016), no caso de uma política tarifária contingente, os usuários podem prestar atenção especial ao custo adicional expresso na fatura.

Além do consumo de água anterior e da componente de preço, uma variável sazonal foi incluída para explicar o comportamento sazonal dos usuários. Esta variável correspondeu ao componente sazonal de cada residência extraído com a decomposição sazonal e de tendência usando Loess (STL), sendo que Loess é um método para estimar relações não-lineares. Esta abordagem captura diferentes padrões de comportamento sazonal. Escolhemos um modelo de regressão de aprendizado de máquina que tem sido amplamente usado para previsão de eletricidade e vento, o gradiente boosting. Esse algoritmo também tem um desempenho melhor do que outros modelos lineares e de aprendizado de máquina para a previsão da demanda residencial de água (Lee e Derrible 2020). O modelo preditivo pode ser resumido nas seguintes etapas:

- I) Selecione um conjunto de dados X de demanda mensal de água residencial e defina um horizonte de tempo n (em meses) para o modelo preditivo.
- II) Extraia a componente sazonal S^i da série temporal de demanda de água de cada família Y usando o método STL.
- III) Defina uma meta ou limite de redução de consumo e a política de custo da penalidade $p(\cdot)$. A meta pode ser uma porcentagem

do consumo médio durante um determinado período, denominado consumo de base b^i .

- IV) Divida o conjunto de dados em dois subconjuntos para treinar e validar o modelo. Inicialize o algoritmo GBM no mês $t = 1$, definindo a variável preditiva \hat{y} como y_t^i e os predores como S^i , $p(y_{t-1}^i, b^i)$, e y_{t-1}^i . Escolha valores arbitrários para os parâmetros do modelo, ou seja, o número de árvores, o número mínimo de observações em cada nó e a taxa de aprendizagem (geralmente varia de 0,001 a 0,1).
- V) Execute o modelo novamente usando a demanda de água prevista \hat{y}_t^i para calcular o custo da penalidade e estimar \hat{y} no mês $t + 1$. Se a tarifa de água segue uma estrutura IBR, pode ser necessário usar uma função $f(\hat{y}_t^i)$ para definir o bloco tarifário para a família antes de calcular o custo da penalidade. Repita este procedimento até $t = p$.
- VI) Calcule o desempenho do modelo $D(\hat{y}, y_t^i)$ nos conjuntos de treinamento e teste e compare as medidas para ajustar os parâmetros e evitar sobreajuste do modelo.

A versão tabular do algoritmo está descrita abaixo:

Iniciar: Defina a variável \hat{y} igual a y_t^i .

- Calcular o consumo de base e a meta de redução de consumo
- Decompor a série temporal de demanda de água usando o método STL e extraí seu componente sazonal S^i

repetir

- Determinar o bloco tarifário de cada residência com base no consumo do mês anterior usando uma função $f(y_{t-1}^i)$. Esta etapa pode ser ignorada se a tarifa de água não seguir uma estrutura IBR.

- Calcular o custo da penalidade usando uma função $p(y_{t-1}^i, b^i)$

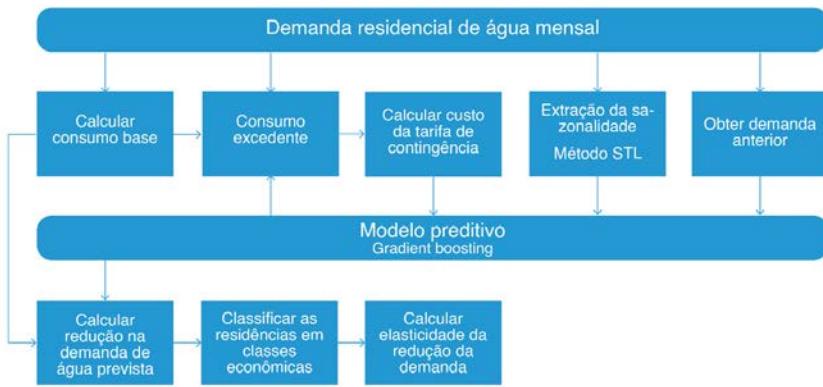
- Estimar uma função de regressão usando o método gradiente boosting que prevê y usando s^i , $p(y_{t-1}^i, b^i)$, e y_{t-1}^i como preditores
- Calcular o desempenho do modelo usando as medidas selecionadas $D(\hat{y}, y_t^i)$

até t = n

- Ajustar os parâmetros do modelo com base no desempenho dos conjuntos de treinamento e teste.

O modelo foi treinado para o ano de 2016 e testado para o ano de 2017. A Figura 3 representa um esboço geral do modelo preditivo e da análise realizada.

Figura 3: Esquema do modelo preditivo. O custo da tarifa de contingência é recalculado à medida que novas previsões se tornam disponíveis.



2.3.1. Extração da sazonalidade

A série temporal da demanda de água foi decomposta em componentes de tendência, sazonalidade e ruído usando o método STL (Cleveland e Cleveland 1990). Esse procedimento foi utilizado

para extrair a sazonalidade do consumo de água de cada residência. O STL consiste em aplicações sequenciais de um modelo de regressão local e fornece uma decomposição do sinal original (D) em três componentes aditivas:

$$D(t) = S(t) + T(t) + R(t) \quad (1)$$

onde S, T e R são os componentes sazonais, de tendência e de ruído, respectivamente. O algoritmo funciona da seguinte maneira:

A suavização por regressão local estima uma função $g(x)$ para a variável independente em qualquer valor de x em vez de o fazer para as medidas x_i da variável dependente. Para calcular a curva de regressão g , um valor inicial para o parâmetro q é escolhido; os q valores de x_i que estão mais próximos de x são selecionados e ponderados pela sua distância de x . Para $q \leq n$, onde n é o número de observações no conjunto de dados, o peso da vizinhança para x_i é calculado da seguinte forma:

$$v_i(x) = W\left(\frac{|x_i - x|}{\lambda_q(x)}\right) \quad (2)$$

onde $v_i(x)$ é o peso da vizinhança para x_i , $\lambda_q(x)$ é a distância entre x e o mais distante x_i . Para $\lambda_q(x)$ é multiplicado por q/n . $W(u)$ é a função tricubo, expressa como:

$$W(u) = \begin{cases} (1 - u^3)^3 & \text{if } 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{if } u \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

Em seguida, um polinômio de grau d é ajustado aos dados ponderados em (x_i, y_i) . O valor de d pode ser 0 (constante), 1 (localmente linear) ou 2 (localmente quadrático). Neste artigo, $d = 1$. A função ajustada corresponde a $g(x)$. É possível adicionar um peso de robustez p_i para cada par (x_i, y_i) multiplicando-o por v_i .

O STL consiste em dois loops aninhados (Cleveland e Cleveland 1990). No loop externo, os pesos de robustez são calculados para cada ponto no tempo. Inicialmente, a tendência e o componente de ruído são definidos como 0 e ρ é definido como 1. Nos próximos loops, o componente de ruído é encontrado removendo a tendência e os componentes sazonais calculados no loop interno da série original. O peso da robustez é então calculado da seguinte forma:

$$\rho_i = B(|R|/h) \quad (4)$$

$$h = 6 * \text{mediana}(|R|) \quad (5)$$

onde B é a função de peso bi-quadrado, dado como:

$$B(u) = \begin{cases} (1 - u^2)^2 & \text{if } 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{if } u > 1 \end{cases} \quad (6)$$

O loop externo é repetido n_o vezes; se não se deseja adicionar robustez ao STL, n_o deve ser definido como 0. Neste trabalho, $n_o = 15$. O loop interno segue estas etapas: (i) Retirar a tendência do sinal original; (ii) Estimar uma função de suavização usando Loess para cada ciclo-subsérie, onde q é a periodicidade do ciclo (por exemplo, para uma série temporal mensal, q é definido como 12) e d é igual a 1; (iii) Aplicar um filtro passa-baixo à sub-série de ciclos suavizados, que consiste em aplicações sequenciais de uma média móvel; (iv) Retirar a tendência das subséries de ciclos suavizados; (v) Remover a sazonalidade da série; (vi) Suavizar a série dessazonalizada usando Loess. A decomposição STL pode ser facilmente realizada usando a função stl do R base.

2.3.2. Gradient boosting

O Gradient Boosting (GBM; Friedman 1999) é um método de aprendizagem que converte modelos de previsão “fracos”, geralmente árvores de regressão, em modelos “fortes”, combinando-os sequencialmente. A ideia por trás do método é que novos modelos fracos podem aprender com os resíduos do resultado do modelo

anterior; esta técnica de conjunto é chamada de *bagging*. Em uma regressão, queremos encontrar a função que melhor se ajusta aos pontos de dados em um conjunto contendo variáveis de entrada x e uma variável de saída correspondente y . Para fazer isso, o algoritmo minimiza uma função de perda entre y e os valores previstos, no nosso caso, o erro quadrático médio.

$$L(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

O GBM consiste na adição de modelos de previsão fracos. Os modelos individuais f_m são adicionados um após o outro para melhorar o desempenho do modelo.

$$\hat{y}_i = \sum_{m=1}^M f_m(x) \quad (8)$$

Os modelos fracos, neste caso, árvores de regressão, são ajustadas aos resíduos do modelo anterior. A equação geral do GBM é expressa da seguinte forma:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \nu f_m(x) \quad (9)$$

o que significa que o modelo f_m não altera o modelo $F_{(m-1)}$ previamente ajustado. O termo ν é um parâmetro de regularização ou taxa de aprendizado, que determina o número de iterações. Valores pequenos da taxa de aprendizagem ($\nu < 0,1$) reduzem as chances de sobreajuste.

O GBM aplica um método de gradiente descendente para minimizar a função de perda, onde cada novo modelo fraco é equivalente ao gradiente negativo do MSE. O gradiente negativo é dado como:

$$-g_m(x_i) = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)} \quad (10)$$

O algoritmo para quando a perda atinge um limite ou quando o número máximo de árvores é construído. Um elemento importante

a ser considerado ao ajustar modelos de aprendizado de máquina (ou qualquer modelo preditivo) é o tradeoff viés-variância e a chance de sobreajuste do modelo. Se o algoritmo não conseguir incorporar relações importantes entre os preditores e a variável de resposta, o modelo terá um viés alto, ou seja, uma diferença elevada entre as previsões e os dados observados. No entanto, se o modelo se ajustar perfeitamente aos dados de treinamento, resultando em uma alta variância, ele não generalizará bem (sobreajuste).

O melhor cenário ao desenvolver um modelo é capturar com precisão as relações entre as variáveis durante o treinamento, mas também fazer boas previsões durante o teste. Em modelos de aprendizado de máquina, pode-se controlar o tradeoff viés-variância controlando os parâmetros do modelo. Os principais parâmetros do GBM são o número de árvores, que não deve ser muito alto para evitar sobreajuste; o número mínimo de observações em cada nó, que define a profundidade máxima que a árvore pode atingir; a taxa de aprendizagem, que se relaciona com o tamanho das etapas incrementais, geralmente variando de 0,01 a 0,1, e a distribuição da variável de resposta, que em nosso caso, é gaussiana.

Em nosso modelo, o ajuste dos parâmetros foi realizado por tentativa e erro, ou seja, definimos valores arbitrários para eles, compararamos o desempenho do modelo para os conjuntos de treino e teste e escolhemos os parâmetros que resultaram em desempenhos comparáveis para ambos e que não pudessem mais ser melhorados. O número de árvores foi definido como 300, a taxa de aprendizado, 0,1 e o número de observações por nó, 10. Todas as análises foram realizadas usando a linguagem de programação R. O modelo foi implementado com o pacote gbm (Greenwell et al. 2019).

2.3.3. Avaliação de desempenho

O desempenho do modelo foi avaliado para todo o horizonte de previsão, ou seja, para os doze meses do período de teste. Duas medidas foram utilizadas: a Raiz do Erro Quadrático Médio (do inglês, RMSE) e o R quadrado (R^2).

$$RMSE_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_{i,j} - y_{i,j})^2}{n}} \quad (11)$$

$$R_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{i,j} - \bar{y}_j)^2}{\sum_{i=1}^n (y_{i,j} - \bar{y}_j)^2} \quad (12)$$

onde $y_{i,j}$ é a demanda de água observada no domicílio i no mês j, $\hat{y}_{i,j}$ é a demanda de água prevista no domicílio i no mês j, \bar{y}_j é a água média observada demanda no mês j e n é o número de residências.

2.4. Elasticidade da redução da demanda em relação ao preço

Foram considerados diferentes cenários de aumento de preço, com base na tarifa do ano anterior (2015 para o treino e 2016 para a validação): sem aumento, 5, 10, 15 e 25%. Para o cálculo da elasticidade da redução da demanda de água em relação ao preço, utilizamos as previsões para o ano de 2016 obtidas com o modelo. A redução está relacionada ao consumo médio durante o período de referência (outubro de 2014 a setembro de 2015).

$$E = \frac{\Delta R/R}{\Delta P/P} \quad (13)$$

onde R é a redução média mensal na demanda de água e P é a tarifa média do bloco de água.

A elasticidade da demanda de água foi avaliada para diferentes classes socioeconômicas, uma vez que a resposta dos usuários às políticas de conservação de água tende a ser heterogênea. Essas classes foram baseadas nos critérios do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), que é baseado na renda familiar per capita. O IBGE utiliza o salário-mínimo para classificar as famílias em cinco classes (Tabela 2). A renda mensal per capita de uma família é dividida pelo salário-mínimo para encontrar a classe socioeconômica correspondente (ou seja, Renda = N * salário-mínimo). Também comparamos a redução mensal prevista com a redução real da demanda agregada de água.

Tabela 2: Classes socioeconômicas e número de domicílios em cada uma delas. O número total de domicílios analisados foi 37.689.

Classe	Quantidade de salários mínimos	Número de residências	Porcentagem do número total de residências
A	20 ou mais	53	0.14%
B	$10 < N < 20$	969	2.57%
C	$4 < N < 10$	5,186	13.76%
D	$2 < N < 4$	17,554	46.58%
E	$N < 2$	13,927	36.95%

2.5. Interesse público e cobertura da mídia

Neste estudo, a redução da demanda de água está associada à implementação de uma medida de controle de preços, com a expectativa de influenciar o comportamento dos consumidores. No entanto, as políticas de controle da demanda podem incluir outras estratégias, como eventos promocionais, programas de educação para a conservação da água e campanhas publicitárias nos meios de comunicação de massa (Sharma e Vairavamoorthy 2009). Em Fortaleza, a empresa de água criou um aplicativo para incentivar os

usuários a denunciar vazamentos e fraudes e promoveu campanhas educativas em escolas, prédios públicos e redes sociais.

Os dados do Google Trends são uma ferramenta útil para caracterizar a resposta pública a certos assuntos e foram aplicados com sucesso para analisar o consumo privado (Vosen e Schmidt 2011) e para avaliar a consciência do público em relação a seca (Quesnel e Ajami 2017; Kam et al. 2019). A ideia aqui foi usar a frequência de pesquisas do Google para as palavras-chave “tarifa de contingência” e “seca” para abordar o interesse das pessoas sobre esses assuntos e sua consciência sobre a implementação da tarifa.

Reconhecemos que as mídias de massa desempenham um papel importante nos sistemas sociais (Luhmann 2000), portanto, a cobertura da mídia sobre a tarifa de contingência pode ter influenciado a resposta do público. Para referência, identificamos o número de artigos relacionados à tarifa contingente publicados entre 2012 e 2017, que foram coletados nos sites dos três principais jornais locais (Tribuna do Ceará, OPovo e Diário do Nordeste). Essas fontes têm forte presença online e costumam compartilhar as notícias nas redes sociais, como Instagram e Twitter. Os dados foram coletados com web scraping usando Python e a biblioteca BeautifulSoup 4.

Para avaliar a resposta marginal e a influência relativa do interesse público na seca e na tarifa de contingência sobre a demanda de água, uma análise de regressão foi realizada usando ambas como variáveis explicativas (Figura 4). A demanda de água foi prevista em função da demanda de água do mês anterior, do interesse público e do custo da tarifa de contingência do mês anterior. Os acessos de pesquisa do Google entre 2012 e 2017 para o termo “tarifa de contingência” e “seca” por usuários localizados em Fortaleza foram usados como proxy para o interesse público na escassez de água, da qual o componente de tendência foi extraído usando o método STL.

Figura 4: Estrutura da análise de regressão.



O algoritmo GBM foi usado para realizar a regressão. Para esta análise, utilizamos dados de 2012 (início da seca) a 2017. Note que aqui ajustamos o modelo utilizando apenas dados observados, ou seja, o custo contingente não é calculado iterativamente, pois nossa intenção não era construir um modelo preditivo, mas avaliar a importância das variáveis explicativas. Pelo mesmo motivo, a demanda sazonal de água não foi adicionada como um preditor. O conjunto de dados foi dividido aleatoriamente em 80% para treino e 20% para teste. Após obter o modelo de regressão, extraímos a resposta marginal de cada variável usando gráficos de dependência parcial e sua influência relativa. A influência relativa é medida com a redução do erro quadrático associado a cada variável, ou seja, quão pior seria o desempenho do modelo sem essa variável.

2.5.1. Gráfico de dependência parcial

O gráfico de dependência parcial (GDP) representa o efeito marginal das variáveis independentes na resposta de um modelo de aprendizado de máquina (Friedman, 1999). A dependência parcial da resposta em uma variável x_l é representada por:

$$\hat{f}_{x_l}(x_l) = E_{x_s}[\hat{f}(x_l, x_s)] = \int \hat{f}(x_l, x_s)P(x_s) dx_s \quad (14)$$

Onde x_i é a variável independente analisada no gráfico de dependência parcial, x_s é o subconjunto das outras variáveis de entrada do modelo de regressão \hat{f} e $P(x_s)$ é a densidade de probabilidade marginal de x_s . A função mostra o efeito da variável x_i na variável dependente, marginalizando as outras variáveis explicativas.

3. DADOS

Os dados mensais de demanda de água para o período de 2009 a 2017 de 45.141 residências foram fornecidos pela Companhia de Águas e Esgotos do Ceará (CAGECE). Essa análise se concentrou em residências com consumo de até 50 m³/mês. Foram excluídas as residências com consumo mensal de água inferior a 1 m³ por mês ou aquelas em que o consumo total de água entre 2009 e 2017 foi inferior a 5 m³. O processo de limpeza de dados reduziu o conjunto de dados para 37.689 observações.

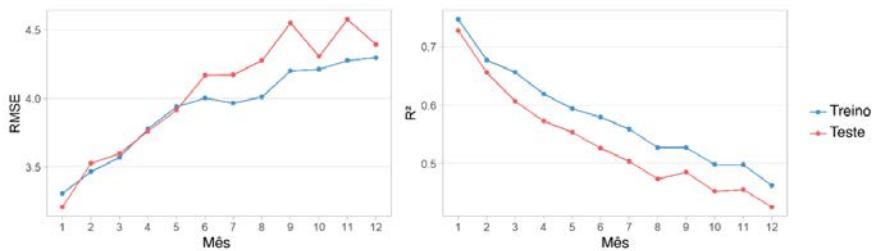
Os dados socioeconômicos do Censo 2010 foram usados para classificar os domicílios. A renda per capita média está disponível em nível de setor censitário, unidades territoriais que contêm um número máximo de domicílios que permitem a realização de levantamento por uma única pessoa (IBGE). Fortaleza está dividida em 3.043 setores censitários, sendo 2.586 deles atendidos pelo abastecimento de água da CAGECE.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O desempenho do modelo foi avaliado para cada mês do período de teste (Figura 5). O modelo apresentou previsões confiáveis em termos de RMSE e R² para um horizonte de curto prazo (1 a 6 meses à frente) e resultados satisfatórios para um horizonte de médio prazo (7 a 12 meses à frente). O componente autorregressivo foi o mais

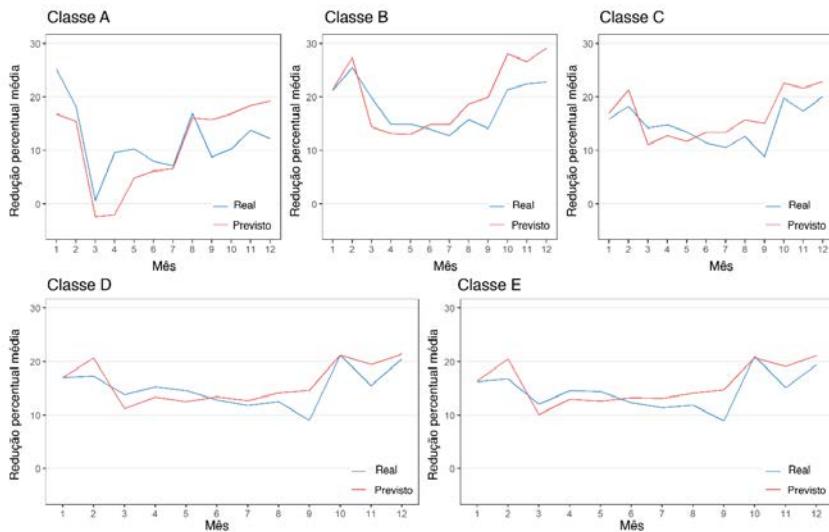
importante, ou seja, retirá-lo do modelo significaria um aumento significativo na função de perda. Isso sugere que a demanda de água é fortemente dependente do uso anterior.

Figura 5: Desempenho do modelo preditivo.



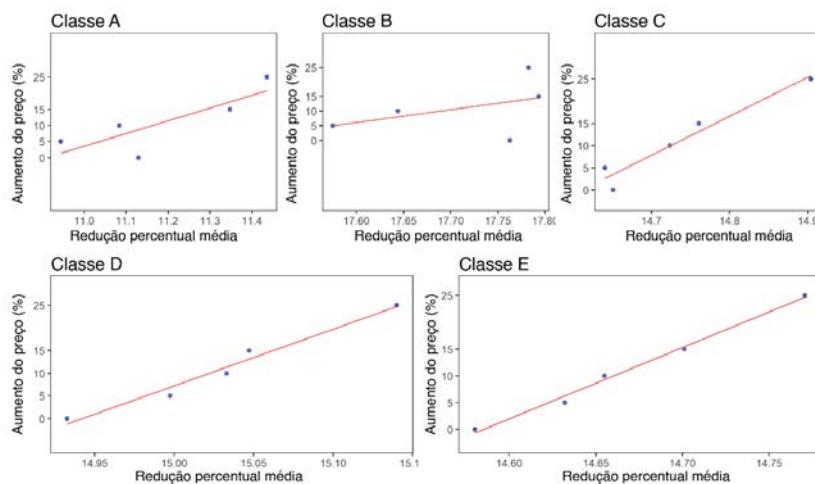
Uma comparação entre a redução percentual média prevista e observada na demanda residencial de água mostra que o modelo forneceu previsões precisas (Figura 6). Para esta análise, as residências foram agrupadas de acordo com sua classe socioeconômica, para avaliar a variação no desempenho do modelo e a redução percentual média na demanda de água. As classes D e E apresentaram comportamento bastante regular ao longo do ano, com redução média de 14,73% e 13,99%, respectivamente. As residências da classe B tiveram a maior redução na demanda de água: 17,58% ao longo ano. A classe A, com a menor redução (11,22% em média), apresentou pico em janeiro, mas quase nenhuma alteração em março.

Figura 6: Redução mensal real e prevista da demanda agregada de água para o ano de 2017 para cada classe socioeconômica.



A redução da demanda de água revelou-se inelástica à variação tarifária (Figura 7). Esses resultados sugerem que a própria tarifa contingente seria suficiente para estimular a redução do consumo de água em todas as classes socioeconômicas. No entanto, a política tem efeitos adversos para cada tipo de consumidor. Enquanto a tarifa de água representa menos de 1% da renda per capita média das classes A e B, é cerca de 23% da renda da classe E, que representa 37% dos domicílios (Tabela 3). As classes de renda mais baixa tiveram os menores consumos per capita durante o período de referência, mas ainda conseguiram reduzir sua demanda após a implementação da tarifa contingente. Exceto para os domicílios da classe B, nenhuma das classes alcançaria a meta de redução de 20%. A classe B também teve o maior consumo médio diário per capita (Tabela 3) durante o período base.

Figura 7: Elasticidade da redução da demanda de água em relação ao preço para cada classe socioeconômica.



Essas evidências concordam com outros estudos que também apontaram que a demanda de água é inelástica à variação de preço (Rinaudo et al. 2012; Deyà-Tortella et al. 2016). Além disso, Zhang et al. (2017) mostraram que políticas IBR não são eficazes para encorajar uma redução no consumo de água. Ma et al. (2014) indicaram que o grupo de renda mais alta não é sensível às mudanças de preço, enquanto os residentes do grupo de renda mais baixa respondem ao preço marginal. De Maria André e Carvalho (2014) encontraram valores semelhantes de elasticidade da demanda de água ao preço em Fortaleza usando dados coletados em campo.

De modo geral, os resultados indicam que a política de restrição pode ser injusta com as classes de renda mais baixa, para as quais a tarifa representa um percentual significativo de sua renda e ainda impõe uma redução em sua já baixa demanda per capita diária. Conforme afirma Bernoulli (1954), a percepção do benefício depende da percepção individual do custo. Portanto, um pequeno

aumento no custo da água tem um efeito mais significativo no valor econômico atribuído à água para as classes de renda mais baixa.

Em um cenário em que os clientes devem pagar uma taxa adicional pelo consumo excedente de água, o aumento da tarifa não parece afetar o comportamento do consumidor. Esse resultado pode ser explicado pelo fato de que os clientes podem estar no ponto crítico do bloco de tarifa ou sua disposição de pagar pela água aumenta em condições de seca, já que representa apenas uma pequena porcentagem de sua receita. A primeira é a explicação mais razoável para as classes D e E, enquanto a segunda é consistente com as classes de renda mais alta. Outro aspecto a ser considerado é a capacidade de reserva dos domicílios (caixas d'água ou cisternas, perfuração de poços privados), que é maior para clientes de maior renda (Grande et al. 2016), que podem conseguir manter seus padrões de consumo e ainda reduzir o volume de água do abastecimento público.

Tabela 3: Redução da elasticidade da demanda de água ao aumento de preços e características das classes socioeconômicas.

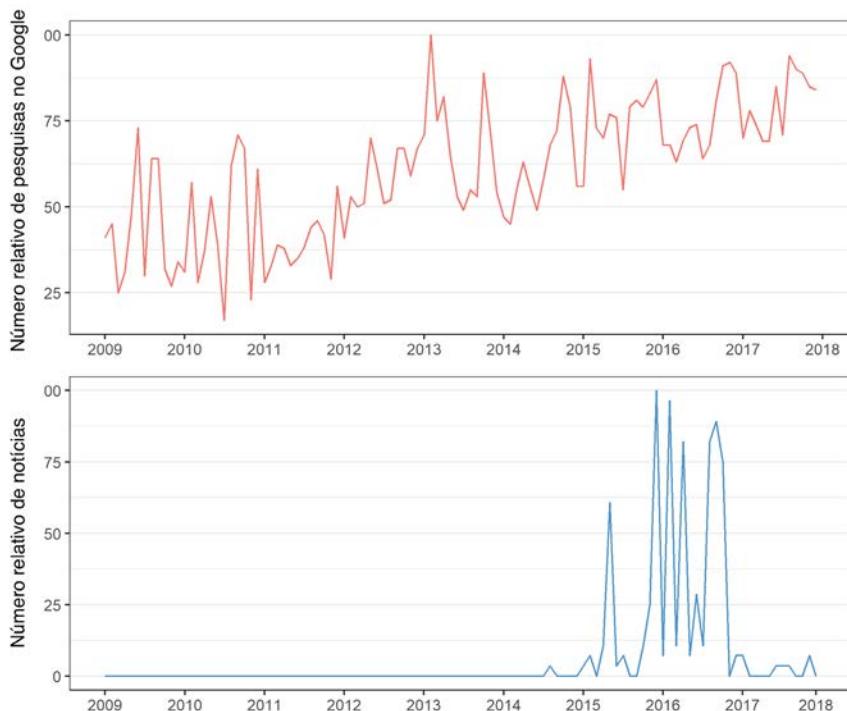
Classe socioeconômica	A	B	C	D	E
Elasticidade da demanda de água em relação ao preço	0.515	0.212	0.426	0.314	0.295
Número de residências	53	969	5,186	17,554	13,927
Porcentagem da tarifa de água em relação a renda média per capita (%)	0.46	0.89	2.00	3.77	22.97
Consumo per capita médio de água (L/hab/dia) para o período base	102.25	123.36	105.19	96.78	94.96
Consumo per capita médio de água (L/hab/dia) após as medidas tarifárias	90.06	104.99	92.37	84.60	83.69

É importante ter em mente que os consumidores não estão necessariamente cientes da estrutura da política de preços. Embora

a tarifa contingente esteja claramente expressa na conta de água, o esquema de tarifas por bloco crescente pode não ser tão claro para os consumidores.

Uma clara tendência de aumento do interesse público é observada após 2012 (quando a seca começou), enquanto o número de notícias relacionadas à medida de restrição atingiu o pico em 2016 (Figura 8). Embora isso possa significar que o público estava bem-informado sobre a política de preços, a conclusão não pode ser extrapolada para todos os clientes, uma vez que nem todos os domicílios têm acesso à Internet.

Figura 8: Interesse público e cobertura da mídia sobre a política tarifária de contingência.



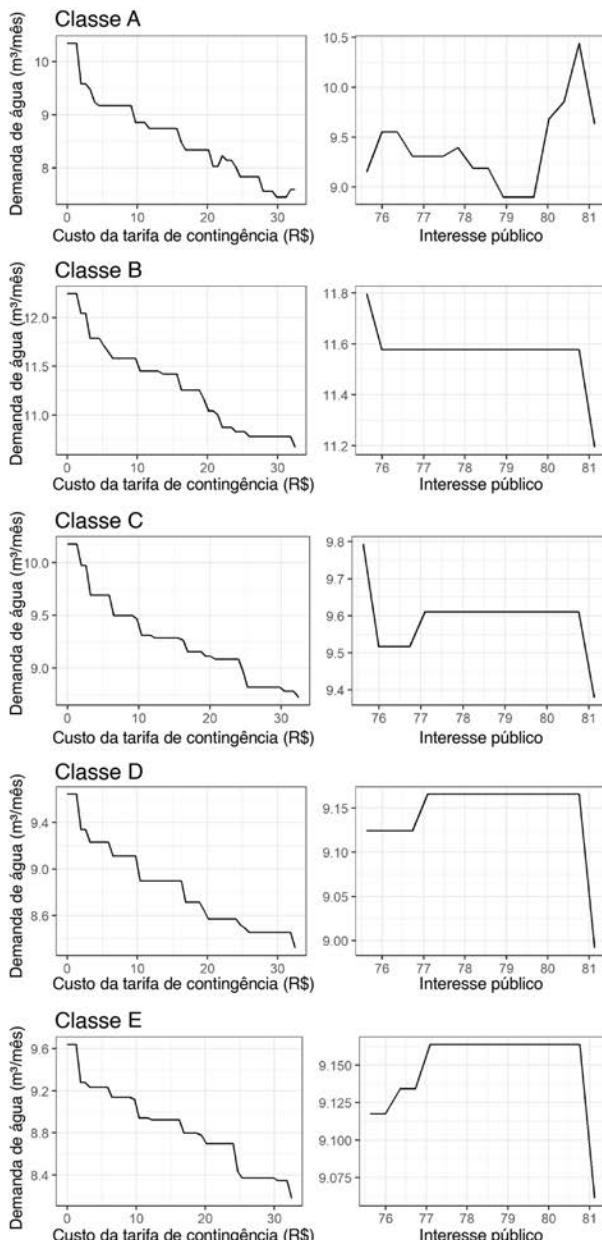
Uma análise de regressão entre a demanda de água, o interesse público, a tarifa de contingência e a demanda de água anterior foi realizada para cada classe socioeconômica (Tabela 4). Os valores de importância relativa implicam que um aumento no custo associado à tarifa contingente tem uma influência maior no comportamento do consumidor do que a informação sobre a seca. Além disso, os residentes com renda mais alta parecem ter uma resposta mais significativa tanto à tarifa contingente quanto às informações sobre a seca em comparação com os residentes de classes de renda mais baixa.

Tabela 4: Importância relativa das variáveis explicativas do modelo de regressão entre demanda de água, demanda de água anterior, interesse público e tarifa contingente.

Classe	A	B	C	D	E
Demanda de água anterior	85.87	95.78	98.31	98.67	98.55
Custo da tarifa de contingência	10.17	3.90	1.59	1.29	1.42
Interesse público (componente de tendência)	3.96	0.32	0.10	0.03	0.02
R ²	0.69	0.69	0.75	0.74	0.73
RMSE	4.37	4.08	3.26	3.01	3.05

GDPs foram plotados para cada modelo de regressão (Figura 9). Os resultados indicam que o custo da água tem relação inversa com a demanda de água para todos os domicílios, enquanto o aumento do interesse pela seca tem pouco efeito sobre os hábitos de consumo. Vale ressaltar que a classe A é a única que apresenta relação direta entre o interesse público pela seca e a demanda hídrica. No entanto, devemos ter cuidado ao interpretar esses resultados, uma vez que a classe A tem um baixo número de domicílios.

Figura 9: Gráficos de dependência parcial para o interesse público e o custo da tarifa contingente. Um modelo de regressão foi construído para cada classe socioeconômica. O interesse público é adimensional.



5. CONCLUSÕES

O objetivo principal desta pesquisa foi avaliar a influência de uma tarifa de contingência a partir de um modelo preditivo de demanda de água em Fortaleza, Brasil. O modelo continha um componente autorregressivo e variáveis correspondentes a sazonalidade do uso da água e do custo associado à tarifa contingente. Este estudo concluiu que a tarifa contingente foi efetiva e resultou em uma redução de 11-17% na demanda residencial de água. Além disso, a redução no consumo é inelástica ao aumento de preços em todas as classes socioeconômicas.

Esse estudo sugere que uma política de preços que associa o IBT a uma tarifa de contingência pode ser injusta para famílias de renda mais baixa, para as quais a tarifa representa uma grande porcentagem da renda familiar. As políticas de controle da demanda de água relacionadas ao preço são eficazes, enquanto a conscientização sobre a seca tem menos probabilidade de encorajar os consumidores a economizar água. O aumento do interesse público na seca não indica necessariamente que os consumidores estejam bem-informados sobre os riscos a ela associados. É fundamental que os usuários conheçam as estratégias de gestão dos recursos hídricos e as implicações de seus hábitos de consumo. Isso só pode ser alcançado se os aspectos da dinâmica social forem considerados na elaboração de planos e políticas de seca.

O modelo proposto aqui é flexível e pode ser útil para empresas de água que planejam implementar medidas relacionadas a preços para encorajar a redução da demanda de água. As previsões no nível residencial podem ser úteis para projetar políticas para diferentes classes de consumidores. O modelo preditivo pode ser usado para verificar em que medida as mudanças na política de preços podem influenciar a demanda de água.

6. REFERÊNCIAS

- Arbués, F., Barberán, R., Villanúa, I., 2004. Price impact on urban residential water demand: A dynamic panel data approach. *Water Resour. Res.* 40, W11402. <https://doi.org/10.1029/2004WR003092>
- Arbués, F., Barberán, R., 2012. Tariffs for urban water services in Spain: Household size and equity. *Int. J. Water Resour. Dev.* 28, 123–140. <https://doi.org/10.1080/07900627.2012.642235>
- Bernoulli, D., 1954. Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk. *Econometrica*, 22(1), 23. https://doi.org/10.1142/9789814293501_0002
- Braga, B., Kelman, J., 2020. Facing the challenge of extreme climate: the case of Metropolitan São Paulo. *Int. J. Water Resour. Dev.* 36, 278–291. <https://doi.org/10.1080/07900627.2019.1698412>
- Campos, J. N. B., Souza Filho, F. A., Lima, H. V. C., 2014. Risks and uncertainties in reservoir yield in highly variable intermittent rivers: case of the Castanhão Reservoir in semi-arid Brazil. *Hydrol. Sci. J.* 59, 1184–1195. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.836277>
- Chu, L., Grafton, R. Q., 2019. Policy Note: Short-term Pain for Long-term Gain: Urban Water Pricing and the Risk-adjusted User Cost. *Water Econ. Policy* 5, 1871005. <https://doi.org/10.1142/S2382624X18710054>
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., 1990. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *J. Off. Stat.* 6, 3–33. <https://doi.org/10.4236/ojs.2014.412048>
- Cominola, A., Nguyen, K., Giuliani, M., Stewart, R. A., Maier, H.R., Castelletti, A., 2019. Data Mining to Uncover Heterogeneous Water Use Behaviors From Smart Meter Data. *Water Resour. Res.* 55, 9315–9333. <https://doi.org/10.1029/2019WR024897>
- Dalhuisen, J. M., Florax, R. J. G. M., de Groot, H. L. F., and Nijkamp, P. 2003. Price and income elasticities of residential water demand: A meta-analysis. *Land Econ.*, University of Wisconsin Press, 79(2), 292–308. <https://doi.org/10.2307/3146872>
- de Maria André, D., Carvalho, J. R., 2014. Spatial Determinants of Urban Residential Water Demand in Fortaleza, Brazil. *Water Resour. Manag.*, 28(9), 2401–2414. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0551-0>
- Deyà-Tortella, B., Garcia, C., Nilsson, W., Tirado, D. 2016. The effect of the water tariff structures on the water consumption in

Mallorcan hotels. Water Resour. Res., 52(8), 6386–6403. <https://doi.org/10.1002/2016WR018621>

Espey, M., Espey, J., Shaw, W. D. 1997. Price elasticity of residential demand for water: A meta-analysis. Water Resour. Res., 33(6), 1369–1374. <https://doi.org/10.1029/97WR00571>

Friedman, J. H., 1999. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine Function estimation: Numerical optimization in function space. The Annals of Statistics, 1–10. <https://doi.org/10.2307/2699986>

García-Rubio, M., Ruiz-Villaverde, A., González-Gómez, F., 2015. Urban Water Tariffs in Spain: What Needs to Be Done? Water. 7, 1456–1479. <https://doi.org/10.3390/w7041456>

Garrone, P., Grilli, L., Marzano, R., 2019. Price elasticity of water demand considering scarcity and attitudes. Util. Policy, 59, 100927. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2019.100927>

Grafton, R.Q., Chu, L., Kompas, T., Ward, M., 2014. Volumetric water pricing, social surplus and supply augmentation. Water Resour. Econ. 6, 74–87. <https://doi.org/10.1016/j.wre.2014.07.001>

Grande, M. H. Del, De Oliveira Galvão, C., Miranda, L. I. B. De, Sobrinho, L. D. G., 2016. The perception of users about the impacts of water rationing on their household routines1. Ambiente e Sociedade, 19(1), 163–182. <https://doi.org/10.1590/1809-4422ASOC150155R1V1912016>

Greenwell, B.; Boehmke, B.; Cunningham, J., 2019. gbm: Generalized Boosted Regression Models, R Package Version 2.1.5.

Iplanfor, 2015. Fortaleza 2040. Prefeitura Municipal de Fortaleza, Brazil.

Lee, D., Derrible, S., 2020. Predicting Residential Water Demand with Machine-Based Statistical Learning. J. Water Resour. Plan. Manag. 146. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001119](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001119)

Luhmann, N., 2000. The Reality of the Mass Media, Stanford, Stanford University Press.

Mansur, E. T., Olmstead, S. M., 2012. The value of scarce water: Measuring the inefficiency of municipal regulations. J. of Urban Econ., 71(3), 332–346. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2011.11.003>

Matikinca, P., Ziervogel, G., Enqvist, J. P., 2020. Drought response impacts on household water use practices in Cape Town, South Africa. Water Policy, 22(3), 483–500. <https://doi.org/10.2166/wp.2020.169>

- Monteiro, H., Roseta-Palma, C., 2011. Pricing for scarcity? An efficiency analysis of increasing block tariffs. *Water Resour. Res.*, 47(6). <https://doi.org/10.1029/2010WR009200>
- Molinos-Senante, M., 2014. Water rate to manage residential water demand with seasonality: Peak-load pricing and increasing block rates approach. *Water Policy*. 16, 930-944. 10.2166/wp.2014.180.
- Molinos-Senante, M., Donoso, G., 2016. Water scarcity and affordability in urban water pricing: A case study of Chile. *Util. Policy*. 43, 107-116. 10.1016/j.jup.2016.04.014.
- Nunes Carvalho, T.M., de Souza Filho, F. de A., Porto, V.C., 2021. Urban Water Demand Modeling Using Machine Learning Techniques: Case Study of Fortaleza, Brazil. *J. Water Resour. Plan. Manag.* 147, 05020026. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001310](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001310)
- Olmstead, S. M., Michael Hanemann, W., Stavins, R. N. 2007. Water demand under alternative price structures. *J. of Environ. Econ. and Manag.*, 54(2), 181–198. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2007.03.002>
- Pesic, R., Jovanovic, M., Jovanovic, J., 2012. Seasonal water pricing using meteorological data: Case study of Belgrade. *J. Clean. Prod.* 37, 299–303. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2012.07.031>
- Pontes Filho, J.D., Souza Filho, F. de A., Martins, E.S.P.R., Studart, T.M. de C., 2020. Copula-Based Multivariate Frequency Analysis of the 2012–2018 Drought in Northeast Brazil. *Water*. 12, 834. <https://doi.org/10.3390/w12030834>
- Ruijs, A., 2009. Welfare and distribution effects of water pricing policies. *Environ. Resour. Econ.* 43, 161–182. <https://doi.org/10.1007/s10640-008-9228-6>
- Sharma, S.K., Vairavamoorthy, K., 2009. Urban water demand management: prospects and challenges for the developing countries. *Water Environ. J.* 23, 210–218. <https://doi.org/10.1111/j.1747-6593.2008.00134.x>
- Kam, J., Stowers, K., Kim, S., 2019. Monitoring of drought awareness from Google trends: A case study of the 2011–17 California drought. *Weather, Climate, and Society*, 11(2), 419–429. <https://doi.org/10.1175/WCAS-D-18-0085.1>
- Lee, D., Derrible, S. 2020. Predicting Residential Water Demand with Machine-Based Statistical Learning. *J. of Water Resour. Plan. and Manag.*, 146(1). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001119](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001119)

- Ma, X., Zhang, S., Mu, Q., 2014. How Do Residents Respond to Price under Increasing Block Tariffs? Evidence from Experiments in Urban Residential Water Demand in Beijing. *Water Resour. Manag.*, 28(14), 4895–4909. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0561-y>
- McDonald, R. I., Weber, K., Padowski, J., Flörke, M., Schneider, C., Green, P. A., et al., 2014. Water on an urban planet: Urbanization and the reach of urban water infrastructure. *Global Environ. Change*, 27(1), 96–105. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.04.022>
- Molinos-Senante, M., Donoso, G., 2016. Water scarcity and affordability in urban water pricing: A case study of Chile. *Util. Policy* 43, 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2016.04.014>
- Nauges, C., Whittington, D., 2017. Evaluating the Performance of Alternative Municipal Water Tariff Designs: Quantifying the Tradeoffs between Equity, Economic Efficiency, and Cost Recovery. *World Dev.* 91, 125–143. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2016.10.014>
- Orlowsky, B., Seneviratne, S.I., 2012. Global changes in extreme events: Regional and seasonal dimension. *Clim. Change* 110, 669–696. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0122-9>
- Pal, I., Anderson, B.T., Salvucci, G.D., Gianotti, D.J., 2013. Shifting seasonality and increasing frequency of precipitation in wet and dry seasons across the U.S. *Geophys. Res. Lett.* 40, 4030–4035. <https://doi.org/10.1002/grl.50760>
- Quesnel, K. J., Ajami, N. K. 2017. Changes in water consumption linked to heavy news media coverage of extreme climatic events. *Science Advances*, 3(10), e1700784. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1700784>
- Rinaudo, J. D., Neverre, N., Montginoul, M., 2012. Simulating the impact of pricing policies on residential water demand: A southern france case study. *Water Resour. Manag.*, 26(7), 2057–2068. <https://doi.org/10.1007/s11269-012-9998-z>
- Rietveld, P., Rouwendal, J., Zwart, B., 2000. Block rate pricing of water in Indonesia: An analysis of welfare effects. *Bull. Indones. Econ. Stud.* 36, 73–92. <https://doi.org/10.1080/00074910012331338983>
- Romano, G., Salvati, N., Guerrini, A., 2014. Factors Affecting Water Utility Companies' Decision to Promote the Reduction of Household Water Consumption. *Water Resour. Manag.*, 28(15), 5491–5505. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0818-5>

- Ward, F.A., Pulido-Velázquez, M., 2008. Efficiency, equity, and sustainability in a water quantity-quality optimization model in the Rio Grande basin. *Ecol. Econ.* 66, 23–37. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.08.018>
- Whittington, D., Nauges, C., 2020. An Assessment of the Widespread Use of Increasing Block Tariffs in the Municipal Water Supply Sector, in: Oxford Research Encyclopedia of Global Public Health. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190632366.013.243>
- Zhang, B., Fang, K. H., & Baerenklau, K. A. (2017). Have Chinese water pricing reforms reduced urban residential water demand? *Water Resour. Res.*, 53(6), 5057–5069. <https://doi.org/10.1002/2017WR020463>

ESTIMATIVAS DE VARIAÇÕES DE PRECIPITAÇÕES DEVIDO AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA

*Carla Beatriz Costa de Araújo
Francisco de Assis de Souza Filho
Jorge Soares Barbosa
João Dehon de Araújo Pontes Filho*

1. INTRODUÇÃO

O ciclo da água e as relações com o clima em ambiente urbano mudaram bruscamente no antropoceno (CRUTZEN; STOERMER, 2000; STEFFEN *et al.*, 2011). Na presente era, a humanidade tem exercido forte poder nos sistemas da Terra, como as mudanças climáticas, além da alteração de cursos de rios, impermeabilização de áreas, desmatamento, barragens, entre outros (STEFFEN *et al.*, 2011; HAMILTON *et al.*, 2015). Porém, o clima e o ciclo água nos ambientes antropizados exercem forte poder sobre o desenvolvimento das cidades, pois podem ser fatores causadores de transtornos à população, citando-se: secas e cheias, inundações urbanas, ilhas de calor, entre outros.

As cidades e os diferentes sistemas que as compõem devem ser pensados de forma a conviver com a água e os fatores climáticos. O desenvolvimento das soluções para os problemas modernos de engenharia requer projetos robustos que incorporem a variabilidade climática de forma a atender às demandas para qual foram idealizados. Por isso, para grandes centros urbanos, como Fortaleza, as estimativas de variações de precipitação devido as mudanças climáticas, como as apresentadas neste trabalho, são de grande importância.

2. CLIMA E HIDROLOGIA

O clima é o conjunto de condições atmosféricas (precipitação, temperatura, radiação, entre outros) que caracteriza um dado local, devido a influência que exerce sobre a vida na Terra. Para o desenvolvimento dos projetos de engenharia é muito importante a caracterização do clima da região onde serão executados, a fim de garantir que sejam corretamente implementados.

A caracterização climática de uma região não pode ser considerada de forma estacionária, pois, as relações modernas da sociedade e ambiente têm mostrado a capacidade da civilização contemporânea de alterar o meio ambiente na escala global. Isso pode ser evidenciado pelas emissões em larga escala de dióxido de carbono que alteram o balanço energético do planeta, e pelas alterações inegavelmente antropogênicas na camada de ozônio (STEFFEN *et al.*, 2011).

De acordo com Meybeck (2003), em algumas regiões do planeta, o sistema terrestre é atualmente mais controlado por forçantes (variáveis que condicionam o sistema) antropogênicas do que naturais. De tal forma que, as pressões humanas chegaram a um estado em que o ciclo hidrológico continental não pode mais ser considerado como sendo controlado apenas por processos do sistema terrestre, evidenciando assim uma nova época, denominada: Antropoceno.

2.1. Variabilidade e Mudanças Climáticas

Denomina-se variabilidade climática: a variação do clima em função dos condicionantes naturais do globo terrestre e suas interações (TUCCI, 2002). Já a modificação climática diz respeito às alterações da variabilidade climática devido às atividades humanas.

Em geral, a avaliação dos processos hidrológicos em diferentes estudos é baseada na homogeneidade das séries hidrológicas (as

estatísticas da série hidrológica não modificam ao longo do tempo). Porém, tem-se observado que a dinâmica na realidade é a não-homogeneidade das séries que tem aparecido devido a causas isoladas e combinadas (TUCCI, 2002).

O *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC) define as mudanças climáticas como alterações no clima, que podem ser identificadas por mudanças na média e/ou variação das suas propriedades, e que persistem por longos períodos, normalmente por décadas. A mudança climática pode ser proveniente de processos naturais do próprio planeta, por forças externas, ou das alterações antrópicas que modificam a composição da atmosfera e/ou do uso do solo (UNISDR, 2009).

As mudanças climáticas observadas nas grandes cidades são, em geral, um aumento de temperatura, que tende a aumentar a capacidade da atmosfera de reter água, levando a precipitações mais intensas (PHILLIP, 2011). Ademais, as mudanças na temperatura do ar também influenciam as taxas de evaporação e transpiração, alterando a capacidade de retenção de água dos solos e da vegetação. Essas modificações têm impacto nos sistemas urbanos, principalmente no escoamento das águas pluviais, visto que o amortecimento e infiltração naturais do escoamento se tornam desbalanceados. Efeito similar também pode ser causado por mudanças na precipitação média, o que leva a diferenças na saturação de umidade do solo.

As alterações observadas em eventos climáticos extremos refletem a influência das mudanças climáticas causadas por fatores antropogênicos, além da variabilidade climática natural (SABÓIA et al., 2017). De acordo com as projeções climáticas futuras, o aumento na temperatura média da superfície causará grandes mudanças na precipitação média anual de quase todo o planeta. Bates et al. (2008) afirmam ainda ser possível que o aumento da temperatura média global, observado nas últimas décadas, cause alterações no ciclo

hidrológico, por meio de modificações dos padrões de precipitação e evapotranspiração capazes de impactar diretamente a umidade do solo, a reserva subterrânea e a geração do escoamento superficial.

Vuuren *et al.* (2011) desenvolveram para o IPCC possíveis cenários RCPs (*Representative Concentration Pathways*) para identificar de que forma as mudanças climáticas ocorrerão no futuro. Os cenários estimam valores das RFs (*Radiative Forcing*) até o ano 2100, estes baseiam-se nas possíveis modificações dos agentes promotores das mudanças climáticas (principalmente o CO₂). Na Tabela 2:1 são apresentados os quatro cenários de mudanças climáticas estimados para o futuro, são eles: RCP 2,6; RCP 4,5; RCP 6 e RCP 8,5.

Tabela 2.1: Resumo dos possíveis cenários de RCPs

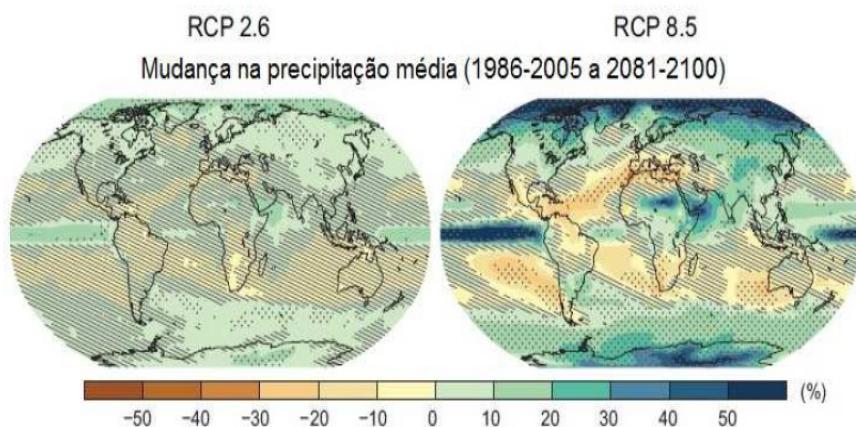
Cenário	Descrição	Concentração equivalente de CO ₂
RCP 8,5	Crescimento da RF até 8,5 W/m ² até 2100	1370 ppm
RCP 6,0	Estabilização após 2100, sem ultrapassar 6 W/m ²	850 ppm
RCP 4,5	Estabilização após 2100, sem ultrapassar 4,5 W/m ²	650 ppm
RCP 2,6	Estabilização após 2100, sem ultrapassar 2,6 W/m ²	490 ppm

Fonte: IPCC (2013) *apud* Sabóia (2016)

As análises indicam que o cenário RCP 8,5 é o que possui a maior probabilidade de ocorrência, sendo o mais conservador e pessimista. Nessa condição não existirão medidas políticas voltadas para o desenvolvimento sustentável, mesma tendência apresentada pelo RCP 6. O RCP 4,5 está associado a uma baixa taxa de emissão de gases do efeito estufa e a existência de uma quantidade regular de medidas político-ambiental aplicada nos países. O RCP 2,6 é a perspectiva mais otimista e neste cenário foram consideradas que existirão políticas ambientais mais rigorosas e eficientes, levando a uma diminuição na emissão de poluentes (VUUREN *et al.*, 2011).

Os estudos apontam que as mudanças nos cenários RCPs podem afetar consideravelmente todo o regime de chuvas do planeta. Conforme pode-se observar na Figura 2.3, mesmo no cenário mais otimista, ocorrerão alterações nas médias pluviométricas em todos os locais do globo terrestre. De uma maneira geral, os estudos apontam que, no futuro, as diferenças de precipitações entre regiões secas e úmidas tendem a aumentar, além disso sugerem que eventos de precipitações extremas se tornarão cada vez mais comuns (EMORI e BROWN, 2005; IPCC, 2013).

Figura 2.3: Mudança na precipitação média (%) com relação aos cenários RCP



Fonte: IPCC (2013) *apud* Sabóia (2016)

2.1.1. Modelagem Climática - CMIP 5

Desde setembro de 2008, 20 grupos de modelagem climática de todo o mundo têm desenvolvido conjuntos de experimentos coordenados de modelos climáticos. Essas experiências compreendem

a quinta fase do “*Couple Model Intercomparison Project*” (CMIP5). O apoio do CMIP5 seguiu um estágio de planejamento que envolve ampla participação da comunidade (MEEHL e HIBBARD 2007; HIBBARD et al. 2007) que levou a uma proposta de consenso para realizar um conjunto de simulações climáticas focadas nas principais lacunas e compreensão das mudanças climáticas passadas e futuras (TAYLOR et al., 2012).

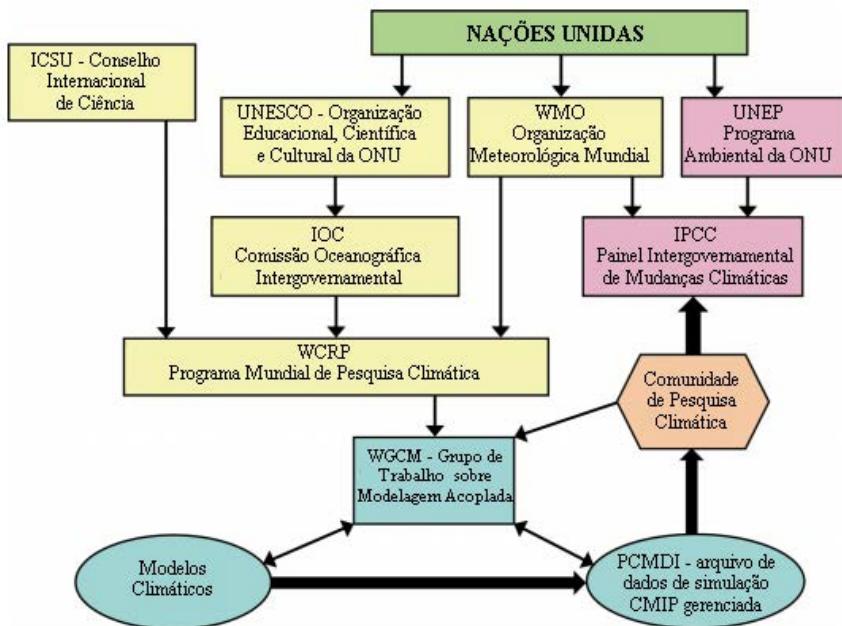
O CMIP5 baseia-se nos sucessos das fases anteriores do CMIP (MEEHL et al., 2000, 2005). Conforme indicado por Taylor et al. (2012), o CMIP5 fornece uma variedade de futuros climáticos simulados (caracterizando as próximas décadas a séculos), podendo ser utilizado como base para explorar as mudanças climáticas e seus impactos em questões políticas e problemas de considerável interesse e relevância para a sociedade.

A estratégia CMIP5 inclui dois tipos de experimentos de modelagem de mudanças climáticas (MEEHL et al., 2009):

1. integrações de longo prazo (escala de tempo do século);
2. integrações de curto prazo (10 a 30 anos), também chamadas de experimentos de previsão decadal.

As atividades do CMIP são organizadas pelo WGCM (*World Climate Research Programme*), que representa os grupos de modelagem. Como parte do processo de planejamento, o WGCM recebeu contribuição substancial de potenciais usuários do modelo, como por exemplo, cientistas que estudam impactos das mudanças climáticas e formuladores de políticas. A Figura 2.4 mostra as organizações internacionais que têm interesse no CMIP e participam do desenvolvimento dos modelos climáticos (TAYLOR et al., 2012).

Figura 2.4: CMIP e organizações estabelecidas para coordenar atividades de pesquisa climática internacionalmente com o IPCC, os centros de modelagem e a comunidade de pesquisa climática



Fonte: Adaptado de Taylor *et al.* (2012)

3. ASPECTOS CLIMÁTICOS E HIDROLÓGICOS DA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA

As características climáticas da RMF, assim como o Nordeste brasileiro, são representadas pela sazonalidade das chuvas e por elevadas temperaturas o ano todo. Conforme Magalhães *et al.* (2011) ressaltam, a RMF se encontra mais próxima ao oceano, sofrendo influência marítima e, consequentemente, apresenta temperaturas mais amenas do que outras regiões do interior do Estado. A região apresenta, ainda, um índice de pluviosidade média anual de aproximadamente 1500 mm, com período chuvoso predominante entre os meses de janeiro a maio.

Magalhães (2011) explica que a baixa altimetria da região favorece a entrada dos sistemas atmosféricos provenientes do oceano. As regiões das serras de Maranguape e Pacatuba formam barreiras topográficas que são capazes de gerar chuvas orográficas apenas em condições de contato com nuvens de baixa altitude. O mesmo autor afirma também que as atividades humanas, sobretudo a partir de meados do século XX, são responsáveis por muitas mudanças na paisagem da região metropolitana através do desmatamento, agricultura, urbanização e industrialização que refletem diretamente na configuração climática em escala local.

Conforme apresentado na Figura 3.4, as regiões climáticas da RMF podem ser divididas em: Clima Tropical Quente Semiárido, Clima Tropical Quente Úmido, Clima Tropical Quente Subúmido e Clima Tropical Quente Semiárido Brando (IPECE, 2017).

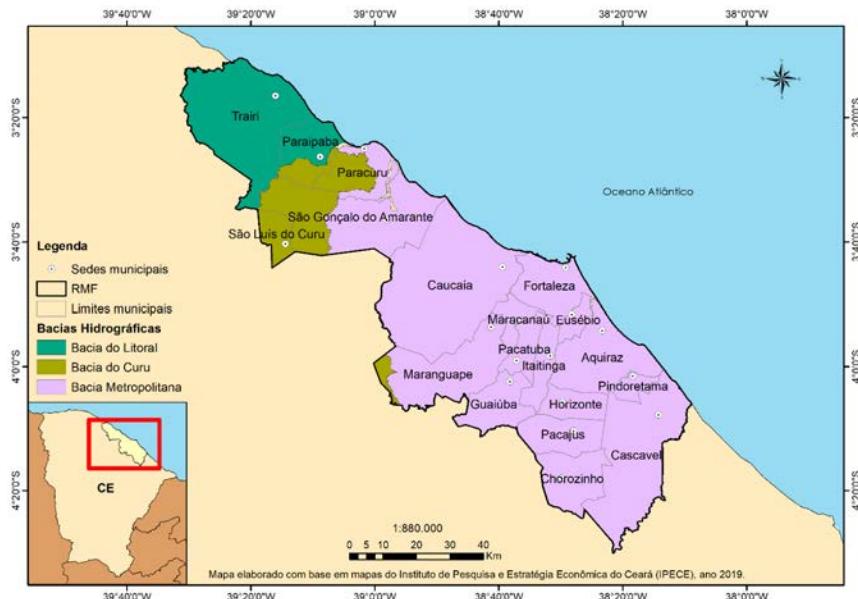
Figura 3.4: Clima Região Metropolitana de Fortaleza



Fonte: Elaboração Própria (Dados IPECE, 2017)

Na Figura 3.5 é possível observar as bacias hidrográficas da Região Metropolitana de Fortaleza, estas podem ser divididas em: Bacia do Litoral, Bacia do Curu e Bacia Metropolitana.

Figura 3.5: Bacias Hidrográficas Região Metropolitana de Fortaleza



Fonte: Elaboração Própria (Dados IPECE, 2017)

4. METODOLOGIA

Para o modelo climático, as principais condições analisadas foram as precipitações, considerando o clima atual e o clima futuro. A escolha de estudar as projeções climáticas futuras foi feita, uma vez que ao utilizar apenas dados climáticos históricos, assume-se que o clima é estacionário com o tempo, porém, as mudanças climáticas desafiam essa suposição de estacionariedade. Desta forma, o uso de dados históricos é insuficiente para a previsão das condições climáticas em projetos robustos.

No entanto, incorporar projeções climáticas ao projeto de pavimentos não é um exercício trivial. A integração das mais recentes simulações de modelos climáticos globais em modelos de pavimento é uma tarefa complexa (STONER *et al.*, 2019). Para os modelos de mudanças climáticas foram utilizados de 5 *General Circulation Models* (GCMs) para a região estudada (Tabela 4:1), considerando as projeções RCPs 4.5 e 8.5 (Tabela 2:1) do CMIP5. Esses modelos foram escolhidos por terem sido avaliados por Silveira *et al.* (2013) quanto à sua capacidade de representação dos padrões de variação da precipitação no século XX sobre o nordeste setentrional do Brasil. Silveira *et al.* (2016) também estudaram projeções das precipitações futuras na bacia do Rio São Francisco, além de terem sido utilizadas por Sabóia *et al.* (2017) para aplicações na cidade de Fortaleza.

Tabela 4:1: GCMs utilizados

Designação do Modelo	País	Instituição ou Agência
BCC-CM1	China	<i>Beijing Climate Center</i>
CanESM2	Canadá	<i>Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis</i>
CESM1-CAM4	USA	<i>National Center of Atmospheric Research</i>
inmcm4	Rússia	<i>Institute for Numerical Mathematics Climate Model 4</i>
MIROC5	Japan	<i>Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology</i>

Fonte: Elaboração própria

5. RESULTADOS

Para os cenários de mudança climática, foram realizadas as projeções de precipitações para os anos de 2031 a 2070 usando os 5 *General Circulation Models* apresentados na Tabela 4:1 e

considerando os cenários RCP's 4.5 e 8.5 do CMIP5. Esses resultados foram ajustados por meio da distribuição gama.

O cenário RCP 8.5 é o mais conservador e pessimista, porém, conforme descrito por Vuuren *et al.* (2011) é o que possui a maior probabilidade de acontecer. Para a região em estudo, observa-se, nesse cenário, uma maior frequência de anos com precipitações abaixo da média histórica para todos os modelos analisados. Os modelos BCC-CSM1 (RCP 8.5), CanESM2 (RCP 8.5) e CESM1-CAM5 (RCP 8.5) apontam ainda para uma redução das precipitações mínimas.

Conforme exposto anteriormente, o cenário RCP 4.5 está associado a uma baixa taxa de emissão de gases do efeito (comparadas ao cenário RCP 8.5) estufa e considera que haverá uma quantidade regular de medidas político-ambientais aplicadas pelos países (VUUREN *et al.*, 2011). A maioria dos modelos (BCC-CSM1, CanESM2, CESM1-CAM5, inmcm4), para esse cenário, indica que para RMF também deverá haver uma maior frequência de anos com precipitações abaixo da média histórica. Já o modelo MIROC5 (RCP 4.5) projeta uma maior frequência de precipitações acima da média histórica.

Para comparar e analisar os resultados, foram calculadas as anomalias de precipitação mínima, média e máxima, calculadas conforme as Equações 4.1, 4.2 e 4.3 (Tabela 5:3 e Tabela 5:4).

As anomalias de precipitação mínima para as projeções dos cenários RCP 8.5 e RCP 4.5 são divergentes. Para o RCP 8.5, as anomalias de precipitação mínima variam de -23% a 9%, porém 4 dos 5 modelos indicam anomalias negativas. Já para o RCP 4.5 a variabilidade das anomalias é muito maior, de -73% a 29%, apresentando 3 modelos com anomalias positivas.

Para as anomalias de precipitação média, todas as projeções RCP 8.5 apresentam valores negativos (-2% a 22%). Nos cenários

RCP 4.5 essas anomalias para o Modelo inmcm4 apontam que não haverá alteração, enquanto os Modelos BCC-CSM1, CanESM2, CESM1-CAM5 apresentam anomalias negativas e o Modelo MIROC5 é o único que indica valores de anomalia positiva.

No período de 2031 a 2070, as projeções dos cenários de precipitações máximas RCP 4.5 e RCP 8.5 são muito semelhantes. Os modelos apontam valores de anomalia entre -17% e 5%.

Tabela 5.3: Anomalias de Precipitações Máxima, Média e Mínima para os Cenários de Mudança do Clima Século XXI (2031-2070) – RCP 8.5

	BCC-CSM1	CanESM2	CESM1-CAM5	inmcm4	MIROC5
Mínimo	-21%	-23%	-28%	9%	-15%
Média	-11%	-22%	-16%	-2%	-3%
Máximo	-5%	-6%	4%	-2%	-17%

Fonte: Elaboração Própria

6. CONCLUSÕES

Os modelos de mudança climática indicam, de forma geral, que para o século XXI (2031-2070), a Região Metropolitana de Fortaleza estará submetida a uma maior frequência de anos com precipitação abaixo da média. As precipitações máximas podem chegar a reduções de até -17% e a um aumento máximo de 5%. Porém, a maioria dos modelos indica que essas devem ocorrer em menor frequência.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BATES, B. et al. **Climate Change and Water.** IPCC Technical Paper VI. Inter-governmental Panel on Climate Change (IPCC) Secretariat, Geneva, Switzerland, 210 pp, 2008.

CRUTZEN, P. J.; STOERMER, E. F. The 'Anthropocene', **Global Change Newsletter**, v. 41, p. 17-18, 2000.

- EMORI, S.; BROWN, S. J. Dynamic and thermodynamic changes in mean and extreme precipitation under changed climate. *Geophys. Res. Lett.*, 32, L17706, 2005.
- HAMILTON, C.; BONNEUIL, C.; GEMENNE, F. **The Anthropocene and the Global Environmental Crisis**. London/New York: Routledge, 2015.
- HIBBARD, K. A.; G. A. MEEHL; COX P.; P. FRIEDLINGSTEIN, P. A strategy for climate change stabilization experiments. *Eos, Trans. Amer. Geophys. Union*, p.88, 2007. doi:10.1029/2007EO200002.
- INSTITUTO DE PESQUISA E ESTRATÉGIA ECONÔMICA DO CEARÁ – IPECE. **Perfil das Regiões de Planejamento Grande Fortaleza – 2017**. Disponível em: http://www2.ipece.ce.gov.br/estatistica/perfil_regional/2017/PR_Grande_Fortaleza_2017.pdf, Acesso em: 10 set. 2019
- INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE - IPCC. **Climate Change 2013: The Physical Science Basis**. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T. F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.
- MAGALHÃES, B. et al. Comportamento Climático da Região Metropolitana de Fortaleza. *Revista de Geografia da UFC*. Vol. 10(23), p. 129-145, 2011.
- MEEHL, G. A. et al. Decadal prediction: Can it be skillful? *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 90, p.1467–1485, 2009.
- MEEHL, G. A.; C. COVEY; B. MCAVANEY; M. LATIF; R. J. STOUFFER. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 86, p.89–93, 2005.
- MEEHL, G. A.; G. J. BOER; C. COVEY; M. LATIF; R. J. STOUFFER. The Coupled Model Intercomparison Project (CMIP). *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, vol. 81, p.313–318, 2000.
- MEEHL, G. A.; K. A. HIBBARD. **A strategy for climate change stabilization experiments with AOGCMs and ESMS**. WCRP Informal Rep. 3/2007, ICPO Publ. 112, IGBP Rep. 57, 35 pp, 2007.
- MEYBECK M. Global analysis of river systems: from earth system controls to Anthropocene controls. *Philosophical Transactions of the Royal Academy B*, p. 1935-1955, 2003.
- PHILLIP, R. **Kit de Treinamento SWITCH: Gestão Integrada das Águas na Cidade do Futuro. Módulo 4 – MANEJO DE ÁGUAS PLUVIAIS: Explorando opções**. 1. ed. São Paulo, 54p, 2011.

SABÓIA, M. A. M. **Estratégia Robusta para a Gestão de Drenagem Urbana em Cenário de Mudança do Clima.** 2016. Tese (Doutorado em Engenharia Civil - Recursos Hídricos) - Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2016.

SABÓIA, M. A. M.; SOUZA FILHO, F. A.; ARAÚJO JÚNIOR, L. M.; SILVEIRA, C. da S. Climate changes impact estimation on urban drainage system located in low latitudes districts: a study case in Fortaleza-CE. **RBRH**, vol. 22(0), 2017.

SILVEIRA, C. S.; SOUZA FILHO, F. A.; COSTA, A. C.; CABRAL, S. L. Avaliação de desempenho dos modelos do CMIP5 quanto à representação dos padrões de variação da precipitação no século XX sobre a região Nordeste do Brasil, Amazônia e Bacia do Prata e análise das projeções para o cenário RCP8.5. **RBMET – Revista Brasileira de Meteorologia**, Vol. 28, n. 3, pp. 317-330, 2013.

SILVEIRA, C. S.; SOUZA FILHO, F. A.; MARTINS, E. S. P. R.; OLIVEIRA, J. L.; COSTA, A. C.; NOBREGA, M. T.; SOUZA, S. A.; SILVA, R. F. V.; Mudanças climáticas na bacia do rio Francisco: Uma análise para precipitação e temperatura. **RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Vol. 21, n.2, pp. 416-428, 2016.

STEFFEN, W. et al. The Anthropocene: conceptual and historical perspectives. **Philosophical Transactions of The Royal Society**, p. 842-867, 2011.

STONER, A. M. K. et al. Quantifying the Impact of Climate Change on Flexible Pavement Performance and Lifetime in the United States. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, v. 2673, n. 1, p.110-122, 2019.

TAYLOR, K. E.; STOUFFER, R. J.; MEEHL, G. A. An Overview of CMIP5 and the Experiment Design. **Bulletin of The American Meteorological Society, American Meteorological Society**, v. 93, n. 4, p.485-498, 2012.

TUCCI, C. E. M. **Impactos da variabilidade climática e uso do solo sobre os recursos hídricos.** Fórum Brasileiro de Mudanças Climáticas–Câmara Temática de Recursos Hídricos, Brasília, 2002.

UNISDR. **Terminology on Disaster Risk Reduction.** United Nations International Strategy for Disaster Reduction, Geneva, Switzerland, 2009.

VUUREN, D. P.; EDMONDS, J.; KAINUMA, M.; RIAHI, K.; THOMSON, A.; HIBBARD, K.; ROSE, S. K. The representative concentration pathways: an overview. **Climatic Change**, v. 109, n. 1-2, p. 5-31, 2011.

MODELAGEM DA IMPLANTAÇÃO DE TÉCNICAS DE DRENAGEM SUSTENTÁVEL EM BACIAS URBANAS

Luma Gabriela Fonseca Alves

Maria Eduarda Barbosa da Veiga

Carlos de Oliveira Galvão

Universidade Federal de Campina Grande

1. INUNDAÇÕES EM BACIAS URBANAS

Um dos impactos ambientais da expansão urbana é a constante impermeabilização do solo, através do asfaltamento, calçamento de ruas e calçadas, cimentação de quintais e jardins, da própria construção das edificações e dos telhados. Em decorrência dessa ação, a parcela de água que iria infiltrar é convertida em escoamento superficial direto (TUCCI, 2008). São gerados, assim, maiores picos de vazões em um menor período de tempo, se comparados às condições naturais da bacia. Como resultado, são geradas as enchentes, alagamentos e inundações.

Segundo Tucci (2008), os registros históricos das inundações são tão antigos quanto o desenvolvimento dos conglomerados urbanos, sobretudo em função do estabelecimento da malha urbana ao longo dos leitos dos rios. Em áreas ocupadas por atividades humanas, a presença da água empoeada promove perdas sociais e econômicas, tais como avarias as áreas edificadas, danos à estrutura, depreciação do meio, propagação de doenças de veiculação hídrica e pauperização populacional por meio das perdas de imóveis e bens (MIGUEZ et al., 2015).

Deste modo, as alterações no ciclo hidrológico alteram drasticamente os níveis de conforto urbano, principalmente em locais que apresentam pouca infraestrutura, o que dificulta a sua capacidade de mitigar problemas decorrentes de eventos extremos. Segundo Tucci (2008), a maioria dos problemas relativos às inundações e alagamentos é consequência de uma visão distorcida do controle por parte dos profissionais e do poder público, que ainda priorizam projetos localizados, sem uma visão integrada da bacia e dos aspectos sociais e institucionais das cidades.

2. A DRENAGEM SUSTENTÁVEL

O sistema tradicional de drenagem traz alguns inconvenientes para as bacias urbanas, um deles, segundo Peixoto (2011), é o aumento da velocidade escoamento nos elementos de drenagem, que acarreta em inundações e alagamentos nas áreas a jusante. Ainda segundo Peixoto (2011), grande parte das obras hidráulicas convencionais, como canais e galerias de concreto, não erradicam as enchentes de forma definitiva, uma vez que estas medidas se tornam defasadas ao longo do tempo devido ao crescimento acelerado e constante das cidades. Além disso, continuar aumentando a capacidade desses sistemas de forma a suprir cada vez mais altas demandas de água das chuvas é inviável financeiramente (WOODS-BALLARD et al., 2015).

Os sistemas compensatórios, alternativos ou sustentáveis de drenagem urbana, se diferenciam do manejo tradicional das águas pluviais, por se basearem no processo de infiltração e retenção das águas o mais próximo possível do local onde a precipitação incidiu no solo e não em seu escoamento rápido. Acarretam, com isso, uma diminuição no volume e na velocidade desse escoamento, na redução das vazões de pico e no aumento do tempo de concentração,

e no rearranjo temporal das vazões, além de provocarem uma significativa melhoria na qualidade das águas pluviais (SLETTØ, 2019; FLETCHER, 2015).

Estas medidas possibilitam tanto o amortecimento da vazão e a recuperação do hidrograma das condições naturais da bacia, quanto a mitigação da vulnerabilidade à inundação e ao alagamento de forma descentralizada ao longo da bacia. Tais técnicas consideram os impactos da urbanização de forma global, buscando compensar os efeitos da mesma e tomando a bacia hidrográfica como base de planejamento, a fim de evitar a rápida transferência do escoamento das águas superficiais para as áreas a jusante (BAPTISTA et al., 2011).

Esta forma de intervenção no meio urbano visando mitigar os efeitos das chuvas intensas pode ser chamada de Sistemas de Drenagem Urbana Sustentáveis, ou *Sustainable Urban Drainage Systems* (SUDS). Porém, também são encontrados na literatura outros termos para referenciar técnicas com o mesmo princípio de abordagem sustentável, como Infraestruturas Verdes ou *Green Infrastructure* (GI), *Low Impact Development* (LID) e *Water Sensitive Urban Design* (WSUD) (LAMOND et al., 2015). Estas técnicas são propostas como uma forma de integrar o gerenciamento das águas superficiais no planejamento das cidades, a fim de proteger o ambiente e de criar locais de alta qualidade e sustentáveis para a comunidade (WOODS-BALLARD et al., 2015).

No que diz respeito à tendência ambientalista representada nos SUDS, é possível citar como frentes de ação: i) racionalização do uso da água; ii) redução do seu consumo; iii) tratamento de efluentes dos sistemas sanitários, abastecimento de água e manejo de águas pluviais; iv) retomada da condição natural dos cursos d'água degradados; v) controle dos potenciais geradores de escoamento superficial. Woods-Ballard et al. (2007) elucidam quais as técnicas

recomendáveis para a restauração dos processos naturais (Quadro 1). Além disso, também é necessária a investigação da combinação das intervenções, para avaliar a eficácia conjunta em termos da mitigação dos danos.

Quadro 1: Diferentes técnicas utilizadas pelos SUDS

Infiltração	Faixas de infiltração (<i>filter strips</i>)
	Poço de infiltração (<i>soakaway / dry well</i>)
	Trincheira preenchida com pedras (<i>trench</i>)
	Pavimentos permeáveis (<i>permeable pavements</i>)
	Sistemas geocelular / modular (<i>geocellular / modular systems</i>)
	Filtros de areia (<i>sand filters</i>)
	Bacia de infiltração (<i>infiltration basin</i>)
	Biorretenção (<i>bioretention / stormwater bump-out</i>)
	Jardim de chuva (<i>rain garden</i>)
Detenção / Atenuação	Telhado verde (<i>green roof</i>)
	Tonel de água (<i>water butts</i>)
	Aproveitamento de águas pluviais (<i>rainwater harvesting</i>)
	Depressões (<i>swales</i>)
	Sistema geocelular / modular (<i>geocellular / modular systems</i>)
	Filtros de areia (<i>sand filters</i>)
	Bacia de infiltração (<i>infiltration basin</i>)
	Bacia de detenção (<i>detention basin</i>)
	Lago ou Tanque (<i>pond</i>)
	Pântano de águas pluviais (<i>stormwater wetlands</i>)
Transporte	Praça ou Cruzamento afundado (<i>sunken square</i>)
	Trincheira preenchida com pedras (<i>trench</i>)
	Depressões (<i>swales</i>)
	Pavimentos permeáveis (<i>permeable pavements</i>)

Fonte: Woods-Ballard et al. (2007); Digman et al. (2012)

No contexto do planejamento urbano, portanto, a drenagem urbana praticada de forma sustentável é considerada uma importante integrante do sistema de infraestrutura urbana, uma vez que influencia de maneira considerável no uso e ocupação do solo, exigindo a análise dos parâmetros estruturais de projeto e de gestão de suas técnicas. Além dos ganhos urbanos e ambientais, através do amortecimento dos danos que podem acontecer durante os eventos chuvosos, as técnicas de drenagem sustentável também podem estar associadas a áreas de lazer e paisagísticas, integrando funcionalidade e bem-estar humano e ambiental (FLETCHER, 2015).

De acordo com Woods-Ballard et al. (2015) há vários critérios que precisam ser levados em consideração no desenvolvimento e aplicação das técnicas de SUDS. Um desses critérios é gerenciar os riscos de alagamento através do recebimento da água superficial na superfície da bacia. Para isso, é importante que haja oportunidades para a água infiltrar no meio urbano, através de técnicas compensatórias de infiltração. Porém, se somente a infiltração não for capaz de reduzir suficientemente o volume de água superficial é recomendado o uso de sistemas de coleta e armazenamento dessa água. Além disso, é recomendado que o espaço disponível para os SUDS seja multifuncional e provedor de infraestrutura verde, prezando pela biodiversidade e criando oportunidades de integração comunitária que suportem o estilo de vida urbano.

As técnicas SUDS são integráveis a diferentes componentes da paisagem urbana, sendo possível discretizar e alocar as técnicas mais apropriadas para cada local (Quadro 2).

Quadro 2: Técnicas SUDS integráveis a diferentes componentes da paisagem urbana

Técnicas SUDS	Componente aplicável da paisagem urbana
Superfícies permeáveis	Ruas, habitações de baixa densidade, praças, greenways e estacionamentos (forma de pavimentos permeáveis)
Sistemas de biorretenção	Ruas, habitações de baixa densidade e estacionamentos
Plantação de árvores	Ruas, habitações de baixa densidade, estacionamentos e parques urbanos
Swales vegetadas	Ruas e habitações de baixa densidade
Canais a céu aberto	Ruas
Aproveitamento de água de chuva	Habitações de baixa densidade, greenways, parques urbanos e habitações de média densidade
Jardins de chuva	Habitações de baixa densidade
Zonas de excedência	Greenways
Telhados verdes	Habitações de média densidade
Jardins de chuva	Habitações de média densidade
Trincheiras de infiltração	Praças
Bacias de detenção	Estacionamentos e parques urbanos

Fonte:WOODS-BALLARD et al. (2015), adaptado pelos autores.

Ademais, o engajamento da comunidade é essencial para o bom funcionamento dos SUDS no meio urbano, não só para a aceitação das intervenções provocadas por ela, como também para, em médio e longo prazos, serem apropriados pelos habitantes locais. Além disso, técnicas de SUDS que dão benefícios diretos para o local, como áreas de lazer e passeio, são mais bem aceitas e, consequentemente, mais rapidamente apropriadas (WOODS-BALLARD et al., 2015). A seguir

são detalhados alguns dispositivos de drenagem urbana sustentável: Trincheiras de Infiltração, Sistemas de Biorretenção, Pavimentos Permeáveis, Captação de Água de Chuva e Telhados Verdes.

3. TRINCHEIRAS DE INFILTRAÇÃO

As trincheiras de infiltração são técnicas compensatórias lineares em drenagem urbana com dimensões longitudinais de valor significativo em relação à sua largura e profundidade (BAPTISTA et al., 2005). Estas trincheiras são construídas em solos permeáveis naturais que retêm e infiltram o escoamento superficial para o solo subjacente e lençóis subterrâneos. Geralmente, estes dispositivos são preenchidos com cascalho, areia e uma camada superficial de vegetação rasteira ou densa e a água é tratada através de uma série de mecanismos naturais, como filtração, adsorção e degradação biológica (COUNTY OF LOS ANGELES, 2014).

O escoamento ao longo das trincheiras deve apresentar velocidades razoavelmente baixas para que o tratamento da água possa ocorrer de maneira efetiva. Por isso, são técnicas que devem ser implantadas em locais com declividade menor que 5% (WOODS-BALLARD et al., 2015). As trincheiras de infiltração podem ser implantadas em inúmeros locais, porém se adaptam particularmente bem na adjacência de estradas e calçadas, já que sua geometria linear é facilmente incorporada a estes lugares. Estes dispositivos também podem ser usados para infiltrar o escoamento superficial advindo de estacionamentos e espaços públicos abertos (WOODS-BALLARD et al., 2015).

A Figura 1 apresenta um exemplo de integração da mesma à paisagem urbana. Estas técnicas SUDS, apesar de proporcionarem a redução do escoamento a jusante e outras inúmeras vantagens, apresentam também algumas desvantagens que devem ser consideradas. O Quadro 3 resume os prós e contras das trincheiras de infiltração, baseados na análise de literatura levantada no manual de técnicas de baixo impacto do County of Los Angeles (2014).

Figura 1: Trincheira de infiltração adjacente à via



Fonte: MCPC (2014)

Quadro 3: Vantagens e desvantagens da implantação das trincheiras de infiltração

Vantagens	Desvantagens
Diminui o escoamento superficial, aliviando os outros sistemas de drenagem	Não apropriada para solos com permeabilidade muito baixa ou muito alta
Reduz o pico da vazão superficial, o que possibilita o controle de erosão	Não apropriada para lugares que com alto teor de poluição do solo, devido à contaminação dos aquíferos
Possibilita a recarga de aquíferos	Pode resultar em água parada, possibilitando a proliferação de vetores
Possibilita o tratamento da água da chuva, mesmo em pequenos espaços	Não apropriada para lugares muito íngremes
Baixo custo de construção e manutenção	Quando implementadas em calçadas ou vias já construídas, necessitam reduzir o espaço destinado a transitação de pedestres e veículos
Se integra em diversas áreas urbanas, inclusive na subutilizadas ou inutilizadas	

Fonte: County of Los Angeles (2014)

As trincheiras de infiltração, portanto, propiciam uma mudança significativa na paisagem urbana ao incorporarem espaços permeáveis e vegetados adjacentes a áreas impermeáveis, podendo ser integradas ao design urbano como um todo. Além disso, de acordo com WOODS-BALLARD et al. (2015), a manutenção das trincheiras não implica em grandes custos, porém necessitam de inspeção regular para manter o seu bom funcionamento e, ainda, em caso de serem instaladas em propriedades privadas, o proprietário deverá ser treinado a praticar uma rotina diária de manutenção desses dispositivos.

4. SISTEMAS DE BIORRETENÇÃO

De acordo com WOODS-BALLARD et al. (2015), os sistemas de biorretenção são depressões superficiais no solo, que reduzem o volume de escoamento superficial e os poluentes advindos com este processo. Esta vazão é inicialmente armazenada e vai infiltrando gradualmente através da vegetação e das camadas de substrato que compõem o sistema. Além disso, a água infiltrada também pode ser coletada através de tubulações subterrâneas e direcionada para unidades armazenadoras.

Ademais, parte da água armazenada nos sistemas de biorretenção é retornada para a atmosfera através de evaporação e da transpiração realizada pelas plantas que, sempre que possível, devem ser espécies nativas à região de implantação do sistema e serem tolerantes a períodos de seca (COUNTY of Los Angeles, 2014). Um exemplo de um típico sistema de biorretenção está na Figura 2.

Figura 2: Sistema de biorretenção na paisagem urbana



Fonte: Volkening (2010)

Segundo o Manual de Melhores Práticas de Gerenciamento em Drenagem da Pensilvânia (DEPARTMENT OF ENVIRONMENTAL PROTECTION, 2006), os sistema de biorretenção podem ser alocados em uma grande variedade de locais, desde pequenas áreas residenciais privadas até grandes estacionamentos, parques, praças e ao longo dos perímetros das ruas, além de também se encaixarem bem em áreas comerciais, industriais e institucionais. Porém possuem um limite de declividade de até 20% nos locais em que serão instalados (WOODS-BALLARD et al., 2015). Ademais, estas técnicas compensatórias podem ser facilmente integradas a outros sistemas compensatórios de drenagem urbana, como pavimentos permeáveis e trincheiras de infiltração. O Quadro 4 resume os prós e contras dos Sistema de Biorretenção de acordo com a literatura.

Quadro 4: Vantagens e desvantagens dos sistemas de biorretenção

Vantagens	Desvantagens
Valoriza a paisagem urbana	Pode resultar em água parada, facilitando a proliferação de pragas
Reduz o pico de vazão durante eventos de chuva e diminui o nível de poluição da água	Não é apropriada para lugares que geram um alto teor de poluição do solo, devido à possibilidade de contaminação dos aquíferos
Recarga da água subterrânea e restabelecimento do fluxo de base	Não é apropriado para lugares com declividade maior que 20%
Diminui efeitos erosivos e auxilia no equilíbrio do ciclo hidrológico	Requer manutenção regular e específica de acordo com o tipo de vegetação
Boa aceitabilidade por parte da população	

Fonte: County of Los Angeles (2014); Muthanna et al. (2008); Li & Zhao (2008) apud Silva et al. (2018)

Os sistemas de biorretenção podem ser integrados tanto em áreas em desenvolvimento, quanto em ambientes urbanos totalmente consolidados. Porém uma das grandes preocupações concernentes a esta técnica compensatória é a constante proteção que a mesma requer, exigindo frequentes manutenções, sendo importante um bom gerenciamento do responsável pela propriedade onde o mesmo estiver instalado (DEPARTMENT OF ENVIRONMENTAL PROTECTION , 2006).

5. PAVIMENTOS PERMEÁVEIS

Um dos dispositivos mais usados em drenagem urbana sustentável são os pavimentos permeáveis. De acordo com o United States Environmental Protection Agency (EPA, 1999), essas estruturas consistem em um tipo especial de pavimento alocado acima de

camadas filtrantes de agregados que infiltram a água da chuva, reduzindo o escoamento superficial de um determinado lugar e de áreas adjacentes a ele. A Figura 3 mostra um exemplo de aplicação do mesmo em um local para passagem de pessoas.

Figura 3: Pavimento permeável aplicado na paisagem urbana



Fonte: Brett VA (2010)

Os pavimentos permeáveis podem ser alocados em regiões de estacionamentos, calçadas e ruas de baixo tráfego (EPA, 1999) que possuam declividade menor que 10% (COUNTY OF LA, 2014) e, como são construídos como uma alternativa às superfícies impermeáveis, não requerem um espaço dedicado só para eles, podendo ser combinados com outros sistemas de drenagem compensatória (WOODS-BALLARD et al., 2015). O Quadro 5 apresenta as vantagens e desvantagens dos pavimentos permeáveis, de acordo com a literatura que foi analisada.

Quadro 5: Vantagens e desvantagens dos pavimentos permeáveis

Vantagens	Desvantagens
Possibilidade de recarga de reservas subterrâneas	Não é apropriado para lugares que geram um alto teor de poluição do solo, devido à possibilidade de contaminação dos aquíferos
Reduz o pico de vazão durante eventos de chuva	Possibilidade de colmatação
Melhoria da qualidade da água pelo processo de infiltração	Não suporta cargas elevadas
Propicia a redução das dimensões do sistema de drenagem a jusante	Menor durabilidade que o convencional e exigência de manutenção regular

Fonte: ABCP (2003)

Deste modo, a implantação dos pavimentos permeáveis em um bacia, dependendo das características do subsolo, pode promover uma redução dos volumes escoados em sua superfície de forma similar ao cenário de pré-desenvolvimento da mesma, mas desde que seja utilizado racionalmente, e conservados periodicamente com uma manutenção preventiva que evite possíveis entupimentos (ARAÚJO et al., 2000).

6. SISTEMAS DE CAPTAÇÃO DE ÁGUA DE CHUVA

Os sistemas de captação de água da chuva objetivam captar e armazenar as águas pluviais a fim de destiná-las posteriormente para o consumo não potável (ABNT, 2019). Estes sistemas são, portanto, além de uma fonte alternativa de abastecimento de água, uma forma de reduzir o escoamento superficial advindo dos telhados e de outras porções impermeáveis da área construída e, quando aplicados em quantidade considerável ao longo da bacia, resultam em uma solução descentralizada para o abastecimento e drenagem de águas urbanas (SANTOS et al., 2015).

Estes sistemas, são, portanto, capazes de mitigar problemas advindos de eventos extremos relacionados a chuvas escassas e também a chuvas intensas. Além disso, esses sistemas tornam-se de extrema importância durante eventos de precipitação extrema em assentamentos precários localizados em regiões semiáridas, por combinar atenuação do impacto hidrológico com abastecimento de água para a comunidade (LE JALLÉ, 2013).

Os sistemas de captação de água de chuva podem ser usados tanto em lotes residenciais, quanto comerciais, institucionais e industriais. A alocação e implementação das diversas capacidades dos tanques de armazenamento dependem, portanto, do espaço disponível para instalá-los e da área de drenagem de contribuição, assim como de um lugar que facilite a manutenção desse sistema (WOODS-BALLARD et al., 2015). A Figura 4 mostra um exemplo real destes tanques conectados à calha do telhado da edificação e o Quadro 6 resume as vantagens e desvantagens desses sistemas.

Figura 4: Sistema de captação de água de chuva



Fonte: DFAT (2013)

Quadro 6: Vantagens e desvantagens da captação de água de chuva

Vantagens	Desvantagens
Reduz a dependência do abastecimento convencional	Necessidade de manutenções periódicas
Reduc o pico de vazão durante eventos de chuva	Qualidade de água vulnerável, necessário descarte das primeiras águas e sistema de tratamento apropriado para evitar danos à saúde
Alternativa a crises hídricas	
Reduc os gastos financeiros	
	Necessita de área específica no terreno

Fonte: Tomaz (2009)

7. TELHADOS VERDES

Com o objetivo de melhorar o conforto ambiental, a técnica dos telhados verdes tem sido implantada em várias partes do mundo. O conforto é alcançado pela atuação das plantas que cobrem o telhado e funcionam como isolantes térmicos, sendo capazes de reduzir significativamente o consumo de energia, por evitarem gastos de aquecimento e refrigeração. Outras vantagens da implantação dos telhados verdes são: detenções das águas pluviais, redução do escoamento superficial, benefício estético de valorização do espaço urbano e psicológicos, atuando como redutor do estresse humano.

Os telhados verdes (Figura 5) são caracterizados como toda cobertura, habitações ou mesmo estruturas de apoio, compostos de uma camada de solo ou substrato e outra de vegetação; ou seja, é um sistema de cobertura que, no lugar de materiais tradicionais, usa plantas na superfície do telhado. A popularização da cobertura verde avançou pela possibilidade de criar espaços verdes que agremam a natureza ao espaço impermeável das cidades. O Quadro 7 dispõe os prós e contras da aplicação desta tecnologia.

Figura 5: Telhado Verde



Fonte: Somma (2011)

Quadro 6: Vantagens e desvantagens dos telhados verdes

Vantagens	Desvantagens
Reduz o volume total e a vazão de pico efluente do lote	Necessidade de mão-de-obra especializada e treinada
Filtragem de água de chuva	Manutenção estrutural e paisagística
Conforto térmico e acústico para ambientes internos	Não aplicável em telhados com grandes inclinações
Absorção de gás carbônico, produção de oxigênio e filtragem do ar	Aumento da carga projetada na cobertura nos sistemas

Fonte: Tassi et al. (2014)

Avaliando a localização do espaço, os telhados podem ser definidos como acessíveis e inacessíveis, sendo o primeiro aberto ao uso das pessoas, proporcionando benefícios sociais aos usuários e agregando valor comercial ao edifício, e os inacessíveis que não permitem a circulação de pessoas, podendo ser planos, curvos e com

inclinações (ARAÚJO, 2007). Quanto à aplicabilidade, Tomaz (2009) afirma que a cobertura verde pode ser efetiva para todo tipo de construções, desde prédios residenciais, comerciais e até industriais.

8. O MODELO SWMM

O SWMM é um modelo dinâmico chuva-vazão que realiza a simulação do escoamento superficial em áreas urbanas, levando em conta tanto sua quantidade como qualidade. Nele é considerada a área de simulação como um conjunto de sub-bacias hidrográficas que recebem vazões de entrada, que podem advir de precipitações e contribuições de áreas a montante, e gera vazões de saída, que podem se dar através da infiltração, evaporação, armazenamento e escoamento superficial, caso ocorra o extravasamento da sub-bacia. A partir disso, o SWMM é capaz de gerar o hidrograma de escoamento superficial (SWMM USER'S MANUAL, 2015).

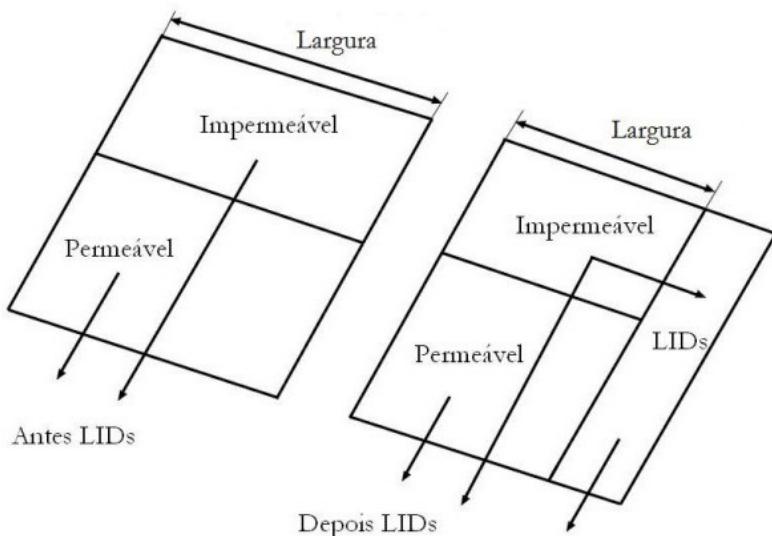
Neste modelo computacional, as sub bacias são subdivididas em: áreas permeáveis sem armazenamento, áreas permeáveis com armazenamento e áreas impermeáveis com armazenamento. O transporte ou armazenamento do escoamento superficial são representados pelos objetos de nós, condutos e unidades de armazenamento que nada mais são do que nós com função de armazenagem. A infiltração pode ser modelada seguindo três métodos: i) a equação de Horton; ii) o método de Green-Ampt, e iii) o método SCS que considera a curva número da sub-bacia para avaliar a capacidade de infiltração da mesma. O fluxo em uma sub-bacia pode ser modelado através do i) Método do fluxo em regime uniforme; ii) Método da onda cinemática ou iii) Método da onda dinâmica. Os dados de entrada das precipitações podem vir tanto de séries temporais tipo IDF, quanto do hietograma do evento (altura da chuva no tempo). Além disso, outros parâmetros também

são importantes para a correta simulação hidrológica chuva-vazão, como: a área e declividade das sub-bacias, o coeficiente de rugosidade de Manning, os parâmetros de infiltração e a altura do armazenamento em depressões.

O SWMM também vêm sendo utilizado para avaliar o efeito integrado das técnicas de drenagem compensatórias e de baixo impacto em bacias urbanas. Os objetos de baixo impacto são projetados no modelo para subtrair uma parcela do escoamento superficial por meio de processos de retenção, infiltração e evaporação. Tais controles de baixo impacto são representados pela combinação de camadas verticais cujas propriedades são definidas por unidade de área: i) Camada Superficial, que recebe diretamente a precipitação e o escoamento das áreas a montante, armazena o excedente em depressões e geram escoamentos que fluem para o sistema de drenagem e áreas a jusante; ii) Camada Pavimento, que é a camada de concreto e pavimento poroso; iii) Camada de Solo, que é o solo preparado para manter a vegetação em bacias de filtração; iv) Camada de Armazenamento, que é o leito de britas, seixos ou cascalhos das bacias de filtração, trincheiras de infiltração, pavimentos porosos e cisternas; v) Dreno profundo, que transporta a água da camada de armazenamento para um conduto ou caixa de contenção (SWMM USER'S MANUAL, 2015)

Segundo o SWMM User's Manual (2015), a forma de inserir estas técnicas de baixo impacto, denominadas no modelo como LIDs, nas sub-bacias é alocar diversos tipos de controle a uma determinada sub-bacia ou criar uma nova sub-bacia apenas para estes dispositivos. Neste primeiro, os objetos não podem trabalhar em série e, portanto, a saída de um controle não pode servir de entrada para o outro, havendo ainda necessidade de ajuste na porcentagem de área impermeável da sub-bacia e na largura de escoamento, como mostra a Figura 6.

Figura 6: Esquema representativo do funcionamento das LIDs no SWMM



Fonte: SWMM User's Manual (2015)

9. EXEMPLOS DE MODELAGEM DE SUDS EM PEQUENAS BACIAS

A modelagem das técnicas SUDS pode ocorrer em uma variedade de escalas diferentes, englobando o território completo de uma cidade, uma bacia local ou apenas um loteamento. Um levantamento feito por Ferrans et al. (2021) para 120 trabalhos envolvendo pesquisas de implementação e modelagem de SUDS, constatou que a área de foco para tais análises varia de $0,0001\text{ km}^2$ até 6.500 km^2 , sendo a dimensão mais comumente utilizada de cerca 800 km^2 . O primeiro desafio encontrado é então, compatibilizar a escala da área de estudo do modelador com os tipos de SUDS que se pretende implantar e simular. Os estudos de Ferrans et al. (2021) destacam que técnicas como *wetlands* construídas e bacias de detenção e infiltração requerem maior espaço para implementação, bem como maiores áreas de contribuição de água para justificar seu uso, portanto estão

mais susceptíveis a serem implementadas em áreas de grande escala. Por outro lado, sistemas de captação de água de chuva, trincheiras de infiltração, jardins de chuva e valas vegetadas são técnicas mais flexíveis, que podem melhor se adaptar em médias e pequenas bacias. Adentrando na escala do lote, um dos dispositivos mais comumente utilizados, de acordo com o estudo, são os telhados verdes.

Apresentam-se, a seguir, dois estudos realizados em pequenas bacias urbanas na cidade de Campina Grande, na Paraíba. O primeiro deles compreende uma sub-bacia no bairro da Ramadinha, com área total de 1,28 km² (Figura 7), enquanto que o outro simula o espaço territorial de uma escola localizada no Complexo Habitacional Aluízio Campos, abrangendo uma área de aproximadamente 9000 m² (Figura 8).

Figura 7: Bacia da Ramadinha



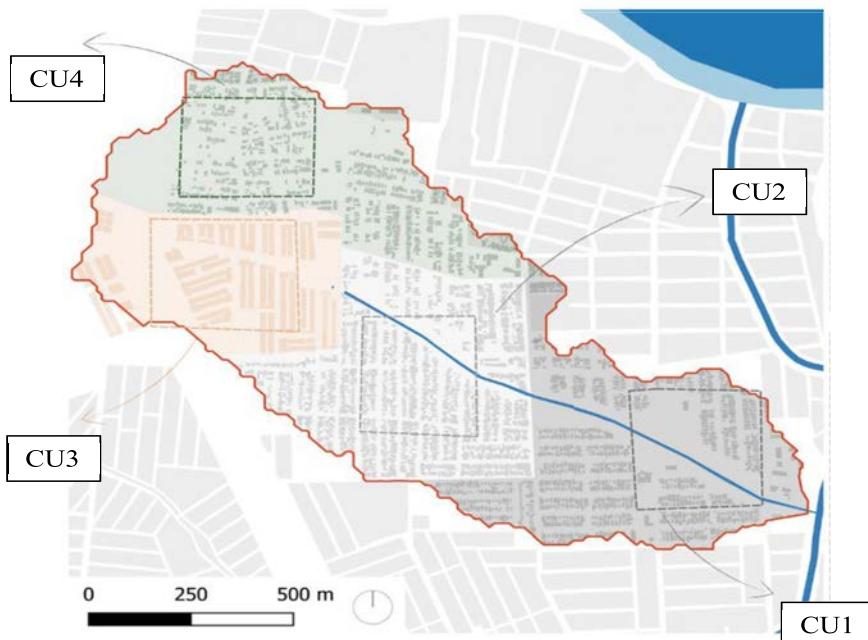
Figura 8: Escola no Complexo Aluízio Campos



Para a bacia da Ramadinha, escala de pequena bacia local, os dispositivos de Drenagem Urbana Sustentável escolhidos foram as técnicas de infiltração representadas pelas trincheiras de infiltração, sistemas de biorretenção e pavimentos permeáveis e as de armazenamento representada pelos sistemas de captação de água de chuva. Já para a escola, na escala intralote, as técnicas utilizadas foram a captação de água de chuva e os telhados verdes. Apesar da escala de ambas as áreas de estudo prestarem um papel importante na escolha dos SUDS a serem implementados, há outras características intrínsecas aos dois espaços que influenciam na escolha de implementação dessas técnicas e que podem ser encarados como desafios para a modelagem.

Bacias com áreas maiores, englobam espaços de características mais diversas entre si. Tal heterogeneidade requer uma cuidadosa observação espacial, de modo que as técnicas SUDS escolhidas se adequem a toda a área, não só a uma pequena parcela da mesma. Apesar de possuir apenas 1,28 km², o espaço urbano da bacia da Ramadinha apresenta variações em seus padrões e configurações, marcados por diferentes tipos de cobertura do solo, densidades de áreas construídas, distribuição dos espaços verdes, configuração de vias e calçadas e arranjos de espaços públicos e privados. Estas diferentes Configurações Urbanas (CURBs) influenciam diretamente no comportamento do escoamento das águas pluviais, no acesso à infraestrutura urbana e consequentemente na qualidade de vida da comunidade, assim como nos tipos de medidas e abordagens necessárias para a intervenção no local. Com base nisso, percebe-se a existência de quatro Configurações Urbanas distintas para a Bacia da Ramadinha (Figura 9).

Figura 9: Configurações Urbanas da bacia da Ramadinha



As configurações urbanas 1 e 2, altamente adensadas e já consolidadas, dão poucas oportunidades à implementação de técnicas que exigem maiores espaços livres e não construídos, como sistemas de biorretenção. Em contrapartida, a grande quantidade de domicílios presentes nessas configurações as tornam atraentes à alocação em massa dos tanques de captação de água de chuva. As configurações urbanas 3 e 4, por ainda estarem em processo de expansão urbana, são mais oportunas a receberem os dispositivos de infiltração, como sistemas de biorretenção e pavimentos permeáveis em projetos futuros de construção de espaços públicos e expansão de vias pavimentadas. Buscar detalhar o espaço da bacia de modo a encontrar variáveis urbanas que sejam adequadas ao recebimento de cada técnica SUDS é um desafio considerável, que se torna ainda mais evidente à medida que a escala da área de intervenção vai aumentando.

Por outro lado, quanto menor a área da bacia a ser simulada, mais homogêneo tende a ser o seu espaço e o processo de implementação dos SUDS se restringem a um espaço físico com características semelhantes entre si. O desafio está na maior ênfase que é dada ao projeto e design construtivo dos dispositivos SUDS pois, com um menor espaço a ser modelado, se torna mais tangível atingir um alto nível de detalhamento e precisão técnica durante a modelagem. No estudo envolvendo a escola no Aluízio Campos, foi possível dimensionar os tanques de captação de água da chuva através do método de Rippl e das simulações hidráulico/hidrológica com o SWMM, verificando a porcentagem do volume de água que é possível suprimir do abastecimento mensal. Também foi possível verificar a redução da temperatura pós instalação do telhado verde, pelo programa JARDIM 1.1, quantificando a redução das temperaturas no interior da construção. Nessa escala, a determinação do custo de implantação, através de projetos completos do

sistema de aproveitamento de água de chuva e telhados verdes, também é possível.

O modelo hidráulico/hidrológico SWMM permite alto nível de detalhamento durante seu processo de parametrização e, em conjunto com um Sistema de Informação Geográfica – SIG, apresenta-se como uma ferramenta adequada para quantificar o alagamento e redução do mesmo após a inserção dos dispositivos SUDS ao longo da escala da bacia da Ramadinha. Para a simulação da escola, por outro lado, o modelador, além de utilizar o SWMM para avaliação da redução de volume escoado, também fez uso do programa JARDIM 1.1, específico para análise da redução da temperatura pós-instalação do telhado verde. Deste modo, as características da bacia que será simulada também influenciam na escolha dos modelos e programas a serem utilizados e nos resultados que se deseja obter a partir das simulações.

Para a formação da topologia da sub-bacia da Ramadinha no SWMM, os nós e trechos foram distribuídos na extensão do canal, nas bocas de lobo existentes e ao longo das vias. Para obter um maior nível de detalhe durante a simulação, as sub-bacias discretizadas foram delimitadas através dos limites das quadras de contribuição para cada nó. Ao todo, foram cadastradas 199 sub-bacias, 209 nós e 239 trechos no modelo (Figura 10). Porém, diferentemente da bacia da Ramadinha, onde a discretização por quadra já garante um alto nível de detalhamento na modelagem do espaço urbano, a área da escola do Complexo Habitacional Aluízio Campos necessita de um outro nível de detalhamento no seu processo de discretização. Nesse caso, as sub-bacias foram representadas pelos telhados da edificação, que contribuem para pontos de exutório localizados ao longo do sistema de microdrenagem da escola (Figura 11).

Figura 10: Topologia da bacia da Ramadinha representada no SWMM

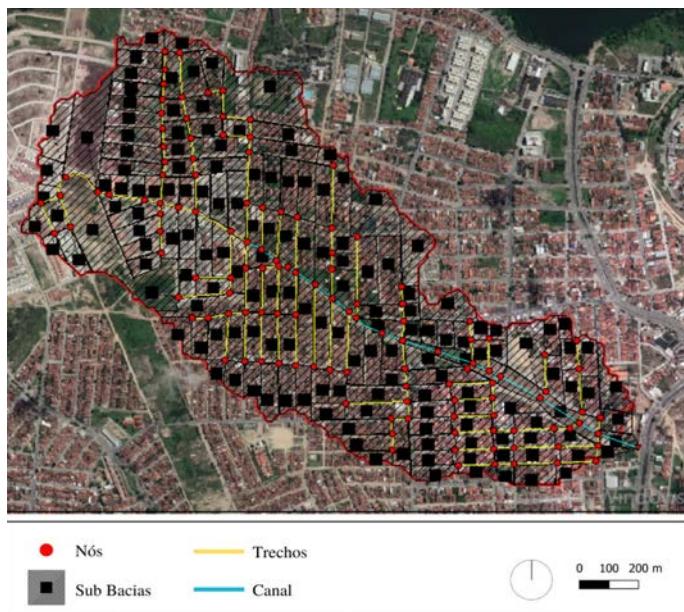
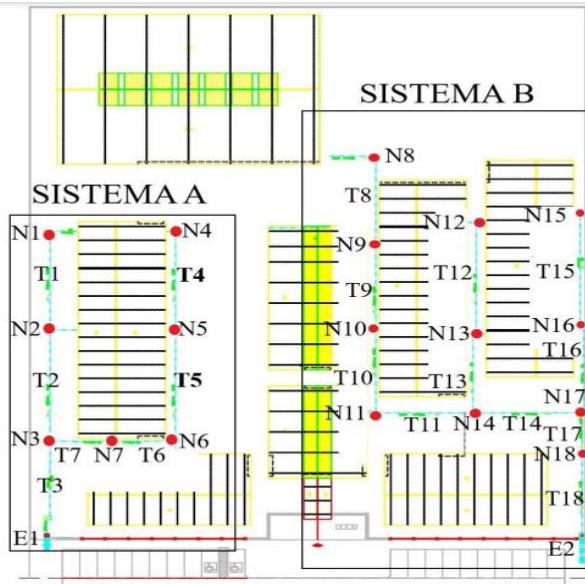


Figura 11: Topologia da escola do Complexo Habitacional Aluízio Campos representada no SWMM



Bacias que englobam áreas maiores também envolvem um maior número de grupos e pessoas envolvidas e, consequentemente, maior divergência de interesses. Porém, poucos estudos incluem os interesses das partes envolvidas como algo a ser levado em consideração no processo de implementação, modelagem e simulação das técnicas SUDS. As soluções devem considerar a demanda e assegurar o envolvimento de toda a comunidade, a fim de contemplar as expectativas e anseios relativos no processo de planejamento. Apesar disso, em geral as propostas têm a aplicação avaliada a nível técnico e não são testadas quanto à aceitação. A abordagem dessa avaliação requer uma mudança na prática de engenharia, que pode se configurar como uma alternativa negativa aos projetistas, em face à morosidade da garantia de confiança e experiência no assunto para obtenção de resultados efetivos.

Nesse contexto, se reforça a fundamentalidade da receptividade e aceitação dessas técnicas, uma vez que é exigida a elucidação desses novos dispositivos por parte dos usuários, por não serem tecnologias corriqueiras na realidade brasileira. Estes aspectos estão conectados com a necessidade de manutenções mais frequentes no sistema SUDS, cuja responsabilidade pode recair sobre a comunidade.

Percebe-se, portanto, que os sistemas em um cenário com apenas dispositivos de drenagem tradicionais apresentam falhas funcionais, mediante a ausência da participação, confiança entre os usuários do recurso e os provedores de infraestrutura pública. Assim, a comunidade não se assume como um agente ativo na gestão. Há também baixa percepção apresentada pelos usuários ao recurso, enxergado como ameaça em função dos eventos de inundação.

Em contrapartida, a adoção da técnica de captação de água de chuva, além de prover benefícios hidráulicos/hidrológicos com a redução dos eventos de inundação, pode propiciar participação

popular no processo de gerenciamento, ao adotar a técnica em suas residências. Além disso, garantem a valoração econômica das águas pluviais, pela nova percepção dos usuários de que essas águas, apesar de serem ameaças em certas situações, também podem ser apropriadas como recurso, reduzindo os custos com o serviço de abastecimento de água convencional.

Ademais, a implantação de SUDS baseadas em infiltração (pavimentos permeáveis, trincheiras de infiltração, sistemas de biorretenção e telhados verdes), propiciam confiança nas relações e interesse no processo, porque a implantação da infraestrutura verde, tanto nas áreas públicas como nos lotes privados, requer necessariamente a participação dos moradores em estreita colaboração com as instituições municipais. A melhoria na percepção dos usuários em relação à infraestrutura natural também é valorizada, devido a presença dos ambientes multifuncionais que promovem a valorização do espaço urbano. Além disso, tem-se uma melhoria no monitoramento das ações sobre a infraestrutura pública, partindo dos usuários do recurso e dos provedores de infraestrutura pública, em função da participação comunitária que reforça a manutenção e preservação dos espaços públicos.

Deste modo, além da importância de identificar critérios físicos e urbanos que representem os locais aptos de implantação dos sistemas SUDS, também é necessária a consideração dos aspectos sociais que moldam a bacia e que influenciarão na implementação e consequente modelagem das técnicas SUDS. Para tanto, devem ser analisadas características principais da bacia a serem levadas em consideração na alocação de cada SUDS escolhida. A Tabela 1 apresenta um exemplo de enquadramento dos dispositivos SUDS em bacias urbanas, levando em consideração os seus possíveis critérios físicos, urbanos e sociais.

Tabela 1: Critérios de adequabilidade de dispositivos SUDS em bacias urbanas

	Critérios	PP	TI	SB	SCAC	TV
Critérios Físicos	Declividade (< 5%)	X	X	X		X
	Declividade (< 10%)	X		X		
	Declividade (< 20%)			X		
Critérios Urbanos (Público)	Estacionamentos	X				
	Calçadas absentes e irregulares	X				
	Vias não pavimentadas	X				
	Áreas adjacentes à vias e calçadas			X		
	Parques e Praças			X		
	Vazios urbanos e terrenos não construídos com potencial para serem convertidos em áreas de interação social			X		
	Espaços livres (e permeáveis para o S.B) dentro de lotes públicos (escolas, hospitais e usos comunitário)			X	X	
	Telhados de edificações públicas					X
Critérios Urbanos (Privado)	Estacionamentos	X				
	Espaços livres (e permeáveis para o S.B) dentro de lotes privados (residenciais e comerciais)			X	X	
	Telhados de edificações privadas					X
Critérios Sociais	Necessidade de indivíduos capazes de manter o sistema com frequência					X
	Aceitabilidade (por se integrar a espaços de lazer que serão usufruídos pela comunidade)	X	X	X		
	Participação popular no processo de gerenciamento				X	
	Percepção dos usuários (Valorização econômica das águas pluviais)				X	

PP = Pavimentos Permeáveis, TI = Trincheiras de Infiltração, SB = Sistemas de Biorretenção, SCAC = Sistemas de Captação de Água de Chuva, TV = Telhados Verdes

10. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Estudos envolvendo a seleção, alocação e simulação das medidas SUDS devem basear-se nas características particulares de cada bacia, a fim de maximizar seus benefícios hidrológicos e urbanos. Entretanto, estas intervenções requerem abordagens apropriadas de ações para as instituições e pessoas envolvidas, de modo a inserir a comunidade no processo de planejamento e tomada de decisões, fazendo-os compreender as dimensões do risco de alagamento ao qual estão expostos e os benefícios que as SUDS propiciarião à comunidade. As maiores dificuldades encontradas durante o processo desses estudos estão relacionadas ao nível de detalhamento exigido para os mesmos, tanto no processo de mapeamento dos componentes urbanos, quanto aos dados necessários à parametrização dos modelos utilizados. Além disso, é primordial ir além dos aspectos quantitativos da implementação de SUDS na redução do alagamento e dar a ênfase necessária às vertentes sociais, econômicas e ambientais da drenagem urbana sustentável em pequenas bacias urbanas.

11. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 15527: aproveitamento de água de chuva de coberturas para fins não potáveis: requisitos. Rio de Janeiro, 2019.
- ARAÚJO, P. R; TUCCI, C. E. M. GOLDENFUM, J. A. Avaliação da eficiência dos pavimentos permeáveis na redução do escoamento superficial. **RBRH - Revista brasileira de recursos hídricos**. v. 5, n. 3, p. 21-29, 2000. DOI: 10.21168/rbrh.v5n3.p21-29
- ARAÚJO, S. R. **As Funções dos Telhados Verdes no Meio Urbano, na Gestão e no Planejamento de Recursos Hídricos**. 2007. 28 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Florestal), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.

- BAPTISTA, M.; BARRAUD, S.; NASCIMENTO, N. **Técnicas Compensatórias em Drenagem Urbana**. 2. ed. Porto Alegre: ABRH, 2011. 318 p.
- BAPTISTA, M.; NASCIMENTO, N.; BARRAUD, S. Técnicas compensatórias em drenagem urbana. Porto Alegre: ABRH, 2005. 266 p.
- COUNTY OF LOS ANGELES. **Low Impact Development Standards Manual**. Los Angeles: County of Los Angeles Department of Public Works, 2014. 496 p.
- DEPARTMENT OF ENVIRONMENTAL PROTECTION. **Pennsylvania Stormwater Best Management Practices Manual**. v. 34, Pennsylvania: Department of Environmental Protection, 2006. 640 p.
- DEPARTMENT OF FOREIGN AFFAIRS AND TRADE. **Rainwater harvesting systems in Kiribati, Australia**. 2013. Disponível em: <https://www.flickr.com/photos/dfataustraliana/10715703914>. Acesso em: 9 de dezembro de 2021.
- EPA - Environmental Protection Agency. **Storm Water Technology Fact Sheet : Permeable pavements**. 832-F-99-006, Office of Water, Washington DC, 1999.
- FLETCHER, T. D. et al. SUDS, LID, BMPs, WSUD and more – the evolution and application of terminology surrounding urban drainage. **Urban Water Journal**, v. 12, n. 7, p. 525– 542, 2015. DOI: 10.1080/1573062x.2014.916314
- LAMOND, J. E.; ROSE, C. B.; BOOTH, C. A. Evidence for improved urban flood resilience by sustainable drainage retrofit. **Proceedings Of The Institution Of Civil Engineers. Urban Design And Planning**, v. 168, n. 2, p.101-111, 2015. DOI: 10.1680/udap.13.00022
- LE JALLÉ, C.; DÉSILLE, D.; BURKHARDT, G. **La gestion des eaux pluviales urbaines dans les pays en développement**. Paris: Programme Solidarité Eau (pS-Eau), 2013. 38 p.
- LI, J.Q.; ZHAO, W.W. Design and hydrologic estimation method of multi-purpose rain garden: beijing case study. In: **INTERNATIONAL LOW IMPACT DEVELOPMENT CONFERENCE**, Seattle, p. 1-10, 2008. DOI:10.1061/41009(333)67
- MIGUEZ, M. G.; REZENDE, O. M.; VERÓL, A. P. **Drenagem Urbana: Do projeto tradicional à sustentabilidade**. 1^a. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2015. 385 p.
- MONTGOMERY COUNTY PLANNING COMMISSION. **Infiltration trenches at Einstein Hospital in East Norriton, Norritonville**. 2014. Disponível em:

<https://www.flickr.com/photos/75012107@N05/14660267252>. Acesso em: 9 de dezembro de 2021.

MUTHANNA, T.M; VIKLANDER, M.; THOROLFSSON, S.T. Seasonal climatic effects on the hydrology of a rain garden. **Hydrological Process**, v.22, n. 11, p.1640-1649, 2008. DOI:10.1002/hyp.6732

PEIXOTO, V. C. **Análise paramétrica e dimensionamento de poços e infiltração para fins de drenagem urbana**. 2011. 111 p. Dissertação de mestrado (Programa de pós graduação e área de concentração em geotecnia) - Escola de engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011.

ROSSMAN, L. **Storm Water Management Model User's Manual Version 5.0**. U.S. Environmental Protection Agency. Cincinnati. 2008.

SLETTØ, B.; TABORY, S.; STRICKLER, K. Sustainable urban water management and integrated development in informal settlements: The contested politics of co-production in Santo Domingo, Dominican Republic. **Global Environmental Change**, v. 54, p. 195–202, 2019. DOI: 10.1016/j.gloenvcha.2018.12.004.

SANTOS, D.B.; MEDEIROS, S.S.; BRITO, L.T.L.; GNADLINGER, J.; COHIM, E.; PAZ, V.P.S.; GHEYI, H.R. (OrgS.). **Captação, Manejo e Uso de Água de Chuva**. Campina Grande: Instituto Nacional do Semiárido - INSA, 2015.

SILVA M. R. V. et al. Jardins de chuva: técnicas compensatórias para sistemas de drenagem. **Cadernos de graduação: Ciências exatas e tecnológicas**. Alagoas, v. 5, n.1, p. 13-20, 2018.

SOMMA, R. **Green Roof at the Virginia Living Museum in Newport News, Virginia**. 2011. Disponível em: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Awesome_Green_Roof.jpg. Acesso em: 9 de dezembro de 2021.

TASSI, R. TASSINARI, L. C. S.; PICCILLI, D. G. A.; PERSCH, C. G. Telhado verde: uma alternativa sustentável para a gestão das águas pluviais. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 14, n. 1, p. 139-154, 2014. DOI: 10.1590/S1678-86212014000100012.

TOMAZ, P. Cobertura verde. In: TOMAZ, Plínio. **Curso de Manejo de águas pluviais**. Guarulhos: [s. n.], 2009.

TOMAZ, P. **Aproveitamento de água de chuva de cobertura em área urbana para fins não potáveis**. Conservação da Água. São Paulo, p. 01-13, 2009.

TUCCI, C. E. M. Águas Urbanas. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 22, n. 63, p. 97-112, 2008.

VA, B. **Permeable Pavers on Cycle court, Seattle.** 2010. Disponível em: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Permeable_Pavers_on_Cycle_court_\(4575038342\)_%282%29.jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Permeable_Pavers_on_Cycle_court_(4575038342)_%282%29.jpg). Acesso em: 9 de dezembro de 2021.

VOLKENING, A. **Bioretention / bioswale in median of Grange Avenue in Greendale, Wisconsin.** 2010. Disponível em: <https://www.flickr.com/photos/87297882@N03/7994696125>. Acesso em: 9 de dezembro de 2021.

WOODS-BALLARD, B.; KELLAGHER, R.; JEFFERIES, C.; BRAY, R.; SHAFFER, P. **The SuDS manual.** v. 01, Londres: CIRIA, 2015. 984 p.

WOODS-BALLARD, B.; KELLAGHER, R.; JEFFERIES, C.; BRAY, R.; SHAFFER, P. **The SuDS Manual.** Londres: CIRIA, 2007. 984 p.

TOMADA DE DECISÃO EM UM MUNDO NÃO-ESTACIONÁRIO

Saulo Aires de Souza
Dirceu Silveira Reis Junior

1. INTRODUÇÃO

Diversas atividades ligadas ao planejamento e à gestão dos recursos hídricos requerem uma descrição quantitativa do comportamento das vazões em um dado trecho de rio ao longo de um determinado horizonte de planejamento. Atenção especial é dada ao comportamento da ocorrência de eventos extremos, tais como secas e cheias, por resultarem em danos mais severos à sociedade. Dentre essas atividades, podem-se citar (1) o dimensionamento de uma nova infraestrutura hídrica, ou a expansão de uma já existente para fins de abastecimento de água, geração de energia, irrigação ou controle de cheias, (2) a avaliação de desempenho de sistemas hídricos já implantados, (3) a definição de áreas de risco de inundação para fins de planejamento do uso e ocupação do solo, (4) a concessão de outorgas de uso da água, e (5) o desenvolvimento e avaliação de mecanismos financeiros para a transferência de risco climático.

Como o comportamento hidrológico é intrinsecamente incerto, ao longo dos anos, profissionais que lidam com o planejamento e gestão de recursos hídricos fazem uso de modelos estocásticos e de critérios baseados em risco em suas atividades (Borgomeo et al., 2014). O comportamento dos valores extremos de vazões é quase sempre descrito por distribuições de probabilidades, que são empregadas nos mais diversos métodos existentes para exercer as atividades listadas acima. Por exemplo, diversos países possuem

manuais, ou documentos semelhantes, para determinar valores de vazões máximas anuais associados a uma dada probabilidade de excedência, denominados de quantis de cheias. A estimativa de quantis de cheias serve de base para o dimensionamento de vários tipos de estrutura de engenharia, como pontes, bueiros, diques e vertedores de barragens, para citar alguns, assim como para a delimitação de áreas de risco de inundação. Países como os Estados Unidos (England *et al.*, 2018) e Austrália (Ball *et al.*, 2016; Rahman *et al.*, 2016) atualizaram recentemente seus manuais, enquanto o Reino Unido atualizou o seu há mais tempo (NERC, 1975; Robson e Reed, 1999).

Praticamente todos os métodos usualmente utilizados na prática da engenharia baseiam-se na premissa de que o comportamento das vazões é estacionário, o que significa dizer, de uma forma geral, que o padrão estatístico das séries observadas, tais como seus quantis e momentos estatísticos, não varia no tempo de forma sistemática (Read e Vogel, 2015). Embora o uso dessa premissa seja bastante conveniente, sua adequabilidade em estudos dessa natureza vem sendo discutida com bastante intensidade na literatura científica. Milly *et al.* (2008) causaram grande impacto num primeiro momento ao desafiar a premissa de estacionariedade, porém, na sequência, vários outros grupos de pesquisa entraram no debate com visões conflitantes. (Craig, 2010; Lins e Cohn, 2011; Koutsoniannis e Montanari, 2014; Serinaldi e Kilsby, 2015; Milly, 2015).

De fato, há diversas razões para que o comportamento das vazões num dado local não seja estacionário. As vazões observadas na seção transversal de um rio são o resultado integrador de uma série de fenômenos que ocorrem na bacia hidrográfica. Alterações no uso e cobertura do solo devido à expansão da área urbana ou causadas pelo desmatamento para o desenvolvimento agropecuário, a construção de reservatórios para abastecimento, geração

de energia ou proteção contra inundações, retificações de cursos d'água e construção de diques, e o incremento da taxa de extração de água superficial e subterrânea para fins agrícolas e industriais podem afetar sobremaneira o comportamento das vazões e de seus extremos. O aumento crescente da concentração de gases de efeito estufa na atmosfera pode também afetar a intensidade do ciclo hidrológico com possíveis repercussões na frequência e intensidade da ocorrência de secas e cheias (IPCC, 2013). Além disso, mecanismos atmosféricos e oceânicos de larga escala, tais como o El Niño-Oscilação Sul (ENSO), Índice de Oscilação Decenal do Pacífico (PDO) e Oscilação Multidecenal do Atlântico (AMO), afetam o padrão de distribuição de chuva em várias regiões do mundo, modulando o comportamento dos extremos de vazão numa escala de mais longo prazo (Franks, 2014).

Apesar de toda discussão na literatura, ainda não foi possível chegar a um consenso sobre se é realmente necessário desenvolver novas técnicas de análise e modelagem para lidar com a não-estacionariedade das séries de vazão ou se basta utilizar os métodos e conceitos usualmente empregados na prática da engenharia, baseados no conceito de estacionariedade. Alguns estudos relativamente recentes questionam a necessidade de empregar a não-estacionariedade (Cohn e Lins, 2005; Villarini *et al.*, 2011; Montanari e Kourosyannis, 2014; Serinaldi e Kilsby, 2015), enquanto outros têm mostrado indícios de presença de tendências monotônicas ou cíclicas em séries de vazão (Burn *et al.*, 2008; Vogel *et al.*, 2011; Prosdocimi *et al.*, 2014; Salas e Obeysekera, 2014; Coch e Mediero, 2016; Mangini *et al.*, 2018). Apesar dos relatos recentes de detecção de alterações nas séries de vazão, nem sempre fica claro quais são os mecanismos causadores, ou se essas alterações irão perdurar no futuro (Kiang *et al.*, 2011).

Uma possível explicação para essa falta de consenso na comunidade científica pode estar relacionada com o alto grau de incerteza existente nos estudos de detecção, atribuição e modelagem de alterações nas séries de vazão no clima presente. Essas incertezas são ainda maiores quando se deseja estimar o comportamento de tais alterações no futuro (Salas *et al.*, 2018; Serago e Vogel, 2018; Mondal e Daniel, 2019).

A detecção de mudança significativa de variáveis extremas hidrometeorológicas podem ser avaliadas a partir de testes de hipótese estatísticos aplicados nas séries temporais dessas variáveis (Kundzewicz, 2011). Esses testes estatísticos envolvem a formulação de uma hipótese (hipótese nula), baseada em uma declaração conjectural sobre o comportamento probabilístico da população da variável em questão. Os resultados desses testes estatísticos utilizados na análise são sempre expressões de probabilidade e não de certeza.

Além do mais, se as suposições feitas em um teste estatístico não forem atendidas pelos dados (por exemplo, hipótese de normalidade dos dados ou independência da série), os resultados do teste não serão confiáveis, fazendo com que o nível de significância adotado não reflita o nível de significância verdadeiro (Serinaldi e Kilsby, 2015; Koutsoyiannis e Montanari, 2014; Lins e Cohn, 2011). Nesse sentido, a incorporação dessas incertezas na tomada de decisão é essencial na definição de estratégias de adaptação mais robustas sob condições não estacionárias.

De qualquer forma, entende-se que a presença de um processo não-estacionário nas séries de variáveis hidrometeorológicas resulta num aumento das incertezas associadas à ocorrência de cheias e secas no futuro, assim como nos seus respectivos impactos sobre a sociedade, especialmente nos casos em que os mecanismos físicos geradores dessas mudanças não são bem compreendidos.

Tendo em vista o acima exposto, duas questões são importantes: (1) com preender e modelar o padrão estatístico da ocorrência de cheias e secas futuras levando em consideração a não-estacionariedade das séries, quando presente, incluindo aí uma descrição das incertezas envolvidas, e posterior comparação com os resultados obtidos empregando a abordagem estacionária, e (2) desenvolver procedimentos e estratégias para incorporar esses resultados nos processos de decisão associados ao planejamento e gestão dos recursos hídricos. Este capítulo tem como objetivo discutir esses dois pontos.

2. MODELAGEM DA NÃO-ESTACIONARIEDADE EM SÉRIES DE VARIÁVEIS HIDROMETEOROLÓGICAS

Ao longo dos últimos anos, um número crescente de estudos foram realizados sobre a questão da não-estacionariedade em variáveis hidrometeorológicas. Uma parte desses estudos focou na modelagem matemática propriamente dita, tentando construir uma relação estatística entre o comportamento dos extremos da variável de interesse (vazões máximas, vazões mínimas, extremos de precipitação) e fatores exógenos que podem afetar o comportamento dos mesmos, tais como, grau de impermeabilização em bacias urbanas, variabilidade climática de larga escala empregando índices climáticos como ENSO e AMO, taxas de alteração do uso e cobertura do solo, concentração de gases de efeito estufa na atmosfera, apenas para nomear alguns. Um segundo grupo de estudos dedicou esforços para entender se os conceitos usualmente empregados na abordagem estacionária, tais como quantil da variável de interesse, tempo de recorrência, confiabilidade e risco hidrológico poderiam ser ainda utilizados numa abordagem não-estacionária ou se haveria a necessidade de adaptá-los para serem úteis nessa nova realidade.

A evolução dos conceitos e métodos desenvolvidos nos últimos anos para lidar com a não-estacionariedade pode ser observada nos diversos artigos publicados em edições especiais de revistas científicas sobre o assunto (Kiang et al., 2011; Sala et al., 2012), na revisão de literatura de estudos recentes realizados em diversas bacias hidrográficas do mundo (Petrow e Merz, 2009; Madsen et al., 2014; Hall et al., 2014; Prosdocimi et al., 2015; Hodgkins et al., 2017; Modal e Daniel, 2019), assim como em artigos de revisão sobre o assunto (Salas e Obeysekera, 2014; Salas et al., 2017).

Duas estratégias gerais de modelagem não-estacionária são brevemente descritas na sequência. A primeira foca na modelagem dos parâmetros da distribuição teórica de probabilidades utilizada para representar o comportamento estatístico da variável de interesse (Salas e Obeysekera, 2014, por exemplo). Assume-se, neste caso, que os parâmetros podem variar no tempo de acordo com alguma função previamente estabelecida, seja com relação ao tempo ou com relação a alguma variável exógena. A segunda abordagem, introduzida por Vogel et al. (2011), e recentemente ampliada em Serago e Vogel (2018), se baseia na regressão da série de máximos anuais da variável de interesse (foco nas cheias), ao invés da regressão dos parâmetros da distribuição de probabilidades. Essa regressão simples permite calcular os momentos (média, variância, coeficiente de assimetria) da variável de interesse, condicionados à variáveis exógenas, que são então empregados para estimar, mesmo que de forma aproximada, os quantis associados às possíveis distribuições de probabilidade.

2.1. Estratégia baseada na regressão dos parâmetros da distribuição de probabilidades

Essa estratégia consiste em assumir que os parâmetros da distribuição teórica de probabilidades associada à variável de interesse podem ser modelados como uma função do tempo ou de um

conjunto de variáveis exógenas, que podem influenciar o comportamento das chuvas e vazões na região de interesse, como o ENSO ou AMO. Nesta abordagem, é preciso estabelecer uma equação de regressão para cada parâmetro da distribuição de probabilidades, permitindo assim a estimativa dos quantis da variável de interesse ao longo do tempo.

As distribuições de probabilidades usualmente empregadas para modelar extremos de vazão, mais especificamente de vazões máximas (cheias), foco desta seção do capítulo, são a Log-normal com dois parâmetros (LN2), a Log-normal com três parâmetros (LN3), a Log-Pearson Tipo 3 (LP3) e a Generalizada de Valores Extremos (GEV), que assim como a LN3 e a LP3, também possui três parâmetros, normalmente denominados de parâmetros de locação (μ), escala (σ) e forma (κ). A LN2, que possui apenas dois parâmetros, não possui parâmetros de forma, apenas de locação e escala.

Nesta abordagem, μ e σ são usualmente modelados como função do tempo, conforme apresentado na sequência, muito embora possam ser modelados também em função de variáveis exógenas, como descrito anteriormente,

$$\mu_t = \mu_0 + at \quad (1)$$

$$\log \sigma_t = \sigma_0 + bt \quad (2)$$

O parâmetro de forma, κ , existente apenas em distribuições com três parâmetros, é considerado constante, tendo em vista o elevado grau de incerteza em suas estimativas.

Esse tipo de abordagem, além de estimar como os quantis de cheias variam no tempo, permite estimar outras grandezas de interesse, como o valor esperado do número de vezes que a variável de interesse excede um dado valor específico (vazão de dimensionamento, por exemplo) num dado horizonte de planejamento, importante para estimativa dos riscos associados a uma

dada condição de dimensionamento, ou o tempo médio de espera para que se observe a ocorrência de um evento com magnitude superior ao um dado valor específico (vazão de dimensionamento, por exemplo), grandeza essa necessária para estimar o tempo de recorrência numa abordagem não-estacionária.

Obeysekera e Salas (2014) desenvolveram um conjunto de métodos para estimar as incertezas nos quantis de cheias quando se emprega essa abordagem de modelagem. Essas estimativas das incertezas são essenciais para a análise de frequência de cheias, pois fornece ao tomador de decisão uma visão mais completa das possibilidades dos valores de vazões máximas no futuro, além de possibilitar uma análise comparativa com os resultados obtidos com base na premissa da estacionariedade, como o que foi realizada por exemplo por Modal e Daniel (2019).

2.2. Estratégia baseada na regressão das séries de vazões máximas anuais

Serago e Vogel (2018), baseando-se em Vogel et al. (2011), introduziram uma abordagem ligeiramente distinta da apresentada acima que pode ser empregada, ainda que de forma aproximada, para estimar os quantis de cheia numa abordagem não-estacionária para as quatro distribuições teóricas de probabilidade identificadas anteriormente (LN2, LN3, PL3, GEV). Ao invés de construir um modelo estatístico para cada parâmetro da distribuição teórica de probabilidades, eles sugerem o emprego de uma análise de regressão simples entre as séries de máximos anuais e o tempo, ou qualquer outra variável exógena relevante ao processo físico em questão,

$$y = f(q) = \beta_0 + \beta_1 \omega_1 + \beta_2 \omega_2 + \dots + \epsilon \quad (3)$$

em que q é a série de vazões máximas anuais, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ são parâmetros do modelo de regressão, $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p$ são as variáveis

exógenas, e ϵ são os erros do modelo, considerados independentes e normalmente distribuídos. A função $f(q)$ pode ser qualquer função que transforme a série original de vazões, como a função logarítmico, por exemplo.

Parte-se do pressuposto que esse modelo de regressão pode ser empregado para obter momentos condicionados aos valores de $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p$, de forma que seja possível transformar os modelos baseados nas versões estacionárias de LN2, LN3, LP3 e GEV em suas versões não-estacionárias. Vogel *et al.* (2018) descrevem essa estratégia empregando uma regressão bivariada, ou seja, com o uso de apenas uma variável exógena,

$$y = \mu_y + \beta(\omega - \mu_\omega) + \epsilon \quad (4)$$

em que y é agora condicionada ao valor da variável exógena ω , e μ_y e μ_ω são, respectivamente, as médias das variáveis y e ω . Pode-se mostrar que a média e a variância de y condicionada em ω é dada, respectivamente, por $\mu_{y|\omega} = \mu_y + \beta(\omega - \mu_\omega)$ e $\sigma_{y|\omega}^2 = \sigma_\epsilon^2 = \sigma_y^2(1 - \rho^2)$ e ρ , em que é o coeficiente de correlação entre y e ω . O coeficiente de assimetria, por sua vez, é dado por $\gamma_{y|\omega} = \gamma_y - \beta^3\gamma_\omega$.

O desafio é construir uma função de quantil de cheias que leve em consideração o fato de que a média e a variância da série de máximos anuais, q , são funções da variável exógena ω . Serago e Vogel. (2018) fazem isso de forma exata para a LN2, e de forma aproximada para as outras três distribuições. No caso da LN2, a função que determina os quantis de cheia para uma dada probabilidade de não-excedência, p , condicionada ao valor de ω é apresenta a seguir,

$$\hat{q}_{p|\omega} = \exp(\hat{\mu}_{p|\omega} + z_p \hat{\sigma}_{p|\omega}) = \exp \left[\bar{y} + \hat{\beta} \cdot (\omega - \bar{\omega}) + z_p \sqrt{\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\beta}^2 \hat{\sigma}_\omega^2} \right] \quad (5)$$

Funções similares a essa, porém para as distribuições LN3, LP3 e GEV, foram também apresentadas por Serago e Vogel (2018).

Entretanto, a avaliação da qualidade da aproximação sugerida não foi investigada.

Essa abordagem, pela sua simplicidade, parece ser bastante promissora, tendo sido aplicada, até o momento, nos Estados Unidos (Vogel *et al.*, 2011; Hecht e Vogel, 2020) e Reino Unido (Prodescmini *et al.*, 2014), porém apenas em sua versão exata baseada na LN2, embora Hecht e Vogel (2020) apresentem alguns avanços metodológicos que não foram apresentados aqui. Para ganhar maior aplicabilidade, é necessário entender melhor a qualidade da aproximação da função quantil para as distribuições LN3, LP3 e GEV e desenvolver métodos para a estimativa das incertezas nos quantis de cheia. O desenvolvimento de uma versão multivariada dessa estratégia seria também importante, pois permitiria realizar análises regionais de frequência de cheias não-estacionárias.

A maneira como os quantis de cheia variam ao longo do tempo depende da estimativa do parâmetro β , que expressa como a variável de interesse varia com a variável exógena empregada na análise. Se a variável exógena for o tempo, β representa a magnitude da tendência monotônica na série de máximos anuais. É usual realizar um teste de hipótese para decidir se $\beta = 0$, o que significa dizer que a série é estacionária, ou se $\beta \neq 0$, indicando que é necessário utilizar um modelo não-estacionário. O item 3.2.1 discute um pouco a questão do uso de testes de hipóteses nessa questão da não-estacionariedade das séries, preparando o caminho para o último item dessa revisão, que trata de estratégias de tomada decisão quando existem incertezas envolvidas sobre o fato da série ser ou não estacionária.

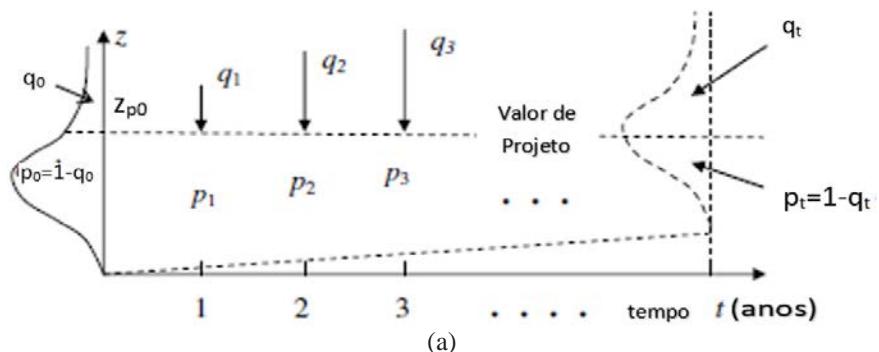
2.3. Período de retorno, risco e confiabilidade em mundo não-estacionário

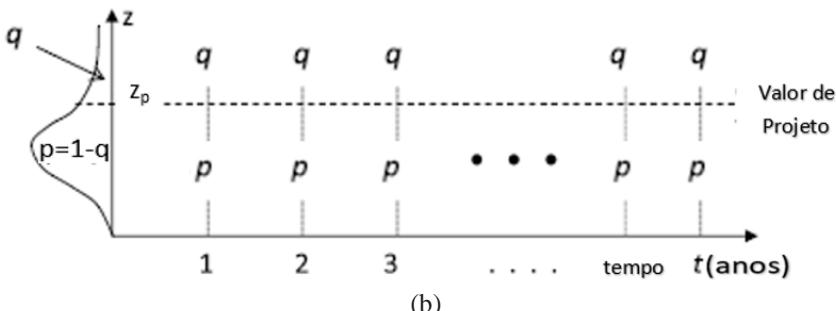
Os métodos estatísticos utilizados no planejamento e gestão de recursos hídricos, com por exemplo na análise de frequência de

vazões, fazem uso de critérios baseados no período de retorno, risco e confiabilidade para incorporar no dimensionamento de projetos as incertezas inerentes às variáveis envolvidas. Tradicionalmente, esses critérios são bem conhecidos e suas propriedades são facilmente obtidas em um ambiente estacionário (Salas e Obeyskera, 2014). Maiores detalhes desses critérios sob condições estacionárias são encontrados em diversos livros na literatura como: IACWD (1982), Chow et al. (1988), Bras 1990, Naghettini e Pinto (2007), AghaKouchak et al. (2013) e Cooley (2013).

Em um mundo não estacionário, os valores desses critérios de risco estimados em um ambiente estacionário perdem a validade. Isso pode ser observado nas Figuras 1a e 1b. Em um ambiente estacionário, conforme Figura 1a, para um dado valor de projeto (Z_p), os valores da probabilidade de excedência (q) e não-excedência (p) permanecem os mesmos ao longo do tempo. Já em um ambiente não-estacionário, conforme a Figura 1b, observa-se que os valores de p variam ao longo do tempo, implicando num valor de projeto com riscos diferentes em cada instante de tempo.

Figura 1: Esquema ilustrativo da definição de valores de projeto sob condição estacionários (a) e não-estacionárias (b) (Adaptado de: Salas e Obeyskera, 2014).





Esses conceitos de período de retorno, risco hidrológico e confiabilidade em condições não-estacionárias podem ser facilmente expandidos a partir dos conceitos originais. Digamos que a variável aleatória X seja o tempo de espera até que um próximo evento ultrapasse o valor de projeto Z_p . Por definição, a probabilidade da magnitude de um evento num ano qualquer ultrapassar o valor de projeto é igual a , de forma que a probabilidade de ter que esperar x anos para observar tal evento é dada por,

$$f(x) = p^{(x-1)}(1-p), \text{ para } x = 1, 2, \dots$$

onde o primeiro termo do lado direito expressa a probabilidade de se observar ($x-1$) anos com eventos sempre menores que Z_p , quando finalmente se observa $Z > Z_p$. A distribuição do tempo de espera é chamada de geométrica, cujo valor esperado vale o inverso da probabilidade de excedência,

$$E(X) = \frac{1}{1-p}$$

ou seja, o tempo médio de espera para que um evento ultrapasse o quantil da variável de interesse, Z_p , é o inverso da probabilidade de excedência. Por exemplo, em média são necessários 100 anos para que se observe um evento com magnitude igual ou superior ao quantil $Z_{0.99}$, cuja probabilidade de excedência num ano qualquer é

de 1%. Na verdade, o conceito de período de retorno no ambiente estacionário é exatamente o do tempo médio de espera para que um evento de magnitude igual ou superior ao valor de referência Z_p ocorra, $T = 1/(1 - p)$.

Pode-se empregar o mesmo conceito do tempo médio de espera para se obter o período de retorno quando as séries são não-estacionárias. Nesse caso, tanto p , quanto $q_t = 1 - p$, não são mais fixos ao longo do tempo, daí a necessidade de se utilizar um subscrito nessas quantidades. Sob condições não-estacionárias, a probabilidade de ter que esperar x anos para observar um evento com magnitude igual ou superior a Z_p é dado por,

$$f(x) = (1 - p_x) \prod_{t=1}^{x-1} p_t$$

O produtório no lado direito da equação é necessário para que se possa considerar o fato da probabilidade de não-excedência mudar no tempo. Se a expressão apresentada é a função massa de probabilidades da variável aleatória que representa o tempo de espera, então o período de retorno, que é por definição o tempo médio de espera, pode ser determinado pela expressão abaixo,

$$T = E(X) = \sum_{x=1}^{\infty} xf(x)$$

de forma que,

$$T = \sum_{x=1}^{\infty} x(1 - p_x) \prod_{t=1}^{x-1} p_t$$

Cooley (2013) mostra que a equação acima, quando expandida, se torna

$$T = 1 + p_1 + p_1 p_2 + p_1 p_2 p_3 + p_1 p_2 p_3 p_4 + \dots$$

de forma que a equação para a determinação do período de retorno em condições não-estacionárias pode ser descrita por

$$T = \sum_{i=1}^{\infty} \prod_{t=1}^i p_t$$

O risco hidrológico pode ser definido como a probabilidade de se observar um evento com magnitude igual ou superior ao valor de projeto, Z_p , ao longo da vida útil do projeto. Essa probabilidade é mais facilmente calculada utilizando o complemento do evento definido acima, ou seja, a probabilidade de nunca se observar tal evento ao longo da vida útil do projeto,

$$R = 1 - P(Y = 0) = 1 - p^n$$

em que Y é o número de vezes em que o evento $Z > Z_p$ ocorre em n anos de vida útil. Quando as séries não são estacionárias, o termo P^n dever ser substituído por um produtório para que seja possível considerar o fato de que p_t varia no tempo, de forma que

$$R = 1 - P(Y = 0) = 1 - \prod_{t=1}^n p_t$$

Por fim, temos o conceito de confiabilidade, R_l , que é nada mais, nada menos, do que o complemento do risco hidrológico. No caso estacionário, $R_l = p^n$, enquanto que num ambiente não-estacionário é fácil verificar que

$$R_l = \prod_{t=1}^n p_t$$

Essa extensão dos conceitos de período de retorno, risco hidrológico e confiabilidade num ambiental não-estacionário possibilita de forma operacional avaliar quais seriam os novos valores de tempo de retorno e risco de determinado valor de projeto existente ou sua aplicação para novo caso no qual é necessário a estimativa de um valor de projeto ainda a ser aplicado. Em ambos os casos, é possível também utilizar outros critérios a partir das equações não estacionárias apresentadas acima como: o valor esperado do número de vezes em que a variável de interesse excede um dado valor específico (vazão de dimensionamento, por exemplo) num dado horizonte de planejamento (ENE) e *Design life level* (DLL) onde é incorporado a vida útil explicitamente no critério de obtenção do valor de projeto. O leitor interessado deve consultar para um maior detalhamento e aprofundamento nesses conceitos os artigos de Olsen *et al.* (1998), AghaKouchak *et al.* (2013), Rootzen and Katz (2013), Salas e Obeysekera (2014) e Salas *et al.* (2018).

3. TESTE DE HIPÓTESES NA QUESTÃO DA ESTACIONARIEDADE DAS SÉRIES

3.1. Descrição da lógica dos testes

Quando não se sabe ao certo se a premissa da estacionariedade é adequada, o processo de tomada de decisão nas áreas de planejamento e gestão de recursos hídricos se torna muito sensível ao processo empregado para se detectar possíveis mudanças na série da variável de interesse. Quando a mudança é detectada, e

assume-se automaticamente que a série é não-estacionária, parte-se para a modelagem não-estacionária da variável de interesse que irá determinar como os quantis variam no tempo, balizando as decisões subsequentes, sejam elas de caráter gerencial, de planejamento ou de construção ou expansão de uma infraestrutura hídrica. Tradicionalmente, a detecção de mudanças na série histórica de variáveis hidrometeorológicas baseiam-se no uso de testes de hipóteses.

Quando se realiza um estudo de detecção empregando testes de hipóteses, duas decisões são possíveis, aceita-se a hipótese nula (H_0), que a série é estacionária, ou rejeita-se H_0 , assumindo-se que hipótese alternativa (H_a) é verdadeira, ou seja, a série é não-estacionária. Ambas as decisões são suscetíveis a erros. Quando H_0 é rejeitada, duas situações são possíveis: a decisão foi correta porque a série é realmente não-estacionária, ou cometeu-se um erro, denominado de erro tipo I, pois a série é de fato estacionária, mas a amostra era rara o suficiente para levar o analista a erroneamente rejeitar H_0 . Por outro lado, quando se aceita H_0 , há também duas possibilidades: a decisão pode estar correta porque a série é realmente estacionária, ou comete-se um erro, denominado de erro tipo II, pois a série é de fato não-estacionária, mas a amostra não forneceu os indícios necessários para rejeitar H_0 . Define-se poder do teste como sendo a probabilidade de detectar a mudança na série, quando ela realmente está presente, sendo matematicamente igual ao complemento da probabilidade de se cometer o erro tipo II. Na prática, o procedimento para decidir se a série é ou não estacionária consiste em controlar a probabilidade de se cometer o erro tipo I, e isso é feito a partir da escolha do nível de significância do teste, geralmente adotado como sendo $\alpha = 0,05$, embora outros valores possam ser utilizados. Quando a série é de fato estacionária (H_0 é verdadeira), esse procedimento irá erroneamente rejeitar H_0 em apenas 5% das vezesvezes em que o teste for aplicado, caso um nível de significância de 5% seja empregado. Controlar o erro tipo

I é importante para a sociedade porque evita o uso desnecessário de recursos para se preparar para uma série com tendência, quando essa tendência de fato não existe.

A abordagem tradicional de detecção de mudança foca exclusivamente na probabilidade de se cometer o erro tipo I, desprezando-se por completo a probabilidade de se cometer o erro tipo II, de forma que a decisão sobre a série ser ou não estacionária não considera a hipótese alternativa. Quando se reflete sobre as repercussões disso no processo de tomada de decisão na gestão e no planejamento dos recursos hídricos, concluiu-se que cometer o erro tipo II pode também ser tão ou mais prejudicial do que cometer o erro tipo I, visto que a sociedade não estará preparada para acomodar as mudanças no comportamento dos extremos de variáveis hidrometeorológicas, já que a hipótese de estacionariedade foi erroneamente aceita.

Vogel *et al.* (2013) e Vogel e Castellarin (2017) chamam a atenção para a necessidade de incluir uma estimativa do poder do teste ou da probabilidade de se cometer o erro tipo II no processo de tomada de decisão relacionado às questões de não-estacionariedade. Uma das vantagens da estratégia sugerida por Serago e Vogel (2018) na modelagem do quantis de cheia, apresentada no item anterior, é que ela permite obter uma solução analítica exata para o poder do teste quando as séries são Log-normais, e uma solução aproximada para as distribuições LN3, LP3 e GEV, embora não haja qualquer avaliação, até o presente momento, da qualidade de tal aproximação. O próximo item (4) discute brevemente uma estratégia recentemente apresentada na literatura para incorporar os estudos de detecção de tendências em séries hidrometeorológicas em processo de tomada de decisão, com foco na decisão de investimentos para construção ou expansão de infraestrutura hídrica. Mas

antes disso, apresentam-se a seguir nos sub-itens (3.2.1) e (3.2.2) duas maneiras de estimar as probabilidades do erro tipo II.

3.2. Estimativa do erro tipo II para o teste paramétrico t

O teste paramétrico t para uma amostra pode ser usado para testar se a variável explanatória, também chamada de variável independente ou covariável, que está sendo usada na análise de regressão linear, realmente contribui para estimar a variável dependente.

Formalmente, estabelecem-se duas hipóteses: a hipótese nula de que o coeficiente angular vale zero, $\beta_1 = 0$, o que significa dizer que a variável explanatória não ajuda a explicar a variável dependente, e a hipótese alternativa de que $\beta_1 \neq 0$.

Supondo que a série em questão é originária de uma distribuição Normal, e sabendo-se que o estimador de β_1 , chamado aqui de b_1 , é uma combinação linear dos dados, pode-se afirmar que b_1 também é normalmente distribuído com valor esperado igual a β_1 e variância $\sigma_{b_1}^2$, de forma que a quantidade $(b_1 - \beta_1)/\sigma_{b_1}$ possui uma distribuição Normal padrão. Mas como $\sigma_{b_1}^2$ é desconhecido e precisa ser estimado por $s(b_1)$, então conclui-se que

$$\frac{(b_1 - \beta_1)}{s(b_1)} \sim t_{(n-2)} \quad (13)$$

o que significa dizer que a estatística apresentada acima possui uma distribuição t-student com $(n - 2)$ graus de liberdade, fato esse que permite fazer inferências sobre β_1 .

A partir do nível de significância (α) escolhido para realizar o teste, defini-se a região de rejeição da hipótese nula, R , com base no fato de que,

$$P\left(\frac{b_1 - \beta_{10}}{s(b_1)} \in R\right) = \alpha$$

em que β_{10} é o valor de β_1 sob a hipótese nula, ou seja, $\beta_{10} = 0$. Tendo em vista a eq. (13), fica claro que a região R é definida por $|b_1/s(b_1)| > t_{(1-\alpha/2, n-2)}$, no caso do teste bicaudal, e por $b_1/s(b_1) > t_{(1-\alpha, n-2)}$, no caso unicaudal em que deseja-se avaliar o aumento da variável de interesse no tempo. Se $b_1/s(b_1)$ cair em R , rejeita-se a hipótese nula com nível de significância α .

O poder do teste representa a probabilidade da regra de decisão acima rejeitar a hipótese nula quando a hipótese alternativa é de fato a correta. Pode parecer confuso num primeiro momento, mas o Poder do teste está diretamente relacionado à região de rejeição R definida acima. Por definição, o Poder do teste é dado por

$$\text{Poder} = P\left(\frac{b_1 - \beta_{10}}{s(b_1)} \in R | H_a\right)$$

em que β_{10} é o valor de β_1 associado à hipótese H_0 . Quando H_a é verdadeira, a distribuição da estatística teste se desloca para a direita nesse caso, pois admite-se que $\beta_{1a} > \beta_{10}$, o que resulta numa distribuição t-student não-centrada com parâmetro de não-centralidade igual a $(\beta_{1a} - \beta_{10})/s(b_1)$, que mede o quanto afastado β_{1a} está de β_{10} . Sendo assim, o Poder do teste pode ser calculado por

$$\text{Poder} = t_{\delta(n-2)}\left(\frac{b_1}{s(b_1)}\right)$$

em que $t_{\delta(n-2)}$ é a distribuição de t-student não-centrada com $(n - 2)$ graus de liberdade e com parâmetro de não-centralidade $\delta = (\beta_{1a} - \beta_{10})/s(b_1)$.

O poder do teste depende do tamanho da amostra, do nível de significância do teste empregado e da distância entre o valor de β_{1a} e o valor estabelecido pela hipótese nula, que neste caso é igual a zero. Mantendo dois dos três fatores constantes, pode-se afirmar que quanto maior o tamanho da amostra, maior o poder do teste, quanto maior o nível de significância, maior o poder do teste, e quanto maior a distância entre β_{1a} e β_{10} , maior o poder.

Rosner et al. (2014) sugerem adotar a estimativa b_1 obtida da amostra para o valor de β_{1a} , de forma que no estudo deles, o Poder do teste foi bem próximo de 0,50, algo esperado já que a distribuição t-student não-centrada possui assimetria pequena. À medida que o número de graus de liberdade aumenta, a t-student, centrada ou não-centrada, se aproxima da distribuição Normal, portanto, para $(n - 2)$ tendendo para infinito, o Poder do teste tende para 0,50, quando se adota $\beta_{1a} = b_1$.

4. PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO SOBRE INVESTIMENTOS BASEADO EM RISCO

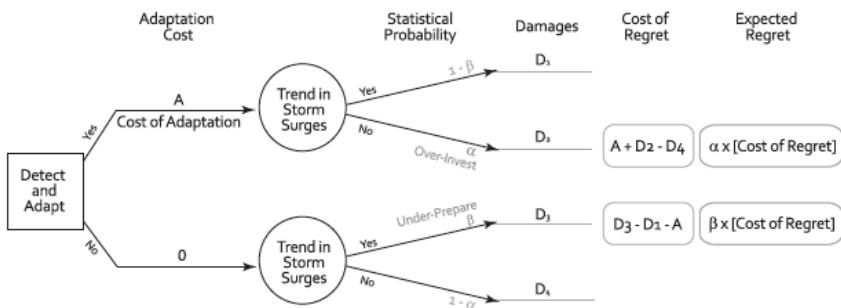
4.1. Proposta baseada na minimização do valor esperado do arrependimento (Rosner et al., 2014)

No contexto de tomada de decisão sobre o dimensionamento de infraestrutura em projetos de recursos hídricos, por exemplo para fins de controle de cheias, cometer o erro tipo 2 resulta em falta de preparo da sociedade frente à frequência de ocorrência e magnitude das cheias num futuro não-estacionário, enquanto cometer o erro tipo 1 representa excesso de proteção, e consequentemente gasto desnecessário em infraestrutura que poderia ter sido utilizado em outras ações. Ambas as situações podem ser vistas como arrependimentos num processo de tomada de decisão. Portanto, fica claro que o processo de tomada de decisão deve levar em consideração a

probabilidade de se cometer esses dois tipos de erro, e não apenas o erro tipo 1, como é comumente feito em estudos desse tipo.

Rosner et al. (2014) propõe uma nova abordagem para o processo de tomada de decisão para investimentos em infraestrutura de controle de cheias, que servirá de base para a proposta de pesquisa aqui apresentada. A Figura 3 apresenta a árvore de decisão apresentada em Rosner et al. (2014) para um exemplo de controle de inundação de uma região costeira. Realizado o teste de hipóteses para detecção de tendência, duas decisões são possíveis, adaptar a infraestrutura de proteção para a situação de mudança no comportamento das tempestades do mar (com tendência) ou deixar a infraestrutura como está, já que foi corretamente dimensionada para o comportamento atual das tempestades (sem tendência). Independente da decisão, há sempre dois estados possíveis para o comportamento das tempestades do mar, representados por um círculo na Figura 3. (1) existe de fato tendência, ou seja, o processo é não-estacionário e (2) não há tendência alguma e o processo é de fato estacionário. Para cada estado, há uma probabilidade associada. Rosner et al. (2014) afirmam que a probabilidade de haver tendência na série é igual ao poder do teste ($1 - \beta$) e a probabilidade de não haver tendência igual p-valor (α). Vale notar que os autores deste capítulo discordam dessas probabilidades, mas uma discussão sobre isso será apresentada mais à frente. Além dessa discordância, o texto do artigo não é muito preciso sobre o uso do termo p-valor e nível de significância, deixando parecer em algumas passagens que os termos podem se usados como sinônimos, o que certamente não é o caso. A decisão é baseada na minimização do valor esperado do arrependimento, que depende dos danos médios anuais associados a cada uma das situações representadas na Figura 1, do custo de adaptação e das probabilidades de haver ou não tendência na série.

Figura 2: Árvore de decisão de investimento em infraestrutura baseada em risco num mundo não-estacionário. Baseado no valor esperado do arrependimento, que é função da estimativa dos danos esperados, das probabilidades de se cometer o erro tipo I e o erro tipo II, e do custo de adaptação. (Rosner et al., 2014).



A ideia central da abordagem é integrar todas as informações relevantes sobre opções de adaptação e impactos possíveis. É necessário por meio da árvore de decisão obter os dois valores de arrependimento esperado: o de déficit e o de excesso de adaptação. Na visão dos autores, o valor esperado do arrependimento devido ao déficit de adaptação corresponde ao valor da probabilidade do erro tipo II (β) multiplicado pelo custo de arrependimento do déficit de adaptação. O valor esperado do arrependimento devido ao excesso de adaptação corresponde ao valor da probabilidade do erro tipo I (α -valor) multiplicado pelo custo de arrependimento do excesso de adaptação. O valor esperado do custo de arrependimento do déficit e do excesso de adaptação é ilustrado na figura 4.

Figura 3: Arrependimento esperado sugerido em Rosner et al. (2014). Vale notar a discordância dos autores deste capítulo no que diz respeito às probabilidades usadas.

$$\begin{aligned}
 \text{Arrependimento Esperado de Excesso Preparação} &= \left[\begin{array}{c} \text{Custo Total de Adaptação (CA)} \\ + \quad \quad \quad \text{Dano Esperado Total Sem Mudança e Com Adaptação (D2)} \\ - \quad \quad \quad \text{Dano Esperado Total Sem Mudança e Sem Adaptação (D4)} \end{array} \right] \times \alpha \\
 \\
 \text{Arrependimento Esperado de Déficit Preparação} &= \left[\begin{array}{c} \text{Dano Esperado Total Com Mudança e Sem Adaptação (D3)} \\ - \quad \quad \quad \text{Dano Esperado Total Com Mudança e Com Adaptação (D1)} \\ + \quad \quad \quad \text{Custo Total de Adaptação (CA)} \end{array} \right] \times \beta
 \end{aligned}$$

Na proposta metodológica, recomenda-se investir em adaptação quando o arrependimento esperado de déficit na adaptação é maior do que o arrependimento esperado do excesso.

Essa parece ser uma abordagem bastante promissora, ainda mais se considerarmos que a proposta de modelagem não-estacionária sugerida por Serago e Vogel (2018) permite determinar analiticamente, ainda que de forma aproximada, o poder do teste ou a probabilidade de se cometer o erro tipo 2. Entretanto, há um problema com essa abordagem, pois as probabilidades empregadas por Rosner et al. (2014) na árvore de decisão apresentada na Figura 1 não são as corretas, o que será abordado na descrição da metodologia a seguir.

4.2. Aprimoramento da proposta de Rosner et al. (2014)

O processo de decisão estatística sugerida em Rosner et al. (2014) possibilita que o tomador de decisão questione se as informações existentes são suficientes para justificar a tomada de decisão de uma determinada medida de adaptação e se o impacto econômico causado pela eventual mudança é suficientemente grande para que seja aconselhável adaptar-se para tal mudança, mesmo que a significância estatística da tendência esteja fora da

região crítica habitual (normalmente 5%) para testes de hipótese. Assim, tal abordagem tem o mérito de possibilitar uma compreensão integrada das incertezas associadas com o nosso conhecimento sobre as tendências, juntamente com as consequências econômicas de vários planos de adaptação de forma intuitiva e significativa possibilitando tomar decisões bem informadas para a adaptação às mudanças.

No entanto, a abordagem sugerida apresenta alguns pressupostos que necessitam ser avaliados no sentido de validar a eficácia da metodologia. Embora a metodologia não faça exigência do teste de tendência a ser utilizado, foi sugerido o uso do teste t de regressão linear para definição dos erros tipo I (p-valor), na visão dos autores, e tipo II (β), de modo que tal escolha foi considerado um pressuposto importante na metodologia.

Neste ponto cabe uma primeira crítica no tocante ao que os autores denominam por erro tipo I e erro tipo 2. Formalmente, o que se denomina por erro tipo I (probabilidade de se rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira) é a especificação a priori do nível de significância α (normalmente adota-se 5% ou 1%) do teste de modo a construir uma região crítica do teste que balizará a decisão de rejeitar ou a hipótese nula. No trabalho, os autores utilizam o p-valor como erro tipo I. O p-valor, em termos formais, é definido como a probabilidade de obter-se uma estatística de teste igual ou mais extrema que a estatística observada a partir de uma amostra de uma população, assumindo-se a hipótese nula como verdadeira. Em testes de hipótese, o p-valor é utilizado para comparação com o nível de significância de modo a rejeitar ou não hipótese nula. Deste modo, considerando o procedimento clássico de aplicação de testes de hipótese, é incorreto considerar o erro tipo I igual ao p-valor.

A consequência deste equívoco implica também na incorreta denominação do erro tipo II. No trabalho, os autores consideram

o valor da probabilidade do erro tipo 2 como a área à direita da interseção do p-valor na curva de probabilidade da hipótese alternativa, quando na realidade a interseção deveria ser no local do nível de significância.

Além do equívoco apontado acima, a seguir, apresenta-se os três principais pressupostos utilizados. O primeiro pressuposto refere-se às suposições necessárias à aplicação do teste t de regressão linear. Conforme pode ser observado no item anterior, a principal suposição do teste t é a necessidade de que a variável aleatória analisada seja normalmente distribuída. A violação desta suposição implica numa especificação incorreta do nível de significância do teste, por conseguinte do próprio poder do teste. Considerando que as séries hidrometeorológicas de um modo geral não são simétricas, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando diferentes modelos probabilísticos que mais se aproximem das características estatísticas dessas séries.

O segundo pressuposto refere-se à estruturação da árvore de decisão no que concerne aos valores utilizados para informar a probabilidade de ter ou não mudança. De acordo com a árvore apresentada (Figura 3), verifica-se que tais valores correspondem ao que eles denominam de probabilidade do erro tipo II (β) e tipo I (p-valor), respectivamente. No entanto, conforme será apresentado a seguir, os valores de p-valor e β fazem parte da verdadeira expressão da probabilidade de ter ou não mudança, tal expressão exige ainda a necessidade da informação da probabilidade a priori de ter mudança $P(H_a)$. Conforme será também observado a seguir, na parte que relaciona os custos e danos com a probabilidade de mudança, verifica-se que a única situação em que a decisão dependa apenas do p-valor e β ocorre quando a $P(H_a) = 0,5$. Assim, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando diferentes valores para a $P(H_a)$.

O terceiro pressuposto refere-se à forma de uso da estimativa do valor da tendência (coeficiente angular da regressão) na definição do β . De acordo com a formulação da definição do β no teste t da inclinação da regressão linear (apresentada no item anterior), é necessário a especificação a priori do nível de significância do teste de modo a subtrair ao valor da estimativa da tendência. Essa tendência estimada corresponde ao valor tido como populacional. No entanto, como a abordagem utilizou o mesmo valor tanto para o nível de significância como também para o valor esperado da tendência sob a hipótese alternativa, o valor de β será sempre o mesmo e igual a 0,5. Assim, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando a incerteza amostral de β , bem como verificar o ganho em conhecer a o valor esperado populacional da tendência.

É importante destacar que o segundo e o terceiro pressupostos configuram os principais desafios para aplicação da abordagem de tomada de decisão utilizando testes de tendência. Assim, a estimativa da probabilidade a priori da existência da tendência e da magnitude da verdadeira tendência devem ser o foco das análises a fim de definir estratégias que possibilitem a melhor forma de tomada de decisão por meio de testes de hipótese.

A estratégia de tomada decisão apresentada a seguir, corresponde a um aprimoramento da proposta inicial sugerida em Rosner et al. (2014) e foi desenvolvida a partir dos pressupostos sinalizados nos parágrafos anteriores.

As informações oriundas do teste de tendência não serão empregadas para decidir se a série é ou não estacionária, mas sim para estimar a probabilidade da série ser estacionária dado que obteve-se um valor amostral específico para estatística de teste, independente do teste empregado. Isso pode ser feito empregando

o teorema de Bayes em conjunto com o teorema de probabilidade total,

$$P(H_0|Z > z) = \frac{P(Z > z|H_0)\pi(H_0)}{P(Z > z|H_0)\pi(H_0) + P(Z > z|H_a)\pi(H_a)}$$

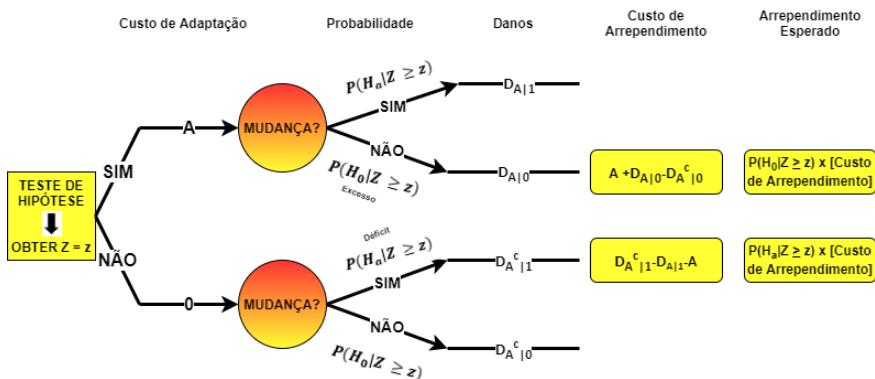
em que $P(Z > z|H_0)$ é o p_valor do teste, $P(Z > z|H_a)$ é o poder do teste, e $\pi(H_0)$ e $\pi(H_a) = 1 - \pi(H_0)$ as probabilidades a priori da série ser estacionária e não-estacionária, respectivamente.

A probabilidade da série ser não-estacionária é simplesmente o complemento da probabilidade acima,

$$P(H_a|Z > z) = \frac{P(Z > z|H_a)\pi(H_a)}{P(Z > z|H_0)\pi(H_0) + P(Z > z|H_a)\pi(H_a)}$$

O arrependimento neste processo de decisão pode ocorrer em duas situações, (1) quando se opta pela adaptação da estrutura e a série é de fato estacionária, ou seja, ocorre um excesso de preparo, ou (2) quando decide-se por não adaptar a estrutura e a série é de fato não-estacionária, ou seja, há um déficit de proteção. A Figura 4 ilustra a árvore de decisão com os retângulos mostrando os danos associados às duas situações de arrependimento, assim como o valor esperado dos mesmos.

Figura 4: árvore de decisão para dimensionamento de infraestrutura considerando incerteza nas condições hidrológicas futuras (mundo estacionário, H_0 ou não-estacionário, H_a). Os danos $D_{A|1}$, $D_{A|0}$, $D_{A^c|1}$ e $D_{A^c|0}$ equivalem respectivamente aos danos D1, D2, D3 e D4 das Figuras 2 e 3.



Pode-se mostrar que a decisão de adaptar a infraestrutura é a decisão que reduz o valor esperado do arrependimento quando

$$\frac{\left[1 - \frac{(D_{A^c|0} - D_{A|0})}{C_a}\right]}{\left[\frac{(D_{A^c|1} - D_{A|1})}{C_a} - 1\right]} < \frac{P(H_a|Z > z)}{P(H_0|Z > z)} = \left[\frac{P(Z > z|H_a)}{P(Z > z|H_0)}\right] \left[\frac{1 - \pi(H_0)}{\pi(H_0)}\right]$$

em que $D_{A^c|0}$ e $D_{A^c|1}$ representam os danos médios anuais sem adaptação nos casos sem mudança e com mudança, respectivamente, enquanto $D_{A|0}$ e $D_{A|1}$ representam os danos médios anuais quando se faz a adaptação nos casos sem e com mudança nas séries, respectivamente. C_a é o custo de adaptar a estrutura.

Vale notar que o termo $(D_{A^c|0} - D_{A|0})$ representa o benefício (redução de danos) oriundo da adaptação da estrutura quando a mudança não existe, enquanto $(D_{A^c|1} - D_{A|1})$ representa o mesmo benefício quando a mudança está presente. Dessa forma, reescrevemos a equação acima da seguinte forma,

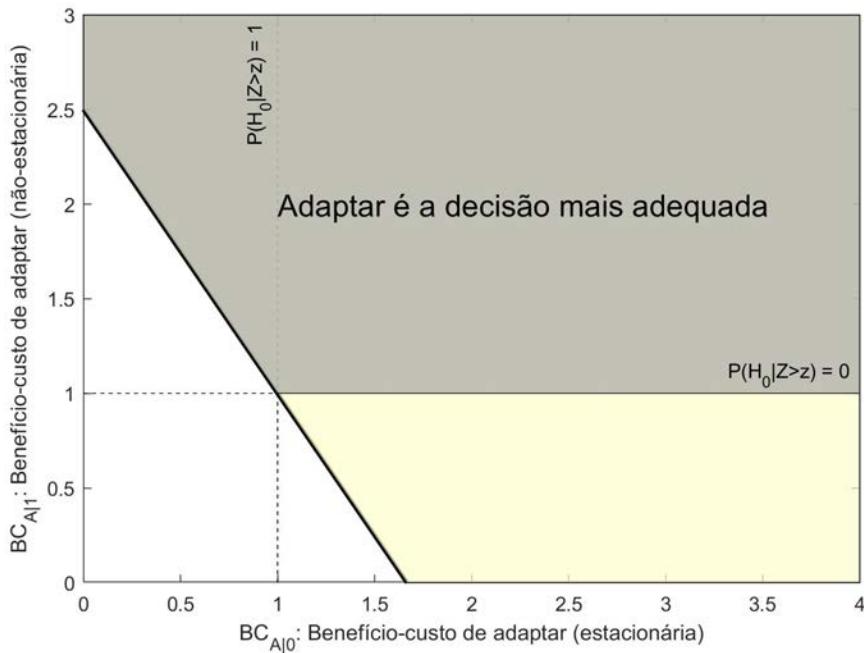
$$\frac{[1 - BC_{A|0}]}{[BC_{A|1} - 1]} < \frac{P(H_a|Z > z)}{P(H_0|Z > z)} = \left[\frac{P(Z > z|H_a)}{P(Z > z|H_0)} \right] \left[\frac{1 - \pi(H_0)}{\pi(H_0)} \right]$$

em que $BC_{A|0}$ e $BC_{A|1}$ são, respectivamente, a relações de benefício-custo da adaptação quando não há mudança na série e quando a mudança está presente. Rearrumando a equação, tem-se

$$BC_{A|1} > \frac{1}{[1 - P(H_0|Z > z)]} - \frac{P(H_0|Z > z)}{[1 - P(H_0|Z > z)]} BC_{A|0}$$

que representa a região no espaço $(BC_{A|0} \times BC_{A|1})$ em que a decisão de adaptar a estrutura é a que minimiza o valor esperado do arrependimento. A Figura 5 ilustra a situação de decisão. A reta preta contínua apresentada na Figura representa a relação entre $BC_{A|1}$ e $BC_{A|0}$ que forma o conjunto de pontos em que o valor esperado do arrependimento é o mesmo, independente da decisão realizada. A região à direita dessa reta, que está associada à inequação apresentada acima, contém o conjunto de pontos em que a decisão de adaptar é a mais adequada, tendo em vista que resulta no menor custo de arrependimento. Como não faz sentido adaptar para valores de $BC_{A|1} < 1$, a região cinza da Figura 5 é de fato a região que contempla a decisão de adaptação. As duas linhas tracejadas representam duas situações extremas: (1) quando se tem certeza de que a série é estacionária (linha vertical), $P(H_0|Z > z) = 1$, de forma que a decisão de adaptar só deve ser tomada se $BC_{A|0} > 1$, e (2) quando se tem certeza de que a série é não-estacionária (linha horizontal), $P(H_0|Z > z) = 0$, de forma que a decisão de adaptar deve ser tomada, desde que adaptação $BC_{A|1} > 1$.

Figura 5: Área em cinza representa a região em que a decisão de adaptar a infraestrutura é aquela que minimiza o valor esperado do arrependimento. A linha preta cheia representa a relação entre $BC_{A|0}$ e $BC_{A|1}$ para um caso específico em que $P(H_0|Z > z) = 0.60$. A linha em si, independente do valor de $P(H_0|Z > z)$, representa o conjunto de pontos em que o valor esperado do arrependimento é o mesmo para as duas decisões possíveis. As linhas tracejadas ilustram dois casos extremos: (1) certeza de que não há mudança (vertical) e (2) certeza de que a mudança está presente (horizontal).



Como era de se esperar, a decisão de adaptar ou não a infraestrutura depende (1) das relações benefício-custo de adaptar a infraestrutura nos dois estados possíveis do mundo no futuro: com e sem mudança na série hidrológica e (2) das probabilidades de haver mudança e de não haver mudança na série no futuro, cujos valores dependem de três grandezas: $P(Z > z|H_a)$, $P(Z > z|H_0)$ e da probabilidade *a priori* da série ser estacionária, $\pi(H_0)$.

Essa formulação é mais correta do que a usada por Rosner et al. (2014), que implicitamente admitiram, e possivelmente sem a intenção, que $[1 - \pi(H_0)]/\pi(H_0) = 1$, o que dificilmente é verdade.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como já apontado ao longo de todo o capítulo, a tomada de decisão sob condições não-estacionárias envolve profundas incertezas. Essas incertezas ficam ainda mais evidentes com o grande desafio em tentar estimar os impactos futuros na sociedade oriundos dos processos antrópicos e hidroclimáticos envolvidos.

O uso de modelos para avaliar e gerenciar a não-estacionariedade em variáveis hidrometeorológicas é ainda uma atividade controversa tanto na literatura como também na prática hidrológica, principalmente devido à falta de clareza sobre as escalas de tempo necessárias para detectar comportamentos não-estacionários, o que implica na identificação de forma espúria de tais comportamentos decorrentes da falta de homogeneidade de dados. Essa não-homogeneidade aparece muitas vezes na forma de tendências de curto prazo confundindo com mudanças de longo prazo e/ou aplicação de modelos não estacionários sem conhecimento prévio ou completo dos indutores de mudança e suas escalas temporais. Este capítulo apresenta um conjunto de abordagens e ferramentas para ajudar a orientar as investigações sobre o processo de tomada de decisão em um mundo não-estacionário.

Sem dúvida, é necessário cautela ao tentar detectar e projetar um eventual comportamento não-estacionário. O processo de detecção não deve ser realizado apenas usando os dados da series temporal, mas deve ser baseada em um entendimento sólido a priori dos fatores físicos predominantes da mudança. Quando há razões plausíveis para suspeitar da não-estacionariedade,

os testes estatísticos podem ser aplicados, tomando sempre o cuidado de considerar suas incertezas. É essencial ter em mente as restrições e incertezas inerentes ao processo de modelagem não-estacionária.

Embora pouco explorado aqui, o processo de atribuição permanece um desafio contínuo, principalmente em virtude do tamanho das séries atualmente disponíveis que impede uma detecção mais robusta da não-estacionariedade. A utilização de dados regionais ou agrupados é um caminho promissor para ampliar a nossa capacidade no processo de detecção e atribuição, por exemplo, podendo estimar a probabilidade a priori de mudança no processo de tomada de decisão por meio de testes estatísticos.

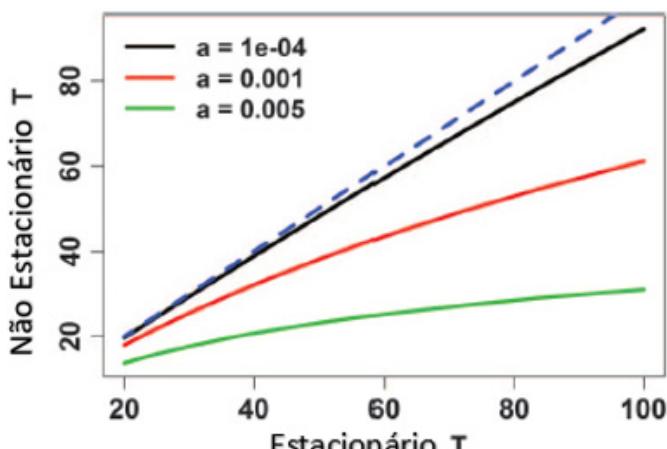
Por fim, mesmo com técnicas sofisticadas de detecção e atribuição, permanece sempre a necessidade de ferramentas práticas para gerenciar mudanças futuras nos recursos hídricos. O desenvolvimento de maneiras inteligentes em traduzir a ciência para a prática, possibilitando a definição de estratégias de baixo arrependimento para adaptação, continua sendo uma área-chave para pesquisa. Além disso, dadas as várias incertezas envolvidas no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos em um mundo não-estacionário, pode-se sugerir que os horizontes de planejamento tenham que ser encurtados, e ao mesmo tempo seja necessário projetos flexíveis que possibilitem extensões, modificações, adaptações e a um custo razoável para a sociedade.

Para avaliar o impacto entre os valores de tempo de retorno e risco em um mundo não estacionário em detrimento do estacionário, Salas e Obeysekera (2014) realizaram um estudo hipotético a partir de uma distribuição exponencial não estacionária com diferentes tendências crescente no parâmetro de escala e compararam com a versão estacionária. As Figuras 2a e 2b ilustram de forma representativa os resultados dessa avaliação. A Figura 2a ilustra a variação

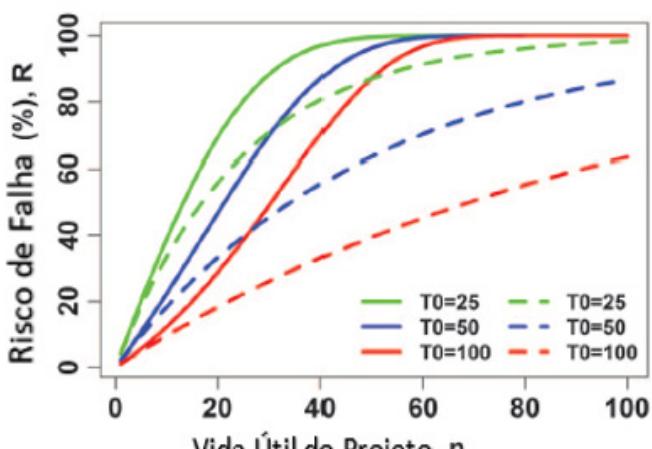
do período de retorno T , identificado como não estacionário T (no eixo y) em função do período de retorno inicial de projeto T_0 (T estacionário no eixo x) para as três diferentes magnitudes de tendência. Observa-se uma redução significativa do tempo de retorno não estacionário na medida que a magnitude da mudança aumenta, por exemplo, para um tempo de retorno estacionário de 100 anos, o tempo de retorno em um mundo não estacionário seria de 91, 60 e 31 anos, respectivamente, para as três magnitudes de mudança consideradas.

Já a figura 2b ilustra a relação entre o risco de falha (R) e a vida útil (n) de projeto considerando diferentes tempos de retorno inicial tanto no ambiente estacionário como no não estacionário. Observa-se claramente na figura que para qualquer valor de n ocorre um aumento expressivo do risco de falha sob condições não estacionárias em detrimento a estacionária. Nesse exemplo, para um tempo de retorno de 100 anos, o risco de falha em um mundo estacionário corresponde a algo em torno de 30%, já sob condições não estacionárias esse risco sob para aproximadamente 70%.

Figura 2: Impacto da não estacionariedade no tempo de retorno e risco de falha para uma distribuição exponencial. Em (a) apresenta a relação entre os tempos de retorno considerando 3 magnitudes diferentes de tendência “a”, a linha tracejada é a reta de 45°. Em (b) é a relação entre o risco de falha e a vida útil de projeto para as condições estacionárias (linhas tracejadas) e não estacionárias (linhas sólidas) considerando uma determinada magnitude ($a = 0,005$) e três tempos de retorno
 (Adaptado de: Salas e Obeyskera, 2014).



(a)



(b)

Os possíveis impactos nos riscos sob condições não estacionárias (conforme ilustrado acima) e devido à crescente preocupação com mudanças nas séries de extremos hidrometeorológicos observados em praticamente todas as localidades do planeta, observou-se um esforço da comunidade científica em estender os conceitos de período de retorno e risco associados à eventos extremos sob condições não estacionárias. Essas pesquisas apareceram inicialmente na literatura estatística e de mudança climática (Olsen et al. 1998; Parey et al. 2007; Cooley 2009, 2013; Wigley 2009) e mais recentemente essas novas abordagens foram estendidas para aplicações na área de recursos hídricos (Salas e Obeysekera, 2014).

= 1 - pdeterminado valor da variável de interesse, Em aplicações voltadas para gestão e planejamento de recursos hídricos é fundamental ter uma boa estimativa das probabilidades de excedência e não excedência que determinado evento ou variável ocorrerá pela primeira vez em ano qualquer x. Considerando que o tempo de espera de determinado evento para essa primeira ocorrência é uma variável aleatória X. Sob condições estacionárias, admitindo que os eventos são independentes, essa probabilidade (excedência e não excedência) p é dada por:

$$f(x) = P(X = x) = (1 - p)^{x-1}p, \quad x = 1, 2, \dots \quad (6)$$

No qual segue uma distribuição de probabilidade geométrica. $E(X) = 1/p$ corresponde ao tempo médio de espera (ou a média do número de anos que levará para a primeira ocorrência de determinado evento), e é comumente denominado de tempo de retorno ou recorrência (T) na prática da engenharia de recursos hídricos. Adicionalmente, a variância de X é dada por: $\text{var}(X) = q/p^2$.

Com base no conceito apresentado acima, pode-se definir o risco hidrológico. A falha de projeto considerando uma vida útil de n anos ocorrerá sempre que a primeira ocorrência de um evento que exceda (ou não exceda) o valor projetado antes ou no ano n.

Nesse sentido, o risco de falha (R) é dado pela CDF da distribuição geométrica:

$$R = \sum_{x=1}^n f(x) = p \sum_{x=1}^n (1-p)^{x-1} = 1 - (1-p)^n \quad (7)$$

A confiabilidade (R_l) do projeto é então $1-R$ ou

$$R_l = (1-p)^n \quad (8)$$

A confiabilidade corresponde a probabilidade em não violar os valores de projeto dentro da vida útil considerada. Da mesma forma, o risco também é definido como a probabilidade de que um ou mais eventos (por exemplo, excedendo uma cheia de projeto) ocorrerão no período de n anos, ou seja, $R = P(Y > 0) = 1 - P(Y = 0)$. Portanto, essas probabilidades também podem ser obtidas usando a lei da probabilidade binomial (por exemplo, Mood et al. 1974).

Em condições não estacionárias, a probabilidade que determinado evento viole o valor projetado (z_{q_0}) pela primeira vez no ano x é dado por:

$$f(x) = p_x \prod_{t=1}^{x-1} (1-p_t) \quad x = 1, 2, \dots, x_{max} \quad (9)$$

Onde x_{max} = tempo no qual $p = 1$ (uma vez que é de se esperar que com uma mudança contínua essa probabilidade irá convergir para 100%). Essa equação 9 corresponde a distribuição de probabilidade do tempo de espera para que o primeiro evento viole (seja maior ou menor) o valor de projeto, é uma generalização da distribuição geométrica aplicável a condições não estacionárias, e possui parâmetros (probabilidades de excedência) que variam ao longo do tempo. Se os valores de p forem iguais (condição estacionária), a distribuição de probabilidade anterior é simplificada para a Eq. 6.

Com base nessa distribuição geométrica não estacionária definida na equação 9 é possível determinar o tempo médio de espera (EWT) ou tempo de retorno não estacionário, no qual esse valor

médio do tempo em que o valor de projeto será violado é dado por (Cooley 2013, Salas and Obeysekera 2014):

$$T = E(X) = 1 + \sum_{x=1}^{x_{max}} \prod_{t=1}^{x-1} (1 - p_t) \quad (10)$$

Essa equação 10 que fornece o tempo de retorno não estacionário é consistente com a definição existente para o caso estacionário. No entanto, diferente do caso estacionário onde o T é apenas em função da probabilidade de excedência p, para o não estacionário o T é em função de probabilidades de excedência p_t que variam ao longo do tempo. Da mesma forma, o risco de falha de determinado projeto de recursos hídricos com vida útil n pode ser determinado a partir da por $R = P(X \leq n)$ de modo que da Equação x4 obtemos (Salas e Obeysekera 2014):

$$R = 1 - \prod_{t=1}^n (1 - p_t) \quad (11)$$

E a confiabilidade torna-se:

$$R_l = \prod_{t=1}^n (1 - p_t) \quad (12)$$

6. REFERÊNCIAS

- AghaKouchak, A. et al. (Eds.), 2013. *Extremes in a Changing Climate: Detection, Analysis and Uncertainty*, Water in Science Technology Library, Volume 65. Springer, New York, NY.
- ANA (Agência Nacional de Águas), 2016. Mudanças Climáticas e Recursos Hídricos: Avaliação e Diretrizes para Adaptação. Agência Nacional de Água, Brasília.
- ASCE, 2018. *Climate-Resilient Infrastructure: Adaptive Design and Risk Management*. ASCE manuals and reports on engineering practice no. 140. Reston, VA. American Society of Civil Engineers.
- Ball, J. Babister, M., Nathan, R., Weeks, W., Weinmann, E., Retalick, E., Testoni, I. (2016). Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation.

- Bayazit, M., Fernandez, B. & Salas, J., 2001. Return Period and Risk of Hydrologic Events. I: Mathematical Formulation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 6, p.358.
- Borgomeo, E. et al., 2018. Risk, Robustness and Water Resources Planning Under Uncertainty. *Earth's Future*, 6(3), pp.468–487.
- Borgomeo, E., Hall, J. Fung, F., Watts, G., Colquhoun, K., Lambert, C. (2014). Risk-based water resources planning: incorporating probabilistic nonstationary climate uncertainties. *Water Resources Research*, 50, 6850-6873, doi: 10.1002/2014WR015558.
- Bras, R. L. (1990). Hydrology: An introduction to hydrologic science, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Brown, C. et al., 2011. A Decision-Analytic Approach to Managing Climate Risks: Application to the Upper Great Lakes1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.524–534.
- Burn, D., Fan, L., Bell, G. (2008). Identification and quantification of streamflow trends on the Canadian Prairies, *Hydrological Sciences Journal*, 53:3, 538-549, DOI: 10.1623/hysj.53.3.538
- Chow, V. T., Maidment, D. R., and Mays, L.W. (1988). Applied hydrology, McGraw-Hill, New York.
- Coch, A., Luis Mediero, L. (2016). Trends in low flows in Spain in the period 1949–2009, *Hydrological Sciences Journal*, 61:3, 568-584, DOI: 10.1080/02626667.2015.1081202
- Cooley, D. (2009). “Extreme value analysis and the study of climate change.” *Clim. Change*, 97(1-2), 77–83.
- Cooley, D. (2013). “Return periods and return levels under climate change.” Chapter 4, Extremes in a changing climate: Detection, analysis and uncertainty, A. AghaKouchak, D. Easterling, and K. Hsu, eds., Vol. 65, Springer, New York.
- Craig, R. K. (2010). Stationarity Is Dead - Long live transformation: Five principles for climate change adaptation law. *Harvard Environ*, Rev., 34 (1), pp. 9-75.
- England, J.F., Jr., Cohn, T.A., Faber, B.A., Stedinger, J.R., Thomas, W.O., Jr., Veilleux, A.G., Kiang, J.E., and Mason, R.R., Jr. (2018). Guidelines for determining flood flow frequency—Bulletin 17C: U.S. Geological Survey Techniques and Methods, book 4, chap. B5, 148 p., <https://doi.org/10.3133/tm4B5>.

- Franks, S.W. (2014). Flood risk in Eastern Australia: climate variability and change. In: Beven, K., Hall, J. (Eds.). Applied uncertainty analysis for flood risk management. Imperial College Press, London.
- Galloway, G.E., 2011. If Stationarity is Dead, What Do We Do Now?1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.563–570.
- He, H., Cheng, Y., Cheng, N., Lu, Y., Singh, S. (2017). Variability of Hydrological Processes and Systems in a Changing Environment. In: Vinjay, S. (Ed.), Handbook of Applied Hydrology, Second Edition. McGraw-Hill Education.
- Hecth, J. S., Vogel, R. M. (2020). Updating urban design floods for changes in central tendency and variability using regression, *Advances in Water Resources*, Volume 136, 2020, 103484, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.103484>.
- Hirsch, R.M., 2011. A Perspective on Nonstationarity and Water Management1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.436–446.
- Interagency Committee on Water Data (IACWD). (1982). “Guidelines for determining flood flow frequency.” Bulletin 17B, Office of Water Data Coordination, USGS, Reston, VA.
- IPCC (2013). Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. ISBN 978-1-107-66182-0.
- Kaatz, L., 2010. *Decision Support Planning Methods: Incorporating Climate Change Uncertainties into Water Planning*,
- Kiang, J., Olsen, J., Waskom, R. (2011). Introduction to the Featured Collection on “Nonstationarity, Hydrologic Frequency Analysis, and Water Management.” *Journal of the American Water Resources Association (JAWRA)* 47(3):433-435. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2011.00551.x
- Koutsoyanis, D., Montanari, A. (2014). Negligent killing of scientific concepts: The stationarity case. *Hydrol. Sci. J.*, 60, pp. 1174–1183.
- Kundzewicz, Z.W., 2011. Nonstationarity in Water Resources - Central European Perspective1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.550–562.
- Lins, H. F., Cohn, T. A. (2011). Stationarity: Wanted dead or alive? *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47, pp. 475–480.

- Mangini, W., Viglione, A., Hall, J., Hundecha, Y., Ceola, S., Montanari, A., Rogger, M., Salinas, J.L., Borzì, I., Parajka, J. (2018). Detection of trends in magnitude and frequency of flood peaks across Europe, *Hydrological Sciences Journal*, 63:4, 493–512, DOI: 10.1080/02626667.2018.1444766
- McPhail, C. et al., 2018. Robustness Metrics: How Are They Calculated, When Should They Be Used and Why Do They Give Different Results? *Earth's Future*, 6(2), pp.169–191.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J., Dettinger, M. D., Krysanova, V. (2015). On Critiques of “Stationarity is Dead: Whither Water Management?”. *Water Resour. Res.*, 51, pp. 7785–7789.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M.; Kundzewicz, Z. W.; Lettenmaier, D. P., Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is dead: Whiter water management? *Science*, 319, pp. 573–574.
- Mondal, A., Daniel, D., 2019. Return Levels under Nonstationarity: The Need to Update Infrastructure Design Strategies. *Journal of Hydrologic Engineering*, 24 (1): 04018060.
- Montanari, A, Young, G., Savenije, H., Hughes, D., Wagener, T., Ren, L., Koutsoyiannis, D, et al. 2013. Panta Rhei—Everything Flows’: Change in Hydrology and Society—the IAHS Scientific Decade 2013–2022. *Hydrological Sciences Journal*. 58 (6): 1256–75. doi:10.1080/02626667.2013.809088.
- Naghettini, M.; Pinto, E.J.A. Hidrologia Estatística. CPRM, 2007. 552p.
- NAS (The National Academies of Science, Engineering and Medicine), 2018. *Future Water Priorities for the Nation: Directions for the U.S. Geological Survey Water Mission Area*, Washington, D.C.: National Academies Press.
- NERC (1975). Flood Studies Report. Natural Environment Research Center.
- Obeysekera, J. & Salas, J.D., 2014. Quantifying the Uncertainty of Design Floods under Nonstationary Conditions. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), pp.1438–1446.
- Olsen, J. R., Lambert, J. H., and Haimes, Y. Y. (1998). “Risk of extreme events under nonstationary conditions.” *Risk Anal.*, 18(4), 497–510.
- Parey, S., Malek, F., Laurent, C., and Dacunha-Castelle, D. (2007). “Trends and climate evolution: Statistical approach for very high temperatures in France.” *Clim. Change*, 81(3), 331–352.

- Prosdocimi, I., Kjeldsen, T.R. & Svensson, C., 2014. Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK. *Natural Hazards and Earth System Science*, 14(5), pp.1125–1144.
- Rahman, A., Haddad, K., Kuczera, G., Weinmann, E. (2016). Regional Flood Methods. In: Commonwealth of Australia, *Australian Rainfall and Runoff: A Guide to Flood Estimation* (Chapter 3 in Book 3). Retrieved from <http://book.arr.org.au.s3-website-ap-southeast-2.amazonaws.com>.
- Ray, P.A. et al., 2018. Growth of the Decision Tree: Advances in Bottom-Up Climate Change Risk Management. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 26(12), pp.1376–18.
- Razavi, S. & Vogel, R., 2018. Prewhitenning of hydroclimatic time series? Implications for inferred change and variability across time scales. *Journal of Hydrology*, 557, pp.109–115.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2015. Reliability, return periods, and risk under nonstationarity. *Water Resources Research*, 51(8), pp.6381–6398.
- Read, L.K. & Vogel, R.M., 2016. Hazard function theory for nonstationary natural hazards. *Natural Hazards and Earth System Science*, 16(4), pp.915–925.
- Robson, A., Reed, D. (1999). Flood Estimation Handbook. Volume 3. Institute of Hydrology, Wallingford.
- Rootzén, H. & Katz, R.W., 2013. Design Life Level: Quantifying risk in a changing climate. *Water Resources Research*, 49(9), pp.5964–5972.
- Rosbjerg, D., 2017. Optimal adaptation to extreme rainfalls in current and future climate. *Water Resources Research*, 53(1), pp.535–543.
- Rosner, A., Vogel, R.M. & Kirshen, P.H., 2014. A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world. *Water Resources Research*, 50(3), pp.1928–1942.
- Salas, J.D., Obeysekera, J. (2014). Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(3), pp.554–568.
- Salas, J.D., Obeysekera, J. & Vogel, R.M., 2018. Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review. *Hydrological Science Journal*, 63(3), pp.325–352.
- Schlef, K.E. et al., 2018. A General Methodology for Climate-Informed Approaches to Long-Term Flood Projection-Illustrated With the Ohio River Basin. *Water Resources Research*, 54(11), pp.9321–9341.

- Serago, J.M. & Vogel, R.M., 2018. Parsimonious nonstationary flood frequency analysis. *Advances in Water Resources*, 112, pp.1–16.
- Serinaldi, F., Kilsby, C. G. (2015). Stationarity is undead: Uncertainty dominates the distribution of extremes. *Adv. Water Resour.*, 77, pp. 17–36.
- Serinaldi, F., Kilsby, C.G. & Lombardo, F., 2018. Untenable nonstationarity – An assessment of the fitness for purpose of trend tests in hydrology. *Advances in Water Resources*, 111, pp.132–155.
- Spence, C.M. & Brown, C.M., 2016. Nonstationary decision model for flood risk decision scaling. *Water Resources Research*, 52(11), pp.8650–8667.
- Stedinger, J.R. & Crainiceanu, C.M., 2001. Climate Variability and Flood-Risk Management. In: Proceedings of the Conference on Risk-Based Decisionmaking in Water Resources, October 15-20, 2000, Santa Barbara, California. Reston, VA: American Society of Civil Engineers, pp. 77–86. Doi: [10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2001\)40:5\(577\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2001)40:5(577)).
- Stedinger, J.R. & Griffis, V.W., 2011. Getting From Here to Where? Flood Frequency Analysis and Climate1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.506–513.
- Sveinsson, O.G.B. et al., 2003. Modeling the Dynamics of Long-Term Variability of Hydroclimatic Processes. *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 4, pp. 489-505.
- Vogel, R.M., Castellarin, A., 2017. *Risk, Reliability and Return Periods and Hydrologic Design*. In: Vijay P. Singh (Ed.), *Handbook of Applied Hydrology*. Second Edition. McGraw-Hill Education, New York, NY.
- Vogel, R.M., Rosner, A. & Kirshen, P.H., 2013. Brief communication “Likelihood of societal preparedness for global change.” *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1(1), pp.1–13.
- Vogel, R.M., Yaindl, C., Walter, M., (2011). Nonstationarity: Flood Magnification and Recurrence Reduction Factors in the United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.464–474.
- Waage, M.D. & Kaatz, L., 2011. Nonstationary Water Planning: An Overview of Several Promising Planning Methods1. *Journal of the American Water Resources Association*, 47(3), pp.535–540.
- Wigley, T. M. L. (2009). “The effect of changing climate on the frequency of absolute extreme events.” *Climatic Change*, 97(1–2), 67–76.