UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL

Welson de Avelar Soares Filho

Aprendizado de máquina com dados categóricos na modelagem chuva-vazão para previsão de vazão em bacias hidrográficas de Minas Gerais

Juiz de Fora
2024

Welson de Avelar Soares Filho

Aprendizado de máquina com dados categóricos na modelagem chuva-vazão para previsão de vazão em bacias hidrográficas de Minas Gerais

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional. Área de concentração: Modelagem Computacional

Orientador: Doutor Leonardo Goliatt

Juiz de Fora

2024

Ficha catalográfica elaborada através do Modelo Latex do CDC da UFJF
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Soares Filho, Welson de Avelar.
Aprendizado de máquina com dados categóricos na modelagem chuva-vazão para previsão de vazão em bacias hidrográficas de Minas Gerais / Welson de Avelar Soares Filho. – 2024.
70 f. : il.

Orientador: Leonardo Goliatt
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Instituto de Ciências Exatas. Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional, 2024.

1. recursos hídricos. 2. redes neurais. 3. previsão de vazão. I. Goliatt, Leonardo, orient. II. Doutor.

Welson de Avelar Soares Filho

Aprendizado de máquina com dados categóricos na modelagem chuva-vazão para previsão de vazão em bacias hidrográficas de Minas Gerais

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional. Área de concentração: Modelagem Computacional

Aprovada em (dia) de (mês) de (ano)

BANCA EXAMINADORA

Doutor Leonardo Goliatt - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Titulação Nome e sobrenome
Universidade ???

Titulação Nome e sobrenome
Universidade ??

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Regina e Welson, por terem se dedicado, desde sempre, para que eu, meu irmão e irmã, buscássemos nos aprimorar enquanto cidadãos através dos estudos. A participação e acompanhamento em cima de nossos estudos fixaram em mim o desejo pela busca do conhecimento. Este trabalho tem parte de vocês. Muito obrigado.

Meu irmão Raphael e irmã Patrícia. Precisei me abster, em muito, de seu convívio, mas eu nunca esqueci de seu companheirismo, de sua amizade e do quanto apoio tive neste momento da vida.

Minha noiva, Juliana, minha companheira, que tanto precisou abdicar de seu próprio lazer, de feriados e finais de semana, para que eu ficasse em casa totalmente dedicado e focado neste trabalho. Obrigado por tanto e a vida ao seu lado é, certamente, mais saborosa por isso.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sudeste de Minas Gerais, em especial ao campus de Juiz de Fora, por ter me apoiado no meu desejo de qualificar através do mestrado. Eu saí um tipo de servidor público e retorno agora bastante diferente, e desejo, profundamente, contribuir com a instituição e comunidade acadêmica para nosso aprimoramento.

Todos amigos de repartição, que aqui faço questão de nomear: Diego, Matheus, Bruno, Marcus e Jacqueline. Precisaram cobrir minhas atividades, e o fizeram com maestria, enquanto eu me dedicava ao mestrado. Vocês moram em meu coração.

Meus amigos e amigas pessoais que pouco me viram neste período, familiares também. Jamais esqueci de vocês e o quanto torciam por mim e pelo meu sucesso no cumprimento da atividade enquanto estive ausente do nosso viver. Tivemos conversas apenas por aplicativos, distantes, e anseio poder rever seus olhos.

Aos meus colegas do PGMC: meu muito obrigado. Conhecer pessoas tão incríveis com certeza ajuda a compor a relevância deste trabalho, e a amizade de vocês tornou a caminhada menos árdua.

Leonardo, meu caro orientador. Obrigado por partilhar de seu conhecimento comigo. Suas dicas e observações irão comigo onde quer que eu vá, onde quer que eu esteja.

Ao professor Celso Bandeira e à colega de projeto Paula pelas conversas e debates sobre os trabalhos desenvolvidos, ideias e tudo mais.

E, finalmente, à Rhama Analysis pela gentileza em me conceder acesso ao seu principal sistema de dados hidrológicos quando mais precisei e à Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) pelo hercúleo trabalho desenvolvido na gestão e conhecimento de nossas águas.

Meu muito obrigado.

RESUMO

Resumo do trabalho

Palavras-chave: Aprendizado de máquina. Recursos hídricos. Previsão de vazão.

ABSTRACT

Project summary

Keywords: Machine learning. Water resources. Runoff forecasting.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
Fil.	Filosofia
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INMETRO	Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial

LISTA DE SÍMBOLOS

$\forall$	Para todo
$\in$	Pertence

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

A gestão dos recursos hídricos desempenha um papel crucial nas políticas públicas. Nos âmbitos socioeconômico, cultural e de saúde pública, conhecer a dinâmica dos recursos hídricos e entender como fatores externos impactam seu comportamento é de grande importância para os administradores públicos. A compreensão desses aspectos permite uma melhor tomada de decisões, garantindo a sustentabilidade dos recursos, a segurança hídrica e o bem-estar da população.

Neste sentido, prever a vazão de rios é um componente essencial na gestão de recursos hídricos, operação de reservatórios e mitigação de desastres naturais, especialmente em regiões onde a hidroelectricidade desempenha um papel crucial na matriz energética, como é o caso do Brasil. De acordo com o Balanço Energético Nacional de 2023, ano-base 2022, divulgado pelo Ministério de Minas e Energia, esta matriz energética representa cerca de 64% da oferta interna total de geração de energia elétrica (15). Desta forma, a previsão da vazão dos rios que abastecem os reservatórios das hidrelétricas tem importância no impacto econômico que uma usina em baixa capacidade de geração pode causar.

Em uma perspectiva mais direcionada à população, os rios abastecem represas e açudes que fornecem água potável para consumo humano e animal, além de irrigar a lavoura . Não apenas os rios, mas também a chuva têm impacto significativo nesse cenário. Uma análise criteriosa da previsibilidade da vazão dos rios nos dias seguintes permite ao poder público, por exemplo, reduzir ou até mesmo suspender outorgas para retirada de água, visando o bem-estar populacional. Além disso, essa análise pode auxiliar no planejamento de regimes de racionamento. Basta lembrarmos do ano de 2015, quando noticiava-se o 'uso do volume morto' na Cantareira, no estado de São Paulo, pois a estiagem fora além do previsto e o abastecimento de cidades, da cidade de São Paulo propriamente, foram severamente afetados.(16)

E quando se fala em bem-estar populacional, não podemos deixar de considerar os eventos climáticos extremos.

Basta lembrar dos últimos desastres ocorridos nos estados de Minas Gerais, Rio de Janeiro, Paraná, São Paulo e Bahia que trouxeram não só perda econômica como também perda de vidas humanas. (3) (4) (18) (17)

Especificamente no estado de Minas Gerais há lacunas de conhecimento sobre os processos hidrológicos das bacias hidrográficas

tem referencia para esta parte? seria bom colocar alguma coisa

referenc

aspas no latex é feito assim "exemplo de aspas", deixe as aspas simples para as variáveis

1.1 Contextualização

1.2 Justificativa

1.3 Problema de pesquisa

1.4 Objetivos

Separa objetivo e objetivo específico em seções

O trabalho tem como escopo a modelagem de recursos hídricos baseada em dados históricos de vazão, contrastando com os modelos físicos tradicionalmente aplicados na área, como o modelo SMAP (Soil Moisture Accounting Procedure) e o SWAT (Soil and Water Assessment Tool). Ao invés de utilizar as abordagens físicas que simulam processos hidrológicos baseados em equações diferenciais e características fisiográficas das bacias, a proposta é aplicar métodos de modelagem orientados a dados para prever séries temporais univariadas de vazão. Essas previsões serão realizadas com o suporte de variáveis exógenas, como precipitação, e variáveis categóricas, a serem melhor descritas a posteri, que ajudam a capturar a sazonalidade e outros padrões importantes do regime de águas.

O objetivo específico deve vir em tópicos e em uma subseção do objetivo

O objetivo mais específico é desenvolver um modelo de previsão eficiente e preciso que possa ser utilizado para auxiliar na gestão dos recursos hídricos em Minas Gerais. Em uma etapa posterior, pretende-se criar uma aplicação web para disponibilizar essas previsões ao Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM (27)), permitindo que as informações estejam acessíveis para planejamento e tomada de decisões estratégicas.

Este trabalho se insere como um componente fundamental de um sistema gerencial maior, que visa aprimorar o planejamento e a gestão dos recursos hídricos do estado de Minas Gerais. Ao integrar previsões baseadas em dados históricos, o modelo permitirá uma melhor alocação dos recursos, suporte em períodos críticos, como secas e enchentes, e uma gestão mais eficiente das bacias hidrográficas do estado.

esta parte me parece mais uma descrição do trabalho do que um objetivo

1.5 Estrutura da Dissertação

não é muito usual, alguns membros da banca podem não gostar, verificar com o léo se cabe esta parte na sua dissertação

Resumo breve da organização dos capítulos.

2 REVISÃO DA LITERATURA SOBRE O TEMA

2.1 Conceitos Teóricos Fundamentais

Conceitos e teorias básicas relacionadas ao tema.

2.2 Estudos Relacionados

Revisar literatura existente, destacar pesquisas similares e identificar lacunas.

2.3 Aprendizado de Máquina na Hidrologia

Discutir a aplicação de técnicas de ML na hidrologia, citando estudos relevantes.

2.4 Dados de Precipitação e Vazão

Descrever os tipos de dados utilizados no estudo e respectivas fontes.

2.5 Modelos de Previsão de Vazão

Comparar diferentes modelos de previsão de vazão (vou comparar com Seasonal-Naive e Linear Regression, duas baselines comumente aplicadas).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 Descrição da Área de Estudo

FAZER IMAGEM DAS BACIAS

As bacias de estudo são as bacias dos rios Jequitinhonha, Doce, Grande e São Francisco. Em todas estas, o corpo d'água principal da bacia, seus respectivos rios, passam dentro do estado de Minas Gerais, por isso a escolha. Isso é para distinguir do não uso do rio Paraíba do Sul no estudo, visto que parte de sua bacia está nos limites do estado, mas o rio não passa dentro dos limites administrativos estaduais.

O rio Jequitinhonha, com sua bacia hidrográfica abrangendo cerca de 65 mil quilômetros quadrados, é uma peça fundamental na paisagem e na vida socioeconômica de Minas Gerais. Seu curso percorre 82 municípios mineiros, abrigando uma população de aproximadamente 939 mil habitantes que dependem diretamente de suas águas.(8) (9) (10) (11)

A Mata Atlântica é o bioma predominante e a atividade econômica principal na região é a agropecuária, ocupando uma área considerável de 2,6 milhões de hectares, em contraste com os 3,8 milhões de hectares de floresta. Essa dinâmica evidencia a pressão exercida sobre o ecossistema, demandando um olhar atento para a gestão sustentável dos recursos naturais.(5)

O rio Doce, com sua nascente na Serra da Mantiqueira, em Minas Gerais, percorre 853 quilômetros até desaguar no Oceano Atlântico, no Espírito Santo, delineando uma bacia hidrográfica muito importante para o Sudeste brasileiro. Com uma área de drenagem de 86 mil quilômetros quadrados, abriga 200 municípios mineiros, onde residem cerca de 3,5 milhões de pessoas, e desempenha um papel crucial na dinâmica socioeconômica e ambiental da região.

A predominância da Mata Atlântica, com uma pequena fração de Cerrado, confere à bacia uma vasta biodiversidade, ao mesmo tempo em que a coloca em posição de vulnerabilidade frente às pressões antrópicas. As principais atividades ecônomicas são a agropecuária, a agroindústria e o setor de mineração/siderurgia (Quadrilátero Ferrífero) e impulsionam a economia regional. A cobertura do solo, com 2,4 milhões de hectares de floresta e 5,5 milhões de hectares dedicados à agropecuária, reflete essa dualidade entre desenvolvimento e preservação.

O rio Grande é um dos cursos d'água mais importantes do Brasil, escorrendo por Minas Gerais e São Paulo até se unir ao rio Paranaíba e formar o rio Paraná. Com uma área de drenagem de 143 mil quilômetros quadrados, sua bacia abrange 393 municípios, impactando a vida de cerca de 9 milhões de pessoas.

Nascido na Serra da Mantiqueira, o rio Grande é um rio de planalto, percorrendo

1286 km até seu encontro com o Paranaíba. O Cerrado é o bioma predominante em sua bacia, com trechos que se limitam à Mata Atlântica, criando uma rica diversidade de ecossistemas.

A agroindústria é a principal atividade econômica na região, impulsionada pela fertilidade do solo e pela disponibilidade de água. No entanto, o rio Grande também é fundamental para a geração de energia elétrica, abrigando 13 barragens, incluindo a importante usina de Furnas. Essa combinação de agropecuária e geração de energia molda a paisagem da bacia, com 11,1 milhões de hectares dedicados à agricultura e 2,1 milhões de hectares cobertos por florestas.

Por fim, mas certamente, não menos importante, rio São Francisco. Carinhosamente apelidado de "Velho Chico", conecta regiões, culturas e economias ao longo de seus quase 3 mil quilômetros de extensão. Com uma bacia hidrográfica que abrange 639 mil quilômetros quadrados, a bacia do São Francisco corresponde a 8% do território nacional, impactando diretamente a vida de cerca de 15 milhões de pessoas.

Sua grandiosidade é tamanha que sua bacia abrange seis estados brasileiros - Minas Gerais, Goiás, Bahia, Pernambuco, Alagoas e Sergipe - e devido à tanta complexidade, a bacia é dividida em quatro regiões fisiográficas distintas: Alto, Médio, Submédio e Baixo São Francisco, cada qual com particularidades geográficas, sociais e econômicas.

A diversidade de biomas que o Velho Chico atravessa é outro ponto marcante: do Cerrado à Caatinga, passando por fragmentos da Mata Atlântica, essa variedade se reflete também na cobertura do solo de sua bacia, com predominância de áreas destinadas à agropecuária (12,4 milhões de hectares) e florestas (15,3 milhões de hectares), indicando a importância tanto da produção agrícola quanto da preservação ambiental. Suas águas impulsionam atividades como a siderurgia, mineração, indústria química e têxtil, além de pesca e agropecuária.

3.2 Dados Utilizados

FAZER IMAGEM DE ONDE ESTÃO AS ESTAÇÕES

A coleta dos dados foi realizada com um misto da biblioteca HydroBR (7) e funções próprias de extração de dados. A biblioteca permitiu a listagem de todas as estações hidrométricas disponíveis, como, por exemplo, as estações convencionais de medição de vazão. Após a identificação e seleção das estações de interesse, cujos códigos estavam disponíveis na base de dados da ANA, desenvolveu-se um conjunto de funções para automatizar o processo de extração. Essas funções permitiram o *download* dos dados referentes ao período especificado diretamente do *webservice* fornecido pela ANA.

O período de dados analisado compreende **de 1º de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2023**, totalizando 11 anos completos.

Foram utilizadas **séries temporais diárias** de precipitação e vazão. As colunas correspondentes às datas foram formatadas como "*datetime*", enquanto os dados de precipitação e vazão foram representados como valores de ponto flutuante ("*float*"). Embora a frequência diária tenha sido adotada, é importante destacar que nem todas as séries temporais estavam originalmente nesse formato. Foi necessário lidar com quebra na continuidade das datas e com dados ausentes. Estes aspectos serão discutidos em detalhes em seções subsequentes.

Os dados de precipitação e vazão obtidos do site da ANA já estavam ajustados nas escalas padrão utilizadas em estudos hidrológicos. A precipitação foi fornecida em milímetros por dia (mm/dia), refletindo a quantidade de chuva que cai sobre uma unidade de área em um período de 24 horas e as vazões, por sua vez, foram disponibilizadas em metros cúbicos por segundo (m^3/s), indicando o volume de água que passa por uma seção transversal do rio a cada segundo. Em algumas estações, foram observados valores extremamente elevados para determinados dias, tanto nas séries de precipitação quanto nas de vazão, os quais podem ser considerados *outliers*. Em relação aos dados de vazão, verificou-se a ocorrência de valores nulos (vazão igual a 0), o que indicaria a interrupção completa do fluxo do rio. Esse fenômeno, no entanto, não faz sentido, considerando que não há registro de eventos de seca tão severos nos rios analisados. Apesar destas anomalias, os dados não foram descartados, pois tanto os registros de vazão quanto os de precipitação utilizados nesta pesquisa foram considerados consistidos pela ANA, ou seja, foram medidos e validados pela agência. O presente trabalho não questionou a veracidade dos dados; eles foram utilizados conforme disponibilizados pela ANA.

É relevante destacar que a consulta prévia ao sistema *on-line* da ANA foi essencial, pois frequentemente selecionavam-se códigos de estação que, ao final, não possuíam dados para o período especificado ou apresentavam códigos alterados na base de dados, sendo retornados como "inexistentes". Quando um código de estação não retornava resultados na consulta ao sistema, foi necessário utilizar o sistema gentilmente cedido pela Rhama Analysis para verificar se o código da estação havia sido modificado. Nos casos em que se constatava a alteração, o novo código foi adotado, enquanto o código anteriormente informado como inexistente foi descartado.

Em cada rio analisado, a estação alvo, com a vazão que se pretendia prever, foram destacadas em itálico para ficar claro ao leitor como identificá-las.

A distinção entre estação convencional e telemétrica deve-se a esta ter informações a cada quinze minutos, a cada trinta minutos ou ser do tipo horária. Onde ocorreu de ter informações tão granuladas assim, para a precipitação foi feito o somatório para um dia e a vazão foi a média de um dia.

Por fim, é importante destacar a existência de estações híbridas, classificadas como "pluviométricas/fluviométricas". Em alguns casos, o código da estação pode indicar que

se trata de uma estação de vazão (com códigos iniciados em 5 ou 6, por exemplo), mas que também possui informações de precipitação. O inverso também ocorre, onde códigos indicam estações pluviométricas (com códigos iniciados em 016 ou 019, por exemplo) que, no entanto, contêm dados de vazão. Para garantir a consistência com a nomenclatura utilizada pela ANA, manteve-se a classificação original das estações, mesmo que estas contenham apenas dados de precipitação ou vazão.

Para facilitar a visualização, as estações de vazão e precipitação utilizadas no trabalho são apresentadas abaixo.

Tabela 3.1 – Estações usadas no rio Jequitinhonha
(fonte: o autor)

Telemétricas				
Pluviométricas/Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
54790000	*UHE Itapebi montante 1*	*Salto da Divisa*	*-16,08*	*-40,0521*
01640000	Jacinto	Jacinto	-16,1386	-40,2903

Tabela 3.2 – Estações usadas no rio Doce
(fonte: o autor)

Convencionais				
Pluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
01941010	São Sebastião da Encruzilhada	Aimorés	-19,4925	-41,1617
01941004	Resplendor - jusante	Resplendor	-19,3431	-41,2461
01941006	Assarai - montante	Pocrane	-19,5947	-41,4581
Telemétricas				
Pluviométricas/Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
56990005	UHE Aimorés rio Manhuaçu	Aimorés	-19,4917	-41,1614
56994500	*Colatina ponte*	*Colatina*	*-19,5333*	*-40,6297*

Tabela 3.3 – Estações usadas no rio Grande
(fonte: o autor)

Telemétricas				
Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
62020080	*UHE Ilha Solteira barramento*	*Ilha Solteira*	*-20,3797*	*-51,3686*
Pluviométricas/Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
61998080	UHE Água Vermelha barramento	Ouroeste	-19,8628	-50,3475

Tabela 3.4 – Estações usadas no rio São Francisco
(fonte: o autor)

Convencionais				
Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
44290002	*Pedras de Maria da Cruz*	*Pedras de Maria da Cruz*	*-15,6011*	*-44,3967*
Pluviométricas/Fluviométricas				
Código	**Nome**	**Município**	**Latitude**	**Longitude**
01544017	Pedras de Maria da Cruz	Januária	-15,5978	-44,3903
01544032	Usina do Pandeiros montante	Januária	-15,4831	-44,7672
01544036	Lontra	Lontra	-15,9056	-44,3072

É importante destacar algumas observações sobre as estações do rio Grande. Durante o período pesquisado, apenas foram encontrados dados de precipitação e vazão em estações localizadas no estado de São Paulo. As estações utilizadas para o rio Grande, as mais próximas da foz do rio e próximas à divisa com o estado de Minas Gerais, são aquelas listadas na tabela.

Uma situação semelhante ocorreu com o rio Doce. Não foram encontradas estações com dados disponíveis na foz do rio Doce, localizada no estado de Minas Gerais. Portanto, foi necessário utilizar a estação 56994500, situada no estado do Espírito Santo.

Estas são as únicas observações relevantes sobre as estações utilizadas.

3.3 Pré-processamento dos Dados

Com os dados disponíveis localmente, o primeiro passo antes de qualquer análise foi garantir a continuidade temporal dos mesmos. Existiam dias faltantes, e, para garantir uma linha do tempo contínua, foi necessário preencher essas lacunas. Os 11 anos de dados diários resultaram em um total de 4017 linhas de dados após essa etapa.

A sazonalidade é um fenômeno bem conhecido e estabelecido na análise hidrológica das bacias hidrográficas da América do Sul. O aumento da precipitação começa na primavera, em setembro, e atinge seus picos nos meses de dezembro e janeiro, durante o verão. Consequentemente, as vazões dos rios aumentam. Com a chegada do outono e, posteriormente, do inverno, os índices pluviométricos diminuem, assim como as vazões nos rios. (32)

Considerando esse fenômeno, o preenchimento dos dados faltantes foi realizado replicando o padrão sazonal. Para preencher um dia faltante em julho, por exemplo, foi utilizado o valor correspondente ao mesmo dia nos anos anteriores. Para evitar a repetição exata do ano anterior, utilizou-se a média dos últimos três anos. As funções desenvolvidas para essa finalidade são personalizáveis, permitindo que se opte por repetir exatamente o ano anterior ou considerar mais de três anos, dependendo das necessidades do estudo.

Note que a estratégia de realizar a média, para o dia, dos anos anteriores nem sempre preenchia exatamente as lacunas. Quando havia muitos dados faltantes no início da série, por exemplo, isso causava problema e a inserção de dados falhava. O que é o comportamento normal.

Foi então que realizou-se uma nova contagem dos dados que ainda permaneciam faltantes. Para esses casos nulos, foi aplicada a imputação de dados utilizando o modelo kNN (k-Nearest Neighbors - k-vizinhos mais próximos), com o objetivo de garantir uma melhor dispersão dos valores imputados. O modelo kNN operou calculando a distância euclidiana dos pontos nulos utilizando os sete vizinhos mais próximos, atribuindo maior peso aos vizinhos mais próximos no cálculo. Esse método de imputação visou preservar

a tendência local e o comportamento da série temporal dentro da semana em que o dado faltante estava. Após esta nova fase de imputação dos dados as séries ficaram completamente preenchidas.

É muito importante o destaque para esta fase de preenchimento de dados faltantes, e os desafios que isso apresentou ao trabalho, porque a escassez de informação foi um problema. Quando o período faltante era curto, o comportamento da série temporal preservou coerentemente os padrões sazonais, de tendência e estacionariedade. Contudo, mais especificamente para o rio Grande, isso tudo ainda não foi suficiente. A série temporal de vazão não preservou o comportamento sazonal esperado, ficando com muitos ruídos.

Neste momento cabe explicar uma nomenclatura utilizada no trabalho para rapidamente identificar o tipo de estação, se convencional ou telemétrica, de que dado ela trata (chuva ou vazão) e o código da estação. Tomemos dois exemplos que serão vistos nesta seção. Esta é a estação 'c_cv_01941010', utilizada na análise do rio Doce. A letra 'c' designa 'convencional' e as letras 'cv' significam 'chuva', consequentemente, a sequência numérica é o código da estação em questão. A mesma analogia serve para as estações telemétricas. O nome 't_vz_54790000' significa 'estação telemétrica de vazão, código 54790000'.

3.3.1 Rio Jequitinhonha

A estação de vazão utilizada no rio Jequitinhonha apresentou uma quantidade significativa de dados faltantes, especialmente no início da série temporal. Observa-se uma clara sazonalidade na série, com picos de vazão ocorrendo predominantemente no final e início de cada ano (figura 3.1). As figuras (3.1), (3.6), (3.2), (3.3), (3.4) e (3.5) apresentam gráficos comparativos entre a série original, sem dados imputados (incompleta), e a série após a imputação de dados (completa). Essa comparação, contrapondo a série fornecida pela ANA e os resultados após a inserção de dados, permitirá uma visualização mais clara do impacto das técnicas de preenchimento. Cabe relembrar que, inicialmente, foi aplicada a média dos últimos três anos para replicar a sazonalidade. Para os dados que permaneceram ausentes, utilizou-se o modelo kNN para completar a série. Esta estação, identificada como t_vz_54790000, apresentou 532 dias de dados nulos, o que corresponde a aproximadamente 13,24% do total. Essa é a estação-alvo para a previsão das vazões.

A seguir, destaca-se o trecho da série com a maior quantidade de dados faltantes (figura 3.2), que abrange o período de janeiro de 2013 a janeiro de 2016. Em sequência, é apresentada a série após a imputação dos dados (figura 3.3). Notavelmente, essa seção não apresentou resultados ideais, uma vez que a imputação atribuiu vazões zero em vários dias, o que não é realista, pois isso indicaria a secagem completa do rio, o que é improvável. No entanto, esses valores zero não impactaram significativamente os resultados finais da análise, já que se referem a um período distante do foco principal deste estudo. Uma

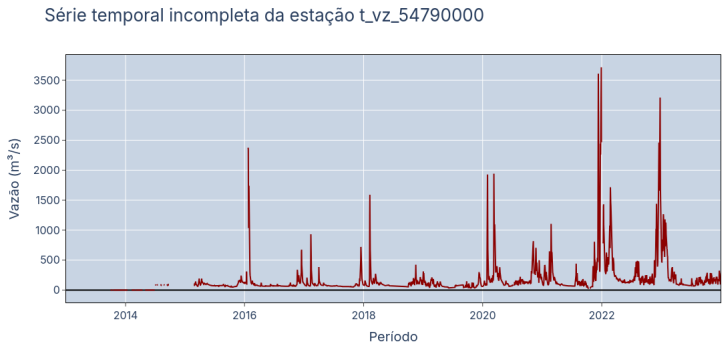


Figura 3.1 – Série temporal incompleta da estação t_vz_54790000 (fonte: o autor)

alternativa seria excluir todo o trecho anterior ao ano de 2016, mas optou-se por manter a uniformidade nos critérios de aproveitamento dos dados ao longo do trabalho, dado que outros rios também foram analisados, e buscava-se assegurar consistência nos resultados.

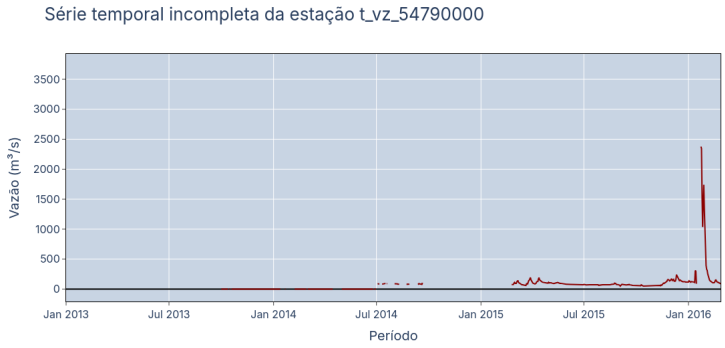


Figura 3.2 – Detalhe da série temporal da estação t_vz_54790000, ainda sem dados imputados, de 2013 a 2016 (fonte: o autor)

Figura 3.3 – Detalhe da série temporal da estação t_vz_54790000, com dados imputados, de 2013 a 2016 (fonte: o autor)

Observe também o trecho de dados faltantes mais próximo ao final dos anos analisados, em 2021 e 2022 (figura 3.4). Esta porção da série ficou boa visto que havia

informação prévia suficiente, a inserção de dados respeitou coerentemente a sazonalidade (figura 3.5).

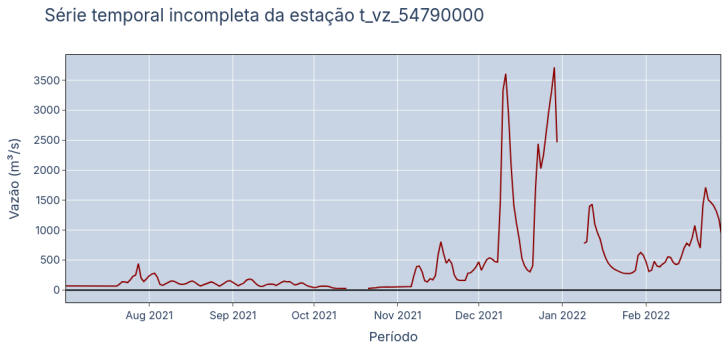


Figura 3.4 – Série temporal incompleta da estação t_vz_54790000 no detalhe entre 2021 e 2022 (fonte: o autor)

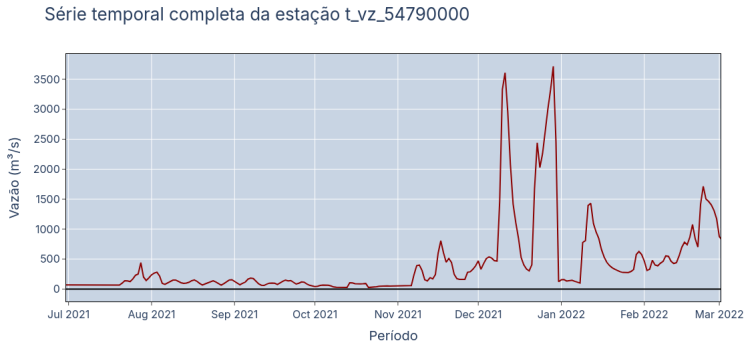


Figura 3.5 – Série temporal completa da estação t_vz_54790000 no detalhe entre 2021 e 2022 (fonte: o autor)

Por fim, uma visão ampla de como ficou a série temporal após os procedimentos de imputar os dados. (figura 3.6)

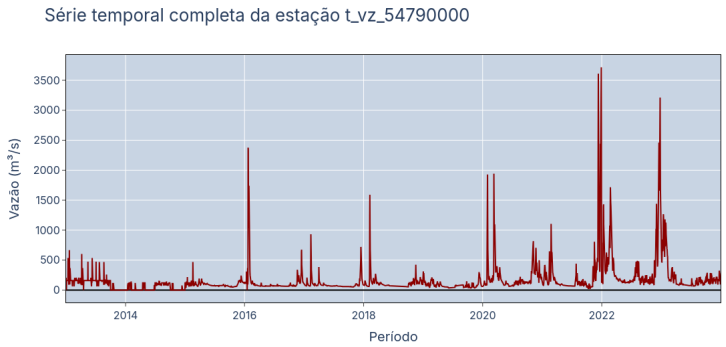


Figura 3.6 – Série temporal completa da estação t_vz_54790000 (fonte: o autor)

A mesma análise foi realizada para as estações de chuva. Na estação t_cv_54790000 (figura 3.7) faltavam 273 dias de dados (6,79%). Já a estação t_cv_01640000 estava totalmente preenchida, sem valores nulos. (figura 3.9)

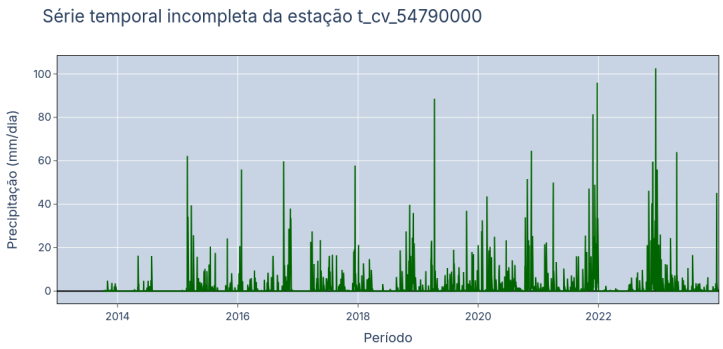


Figura 3.7 – Série temporal incompleta da estação t_cv_54790000
(fonte: o autor)

Note que no início desta série de precipitação, o ano de 2013, não possuem dados. As séries de chuva completas ficaram desta forma (figuras 3.8 e 3.9)

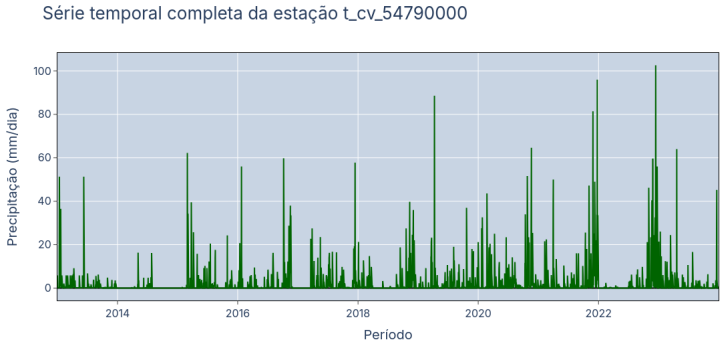


Figura 3.8 – Série temporal completa da estação t_cv_54790000
(fonte: o autor)

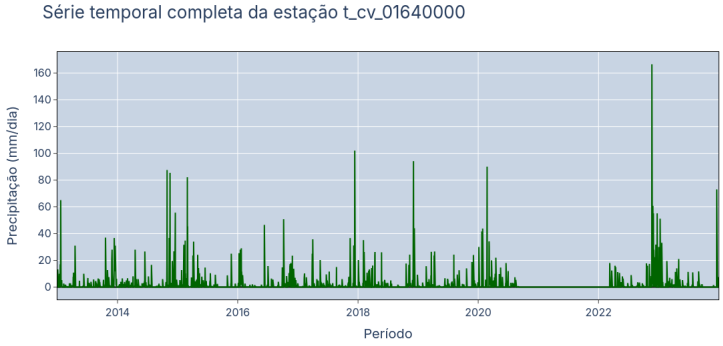


Figura 3.9 – Série temporal completa da estação t_cv_01640000
(fonte: o autor)

3.3.2 Rio Doce

A estação alvo para o rio Doce é a estação c_vz_56994500. Sua série temporal foi a que apresentou melhor qualidade no que diz respeito à frequência de medições realizadas. Faltavam apenas 3 dias dos 4017 dias do período inteiro. Apenas o preenchimento sazonal bastou para completar a série e não foi preciso mais que isso. Cabe destacar a sazonalidade da série. Ficou bastante evidente este comportamento. (figura 3.10)

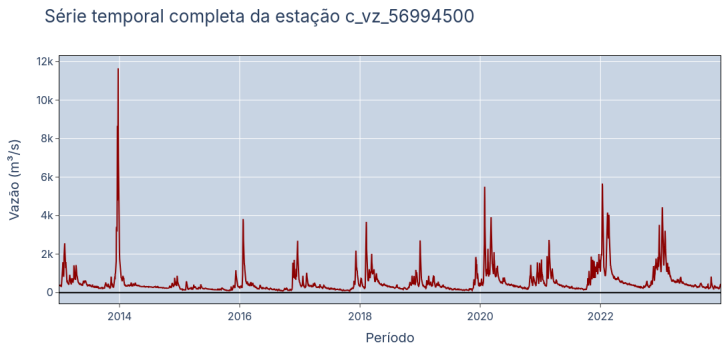


Figura 3.10 – Série temporal completa da estação c_vz_56994500
(fonte: o autor)

Se para os dados de vazão no rio Doce a série foi, digamos, mais comportada, o mesmo não se pode dizer exatamente das estações de chuva. Ao menos, não para duas delas. Estas estações tiveram os dados desconsiderados e foram removidos das análises. Primeiro foi a estação t_cv_56990850 que possuía valores discrepantes demais para serem considerados. Valores da ordem de 7000 mm/dia, 8500 mm/dia. Além deste problema, havia ainda 3134 dias com dados nulos, o que representava 78% do total. (figura 3.11)

A outra estação removida foi a t_cv_56994500. Conforme pode ser observado na figura 3.12, nela havia um longo hiato de dados zerados, voltando à normalidade apenas mais recentemente. Como as informações de precipitação que deveria haver para a estação no período do hiato podem ser retiradas de outras estações usadas na modelagem, optou-se por remover esta estação completamente do trabalho.

As estações que, enfim, foram empregadas na modelagem são as que estão na tabela e, adiante, o gráfico da série temporal de cada uma delas. (figuras 3.13, 3.14, 3.15 e 3.16)

Tabela 3.5 – Estações de precipitação usadas - final
(fonte: o autor)

Estação	**# dados faltantes**	**% dados faltantes**
c_cv_01941010	153	3,81
c_cv_01941004	31	0,77
c_cv_01941006	0	0,00
t_cv_56990005	1395	34,73

Figura 3.11 – Série temporal da estação t_cv_56990850 - não utilizada (fonte: o autor)

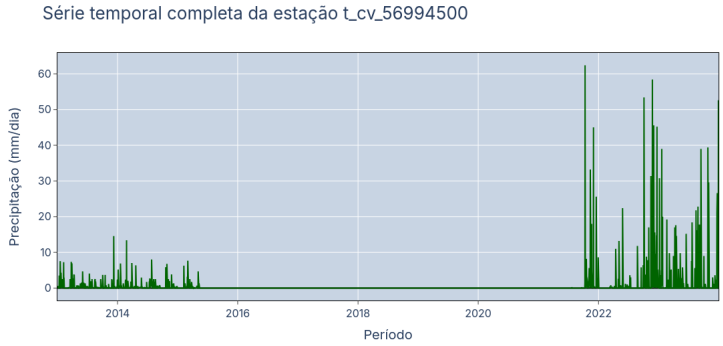


Figura 3.12 – Série temporal da estação t_cv_56994500 - não utilizada (fonte: o autor)

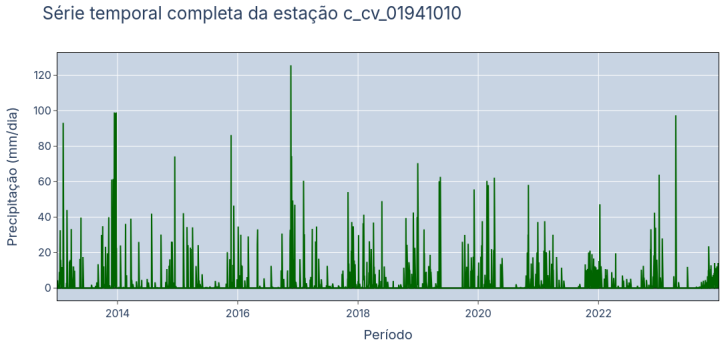


Figura 3.13 – Série temporal completa da estação c_cv_01941010 (fonte: o autor)

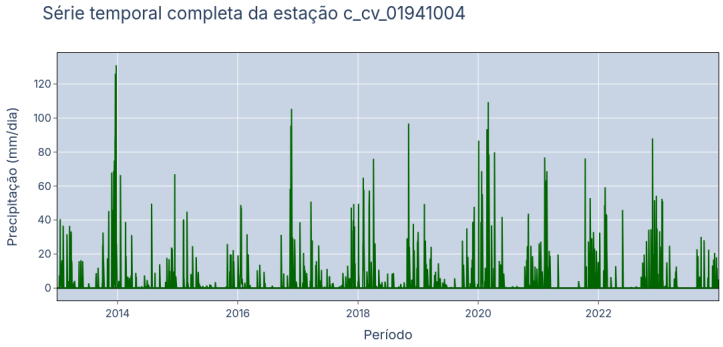


Figura 3.14 – Série temporal completa da estação c_cv_01941004 (fonte: o autor)

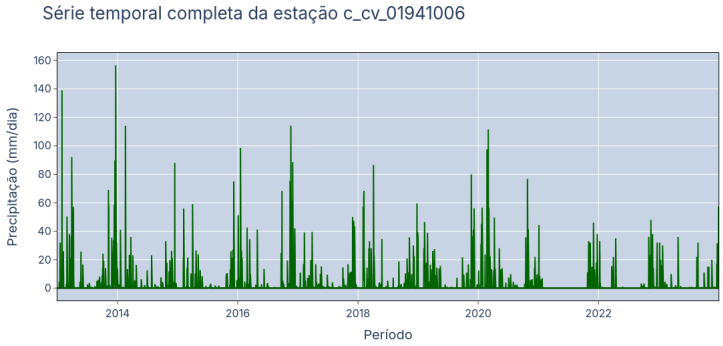


Figura 3.15 – Série temporal completa da estação c_cv_01941006 (fonte: o autor)

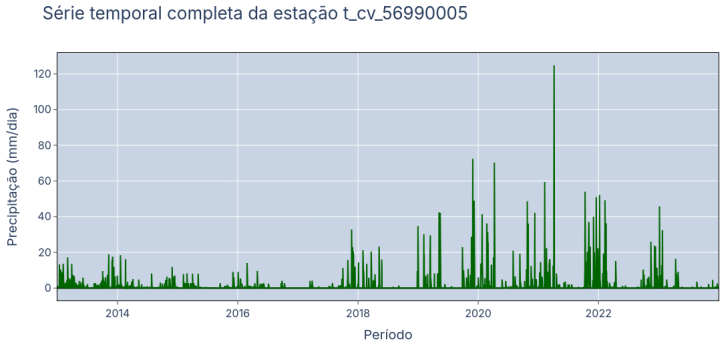


Figura 3.16 – Série temporal completa da estação t_cv_56990005 (fonte: o autor)

3.3.3 Rio Grande

O rio Grande apresentou desafios significativos ao longo de todo o desenvolvimento deste trabalho. A dificuldade inicial surgiu na ausência de dados disponíveis em estações dentro do estado de Minas Gerais para o período de análise estipulado, conforme mencionado anteriormente. Foi necessário buscar uma estação o mais próxima possível da divisa com Minas Gerais, localizada no estado de São Paulo, especificamente no município de Ilha Solteira. Entretanto, os desafios não se limitaram a essa questão geográfica.

A série temporal de vazão da estação selecionada, denominada t_vz_62020080, estava incompleta e não abrangia todo o período de 11 anos estipulado para a análise. (figura 3.17) Os dados disponíveis mais antigos datavam de 2020. Contudo, em conformidade com o escopo estabelecido para este estudo, foi realizado o preenchimento dos dados faltantes, aplicando-se o mesmo protocolo utilizado para os demais rios analisados. Este procedimento foi necessário para garantir a consistência, integridade e comparabilidade das análises subsequentes.

Figura 3.17 – Série temporal incompleta da estação t_vz_62020080
(fonte: o autor)

Infelizmente, o caráter ruidoso da série permaneceu mesmo após a aplicação do protocolo de preenchimento dos dados ausentes, conforme pode ser observado na imagem final gerada.(figura 3.18) A série em questão apresentava 2099 dias faltantes, correspondendo a aproximadamente 64% de dados nulos. Outro aspecto relevante para essa estação é que, diferentemente das outras, não foram utilizados os 4.017 registros previstos inicialmente. As informações mais antigas disponíveis datavam de 2015, resultando, assim, em um total de 3289 registros diários utilizados especificamente para o rio Grande.

A estação de precipitação utilizada, a única neste caso, foi a estação t_cv_61998080, pois foi a única que apresentou dados válidos. Curiosamente, outra estação de precipitação disponível também apresentou dados para o período analisado, mas a base de dados consistia exclusivamente em valores zero. Por essa razão, a estação t_cv_62020080 foi completamente excluída do estudo.

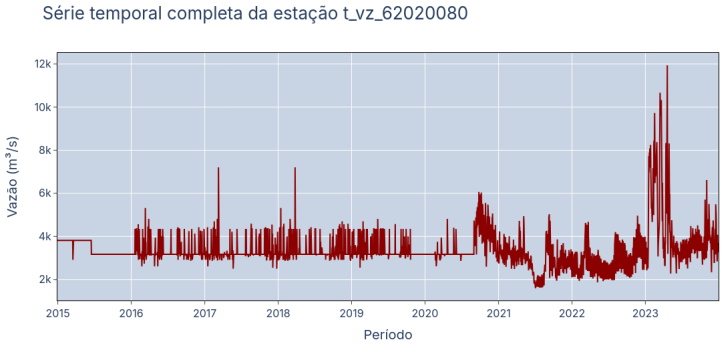


Figura 3.18 – Série temporal completa da estação t_vz_62020080
(fonte: o autor)

Em relação à estação t_cv_61998080, houve necessidade de preencher apenas um número reduzido de dados ausentes, totalizando 169 registros, o que correspondia a 5,14% do total. (figura 3.19) Trata-se de uma série com uma quantidade expressiva de dados, que efetivamente pôde contribuir de maneira significativa para as análises realizadas.

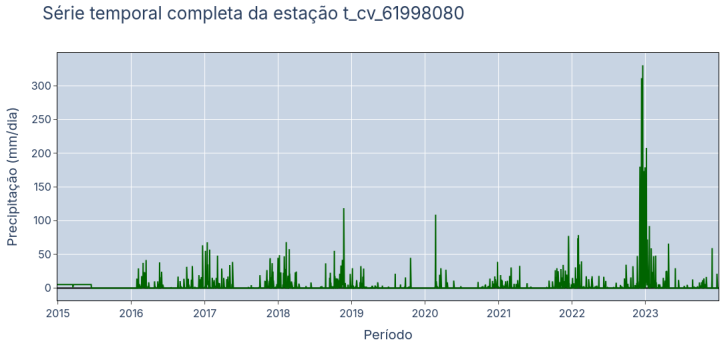


Figura 3.19 – Série completa da estação t_cv_61998080
(fonte: o autor)

Ressalta-se que o trecho de dados faltantes para a estação t_cv_61998080 concentrava-se no início da série temporal, especificamente no ano de 2015. No gráfico os dados já estão imputados.

3.3.4 Rio São Francisco

Por fim, foi realizado o procedimento de preenchimento dos dados nulos para o rio São Francisco. A estação-alvo c_vz_44290002 apresentou uma série bastante completa ao longo do período de análise, com apenas 120 dias nulos em um total de 4017 dias. O trecho com dados faltantes pode ser observado em detalhe na figura (3.20).

Para esta estação, o preenchimento sazonal foi suficiente para suprir as lacunas existentes, não sendo necessário aplicar procedimentos adicionais de imputação de dados. (figura 3.21)

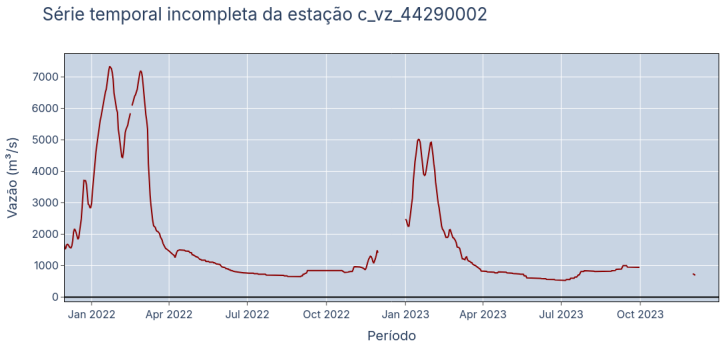


Figura 3.20 – Detalhe do trecho com dados nulos da estação c_vz_44290002 (fonte: o autor)

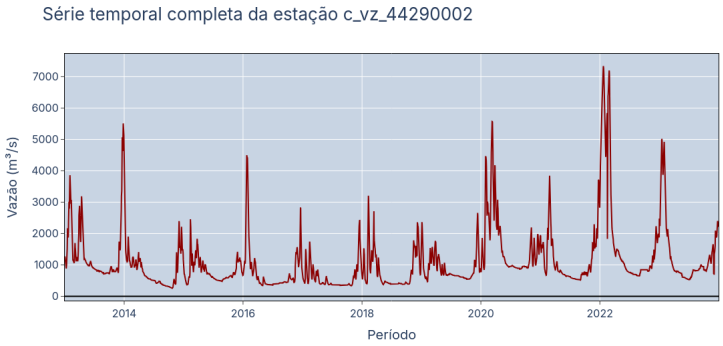


Figura 3.21 – Série temporal completa da estação c_vz_44290002 (fonte: o autor)

No que se refere às estações de precipitação selecionadas para a análise no rio São Francisco, não foi necessário realizar nenhuma inserção de dados, uma vez que todas as séries estavam completas, abrangendo a totalidade dos 4017 dias de registro. As séries temporais correspondentes podem ser visualizadas nos gráficos apresentados a seguir. (figuras 3.22, 3.23, 3.24)

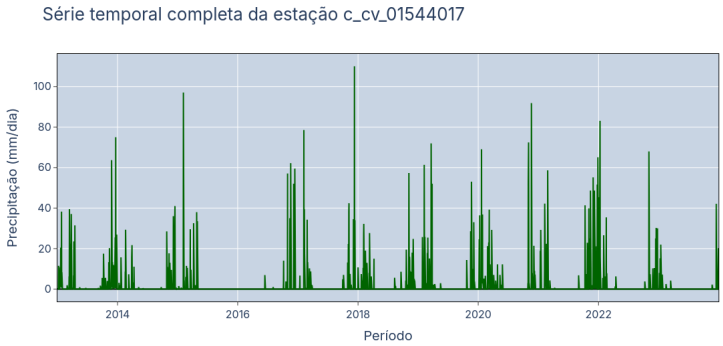


Figura 3.22 – Série temporal completa da estação c_cv_01544017
(fonte: o autor)

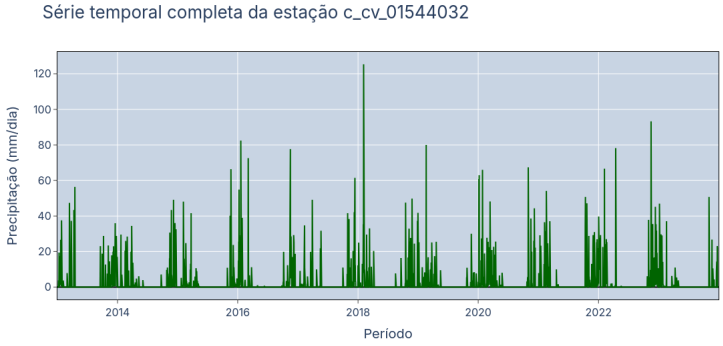


Figura 3.23 – Série temporal completa da estação c_cv_01544032
(fonte: o autor)

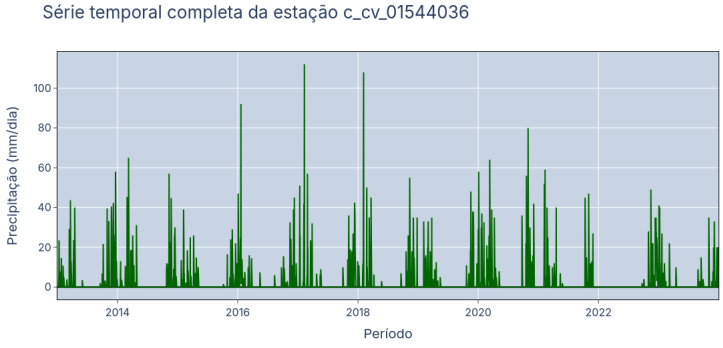


Figura 3.24 – Série temporal completa da estação c_cv_01544036
(fonte: o autor)

3.4 Variáveis Utilizadas

As variáveis do trabalho, exceto as categóricas, obviamente, são todas contínuas. Todas as séries temporais foram ajustadas para estarem completas dentro do período trabalhado, totalizando 4017 registros diários. A exceção ficou por conta dos dados do rio Grande, em que o dado mais antigo foi o dia 30 de dezembro de 2014.

De início, os valores passados (*lags*) de vazão da estação alvo foram utilizados como variáveis preditoras. Utilizou-se 7 dias passados, ou seja, o valor de uma semana passada para capturar o comportamento mais imediatamente próximo da vazão medida na estação.

Para que se tenha uma noção melhor, abaixo seguem alguns dados estatísticos relevantes que informam sobre os dados de vazão e precipitação utilizados. Conste-se que as unidades de precipitação estão em mm/dia e vazão em m^3/s.

Tabela 3.6 – Variáveis utilizadas - rio Jequitinhonha
(fonte: o autor)

Variável	**#**	**Média**	**Desvio-padrão**	**Mín**	**< 50%**	**Máx**
t_cv_01640000	4017	1,58	6,85	0,00	0,00	166,60
t_cv_54790000	4017	1,68	6,31	0,00	0,00	102,60
t_vz_54790000 (y)	4017	160,95	267,90	0,00	95,95	3716,65

Tabela 3.7 – Variáveis utilizadas - rio Doce
(fonte: o autor)

Variável	**#**	**Média**	**Desvio-padrão**	**Mín**	**< 50%**	**Máx**
c_cv_01941010	4017	2,21	8,41	0,00	0,00	125,60
c_cv_01941004	4017	2,59	9,83	0,00	0,00	131,00
c_cv_01941006	4017	2,44	9,76	0,00	0,00	156,60
t_cv_56990005	4017	1,15	5,19	0,00	0,00	124,80
c_vz_56994500 (y)	4017	542,05	656,99	75,15	341,26	11655,20

Tabela 3.8 – Variáveis utilizadas - rio Grande
(fonte: o autor)

Variável	**#**	**Média**	**Desvio-padrão**	**Mín**	**< 50%**	**Máx**
t_cv_61998080	3289	3,13	13,92	0,00	0,00	330,40
t_vz_62020080 (y)	3289	3405,27	873,88	1603,58	3170,08	11939,49

Tabela 3.9 – Variáveis utilizadas - rio São Francisco
(fonte: o autor)

Variável	**#**	**Média**	**Desvio-padrão**	**Mín**	**< 50%**	**Máx**
c_cv_01544017	4017	1,60	7,39	0,00	0,00	110,00
c_cv_01544032	4017	2,30	8,13	0,00	0,00	125,40
c_cv_01544036	4017	1,99	7,59	0,00	0,00	112,00
c_vz_44290002 (y)	4017	1115,88	998,40	254,75	812,26	7338,65

É possível identificar algumas questões importantes sobre a massa de dados a partir destas tabelas. Observe que para o rio Jequitinhonha (tabela 3.6) a vazão mínima foi 0,00 m^3/s, o que denotaria que o rio passou por um período de seca. Porém não foi encontrado, seja em artigos científicos sobre o rio, quanto em matérias de jornais, que o rio Jequitinhonha tenha passado por isso no período analisado. Não é de se surpreender, contudo, que estes valores zero tenham sido inseridos quando da imputação dos dados, visto que este trecho da série temporal era onde estava a maior lacuna. No entanto, não foi feita substituição dos valores zero por, digamos, a média de vazão. Estas e outras incertezas que permearam todas análises foram, onde puder e couber, discutidas, mas manteve-se o trabalho mesmo com estas questões levantadas, sem fazer um tratamento específico. Uma observação geral sobre os dados de vazão é que existe uma amplitude elevada entre o mínimo e o máximo, em todas as estações utilizadas, com uma pequena variação para o rio Grande. Contudo, com este rio especificamente, os dados de vazão tiveram alguns problemas e dificuldades e é provável que estes números não estejam coerentes com a realidade. Mas o rio Doce é realmente considerável. (tabela 3.7) Vale destacar, no entanto, que esta amplitude não especifica se foi dentro de um ano. É ao longo de toda série temporal, ou seja, ao longo dos 11 anos de dados considerados.

As variáveis de precipitação, mesmo considerando o somatório diário de precipitação, tiveram muitos dados zero. Nota-se isso a partir da análise da coluna "< 50%", que significa metade de toda massa de dados de precipitação estavam abaixo deste valor, ou seja, metade de todos os dados de precipitação estavam em 0,00 mm/dia. Isso reflete a dificuldade em se obter dados de precipitação. Essa enorme quantidade de valores zerados poderiam prejudicar as análises. Foi então que algumas variáveis adicionais foram inseridas para todos os rios deste trablho em vias de aflorar a importância das precipitações nas análises, tentar dar um peso significativo à elas no treinamento dos modelos. As novas variáveis foram:

Tabela 3.10 – Variáveis acumuladas para as precipitações
(fonte: o autor)

Nome da variável	**Descrição**
<ESTAÇÃO>_soma_3_dias	Soma das precipitações dos últimos 3 dias
<ESTAÇÃO>_soma_7_dias	Soma das precipitações dos últimos 7 dias
<ESTAÇÃO>_media_30_dias	Média das precipitações dos últimos 30 dias

Quanto aos dados categóricos utilizados neste estudo, inicialmente foi pensado utilizar as informações de dia do ano ('*dayofyear*'), semana do ano ('*week*'), mês ('*month*') e estação do ano. Com exceção da variável de estação do ano ('estacao'), para a qual foi desenvolvido um algoritmo específico, as demais informações foram extraídas utilizando a biblioteca Pandas.(30) Porém, as variáveis '*week*' e '*dayofyear*' possuem uma elevada cardinalidade, que vão de 1 a 53 e de 1 a 365 (366 em ano bissexto), respectivamente. Isso poderia representar um problema para o modelo de regressão linear, causar um

enviesamento do modelo devido a estes valores ficarem numa escala superior às demais variáveis, fosse com os dados log-transformados, fosse com os dados normalizados de 0 a 1 (MinMax). E estas variáveis não devem ser transformadas pois isso tiraria o caráter categórico delas. Como prática comum, aplica-se transformações apenas nas variáveis contínuas.

Pois bem, havia uma dificuldade aqui, uma vez que essas variáveis categóricas seriam incorporadas com o objetivo de capturar o comportamento sazonal da série temporal. Numa análise mais aprofundada, optou-se por retirar ambas as variáveis '*week*' e '*dayofyear*' pois as informações que elas guardam poderiam estar contidas nas variáveis de 'estacao' e '*month*'. Há uma correlação elevada entre o dia do ano, a semana do ano e o mês do ano e como o problema era a cardinalidade daquelas variáveis, mês do ano passou, desta forma, a representar também a informação de que se precisava.

Observa-se que os regimes de precipitação e vazão tendem a se repetir nas estações de primavera e verão, com uma redução significativa durante o outono e inverno. Por isso 'estacao' foi utilizada. Todas variáveis foram codificadas no esquema "*label encoding*" e desta forma as faixas de valores foram 1 a 12 para '*month*' e de 1 a 4 para 'estacao'.

3.5 Análise exploratória dos dados

Com os dados ajustados, algumas variáveis removidas e as séries temporais contínuas, deu-se início à análise exploratória dos dados. Esta etapa é fundamental para compreender o comportamento das séries temporais.

As análises realizadas foram idênticas para todos os rios estudados, de modo que a descrição desta fase será apresentada de forma geral, sem a necessidade de subdivisão por rio.

O primeiro passo foi verificar a sazonalidade dos dados. Foram avaliadas apenas as variáveis endógenas, ou seja, as vazões. Um teste de autocorrelação foi suficiente para identificar a presença de sazonalidade. Além disso, realizou-se a decomposição das séries temporais em suas componentes sazonais para uma análise mais detalhada. A função de autocorrelação (ACF) é uma ferramenta essencial para identificar como os valores passados influenciam os valores futuros em uma série temporal, permitindo a detecção de padrões sazonais, ciclos e tendências.

A decomposição das séries temporais foi realizada utilizando a biblioteca Stats-Models, aplicando o modelo aditivo.(37) A série temporal do rio Grande apresentou o pior desempenho em termos de autocorrelação.(figura 3.29) A decomposição da série também revelou um comportamento mais ruidoso, o que pode ser atribuído ao fato de esta série conter mais lacunas e apresentar maiores desafios no preenchimento dos dados ausentes.(figura 3.30) Nos gráficos de autocorrelação, o *lag* de 365 dias – correspondente a

um ano – foi destacado com uma linha preta vertical.

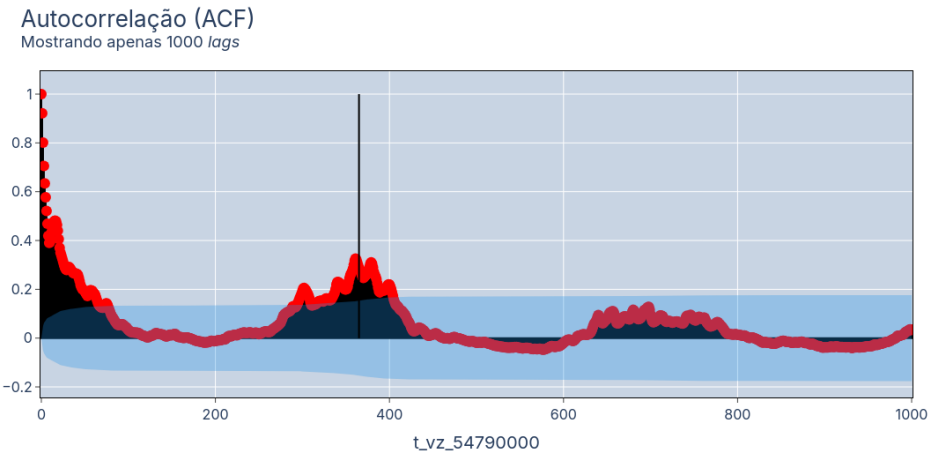


Figura 3.25 – Autocorrelação para a vazão do rio Jequitinhonha (fonte: o autor)

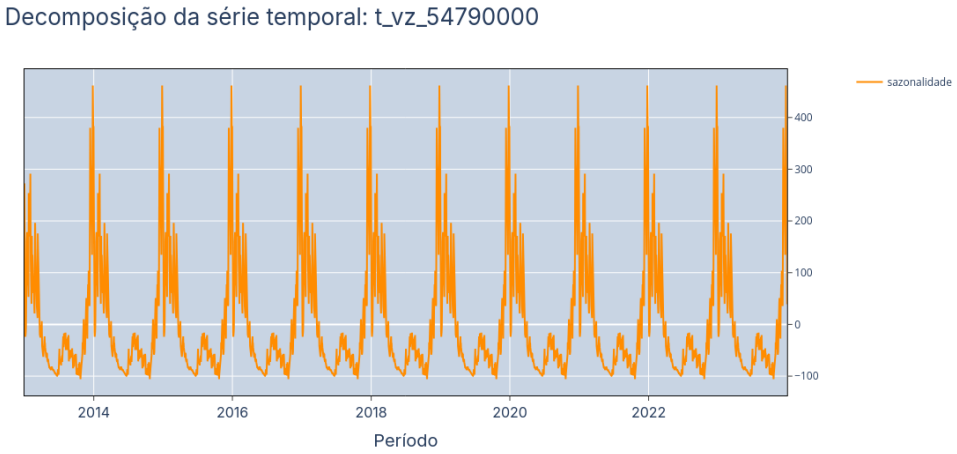


Figura 3.26 – Componente sazonal da série de vazão do rio Jequitinhonha (fonte: o autor)

As séries temporais consideradas, digamos, mais bem comportadas foram as dos rios Doce e São Francisco.(figuras (3.27), (3.31)) A decomposição sazonal da série do rio Jequitinhonha apresentou algum nível de ruído, embora a sazonalidade tenha sido caracterizada de forma clara.

Outra característica investigada neste estudo foi a presença de 'cauda longa' nos dados de precipitação e vazão. Esse comportamento é comumente observado em dados ambientais dessa natureza.(29)

A 'cauda longa' refere-se a uma distribuição de frequência na qual uma proporção significativa dos eventos ocorre em uma região distante do centro ou da média da distribuição. Em uma distribuição normal, a maioria dos eventos se concentra em torno da média,

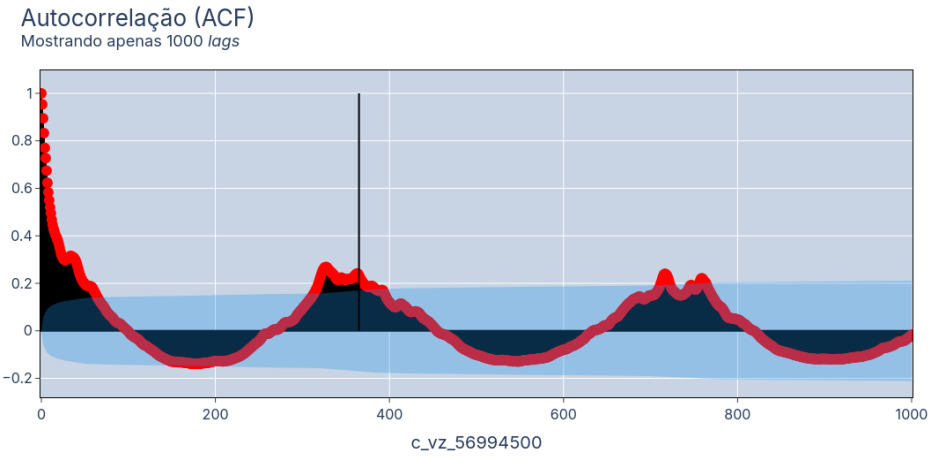


Figura 3.27 – Autocorrelação para a vazão do rio Doce
(fonte: o autor)

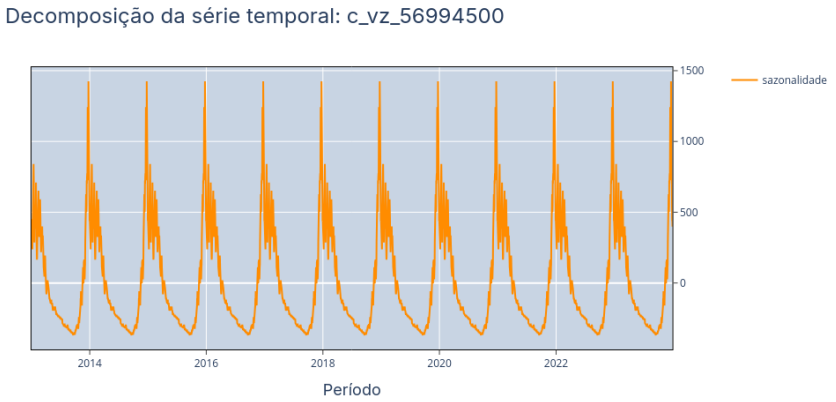


Figura 3.28 – Componente sazonal da série de vazão do rio Doce
(fonte: o autor)

com poucas ocorrências nas extremidades (caudas). No entanto, na distribuição com cauda longa, essas extremidades contêm uma quantidade substancial de eventos, que, somados, podem representar uma fração importante do total. A análise de cauda longa é um campo específico da estatística, desenvolvido para lidar com eventos de baixa frequência, mas de alta magnitude. No entanto, este trabalho não se aprofundou nas técnicas avançadas de análise de cauda longa; o foco aqui foi identificar a presença desse fenômeno e determinar um tratamento adequado para os dados.

A mitigação do efeito de cauda longa é particularmente relevante para modelos como a Regressão Linear, que pressupõe uma distribuição normal dos dados. Uma distribuição assimétrica pode comprometer a convergência do modelo. Os dados transformados foram utilizados para todos os modelos, indistintamente, visando garantir uma padronização do estudo.

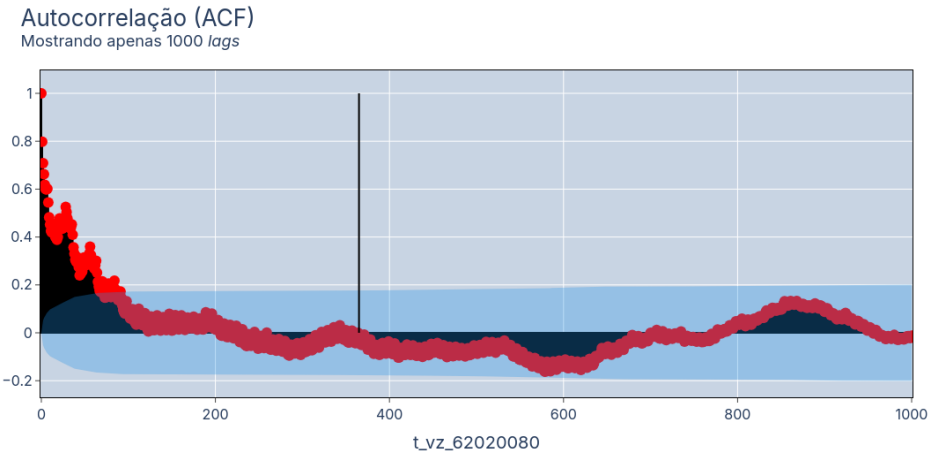


Figura 3.29 – Autocorrelação para a vazão do rio Grande
(fonte: o autor)

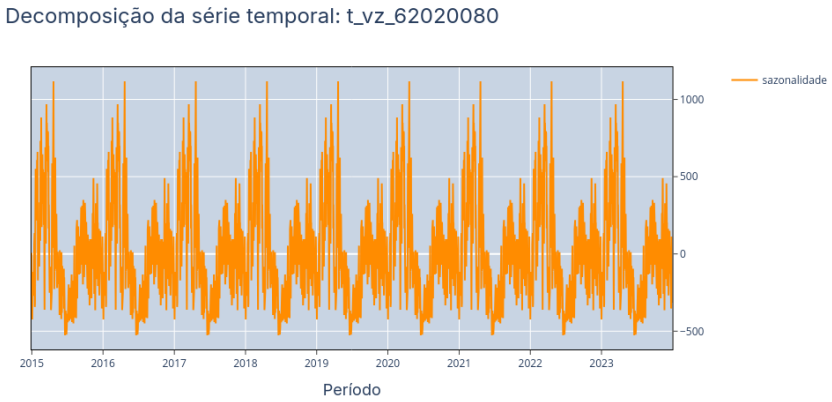


Figura 3.30 – Componente sazonal da série de vazão do rio Grande
(fonte: o autor)

Posto que os dados contêm valores iguais a zero, a transformação pelo logaritmo natural (ln(.)) não foi aplicada, pois o cálculo de logaritmo não é definido para valores zero. Ao invés disso, foi utilizada a transformação 'log1p(.)' da biblioteca NumPy (20), que adiciona 1 ao valor antes da transformação, evitando erros relacionados ao logaritmo de zero.

Existem outras formas de ajustar a distribuição dos dados, tais como Box-Cox, Yeo-Johnson e transformação por quantis [REF REF], mas era necessário que houvesse fácil reversibilidade nos valores finais preditos e que garantisse interpretabilidade, por isso optou-se por uma transformação simples mas que atendeu satisfatoriamente ao próposito.

Após a transformação a distribuição dos eventos ficou menos assimétrica, como pode ser visto nas figuras 3.33, 3.34, 3.35, 3.36, 3.37, 3.38, 3.39, 3.40. Para o rio Grande, visualmente, parece não ter havido tanta diferença, mas quando se analisa os valores

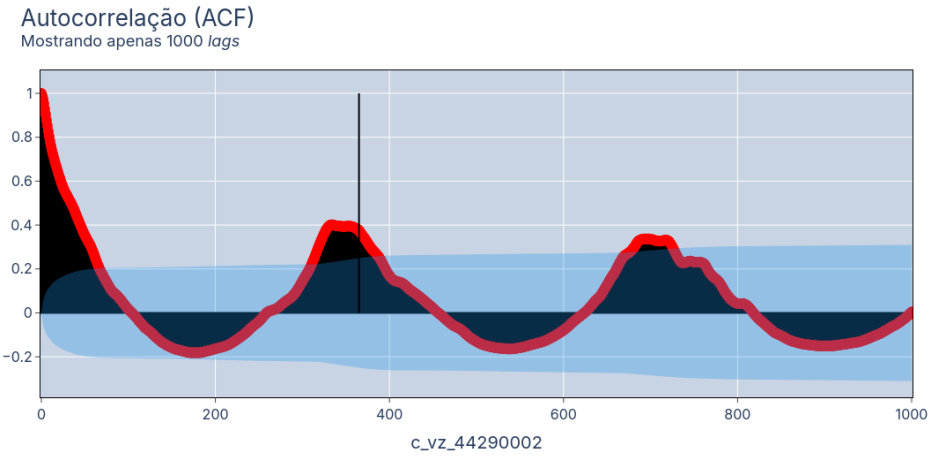


Figura 3.31 – Autocorrelação para a vazão do rio São Francisco (fonte: o autor)

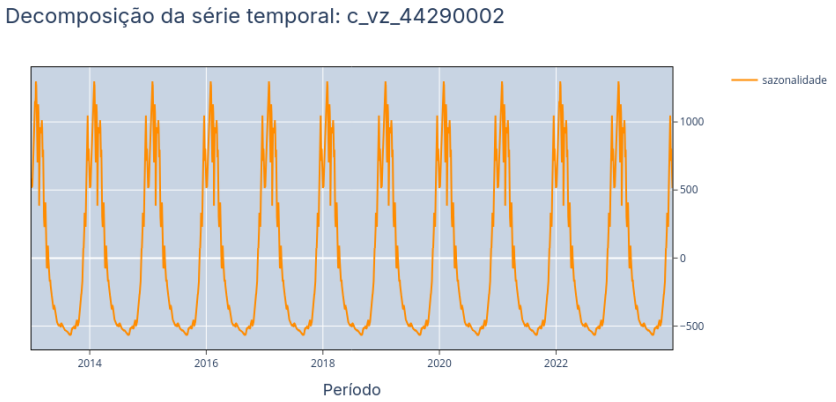


Figura 3.32 – Componente sazonal da série de vazão do rio São Francisco (fonte: o autor)

originais e transformados, houve um achatamento na distância entre os valores máximo e o mínimo da série.

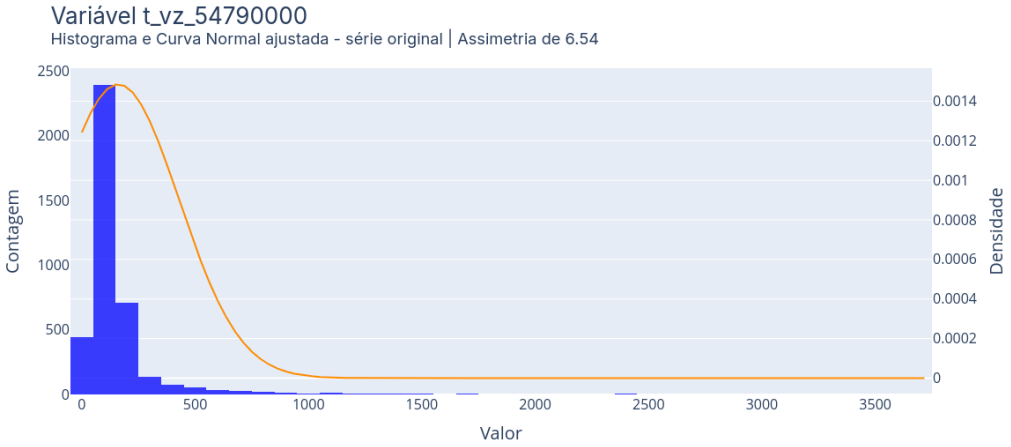


Figura 3.33 – Dados originais para o rio Jequitinhonha
(fonte: o autor)

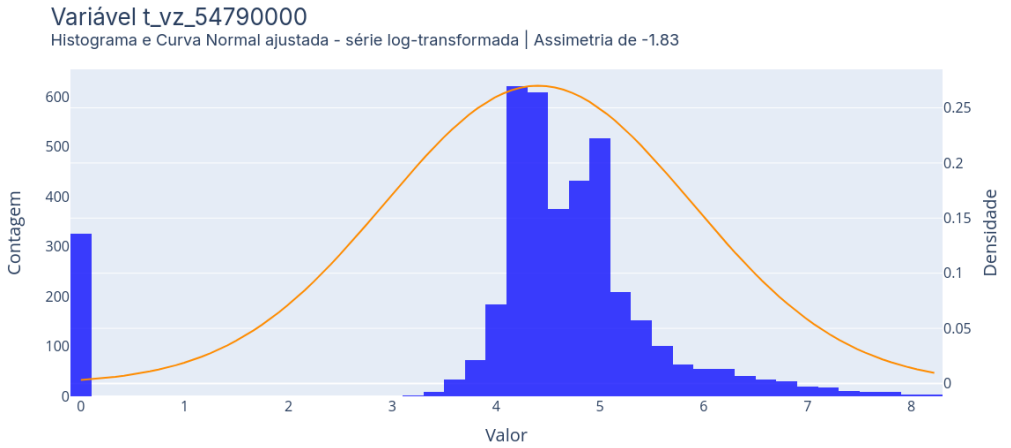


Figura 3.34 – Dados log-transformados para o rio Jequitinhonha
(fonte: o autor)

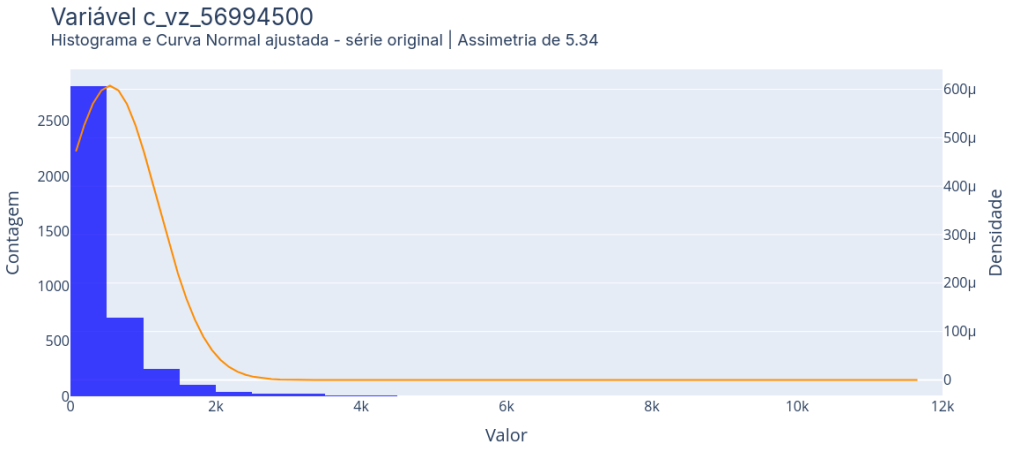


Figura 3.35 – Dados originais para o rio Doce
(fonte: o autor)

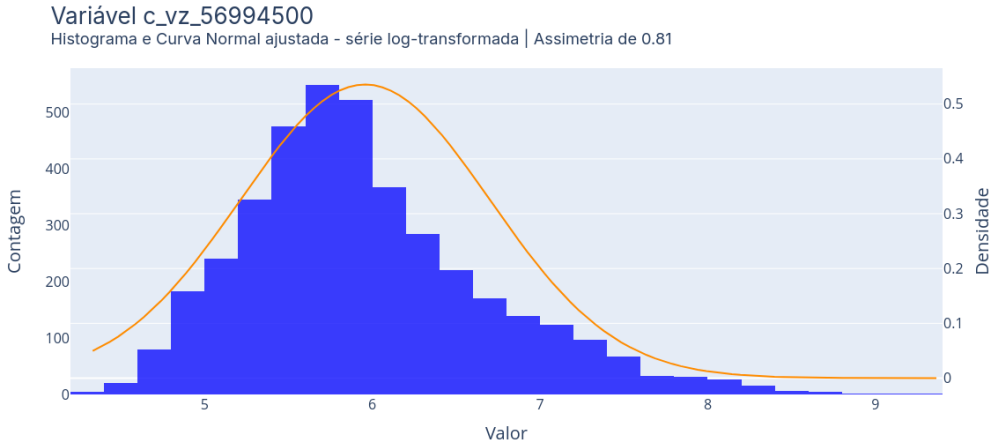


Figura 3.36 – Dados log-transformados para o rio Doce
(fonte: o autor)

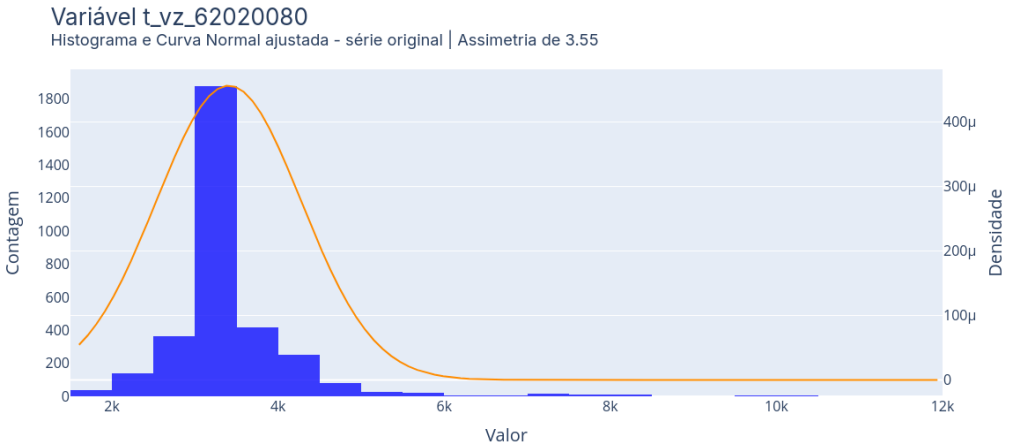


Figura 3.37 – Dados originais para o rio Grande
(fonte: o autor)

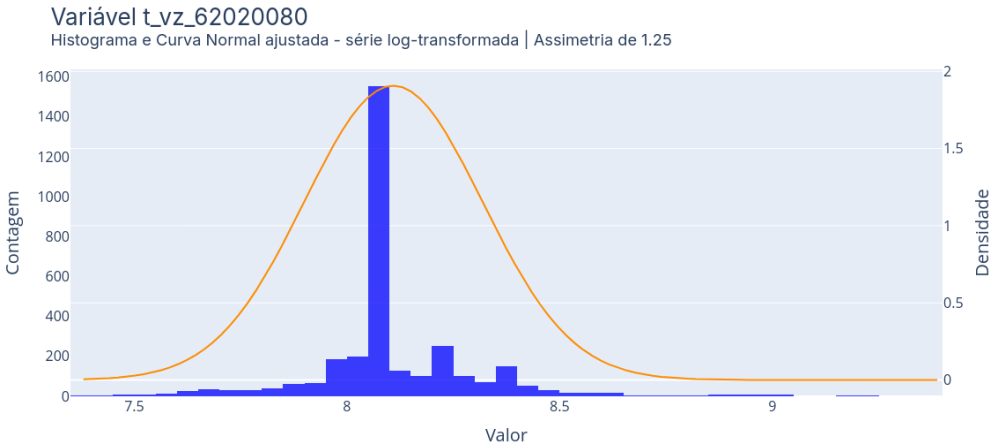


Figura 3.38 – Dados log-transformados para o rio Grande
(fonte: o autor)

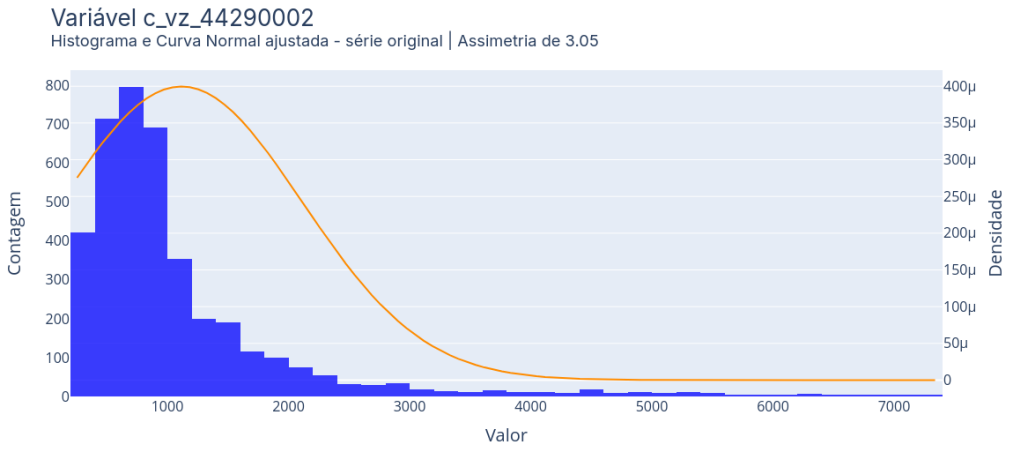


Figura 3.39 – Dados originais para o rio São Francisco
(fonte: o autor)

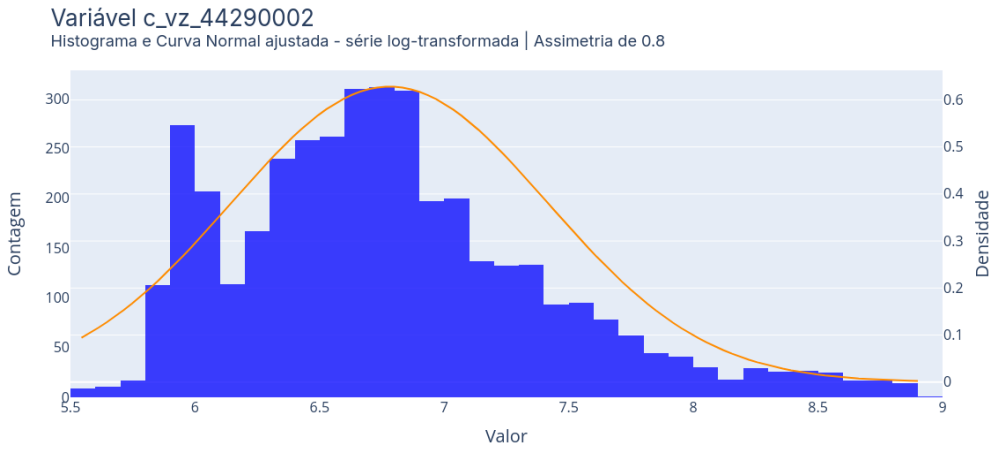


Figura 3.40 – Dados log-transformados para o rio São Francisco
(fonte: o autor)

Para finalizar, uma análise comumente realizada em séries temporais é a verificação de sua estacionariedade. A estacionariedade pressupõe que características estatísticas da série, como média e variância, permaneçam constantes ao longo do tempo. No entanto, neste estudo, essa avaliação não foi realizada, pois séries temporais de dados ambientais, como precipitação e vazão, geralmente apresentam sazonalidade e tendências que violam o conceito de estacionariedade, conforme explicado em Hyndman and Athanasopoulos (26). Outros desafios a esta análise também incluem a rápida mudança do uso do solo e remoção de cobertura vegetal original, alterando significativamente a dinâmica hidrológica da região.(6)

Essas características, longe de serem consideradas como ruído ou anomalias, fazem parte da própria natureza dos dados ambientais e são cruciais para a modelagem e previsão. Assim, em oposição a tentar forçar a estacionariedade, este trabalho optou por lidar com a sazonalidade e as tendências diretamente, utilizando técnicas que captam essas dinâmicas, visando garantir previsões mais realistas e representativas dos processos hidrológicos.

3.6 Modelos de Aprendizado de Máquina

3.6.1 Seasonal Naive - SN

Um método que é similar ao *Naive*, contudo, usa a última observação conhecida do mesmo período de tempo (por exemplo, mesmo dia do mês anterior, mesma semana do ano anterior) numa tentativa de capturar o comportamento sazonal.

O *Seasonal Naive* não pode ser considerado um modelo de previsão sofisticado. Em vez disso, ele funciona como uma linha de base (*baseline*), servindo como ponto de partida para avaliar o desempenho de outros modelos de previsão.(25)

Por ser um modelo simples, ele não captura tendências ou variações complexas, mas estabelece um *benchmark* mínimo com o qual outros métodos mais elaborados e complexos devem ser comparados.

Para este modelo ser executado foi preciso ajustar o hiperparâmetro de sazonalidade, que é de 365 dias.

3.6.2 Regressão Linear - LR

O modelo de Regressão Linear (*Linear Regression* - LR) é uma abordagem estatística simples, porém poderosa, que busca modelar o relacionamento entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes através de uma linha reta.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \cdots + \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t \tag{3.1}$$

O funcionamento da Regressão Linear envolve o cálculo de coeficientes para as

variáveis independentes, que determinam o peso de cada uma destas variáveis na previsão da variável dependente. O objetivo do modelo é minimizar o somatório do erro quadrático, ou seja, a soma dos quadrados das diferenças entre os valores previstos e os valores reais.(24)

$$\sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^{n} (y_t - \beta_0 - \beta_1 x_{1,t} - \beta_2 x_{2,t} - \cdots - \beta_k x_{k,t})^2. \tag{3.2}$$

- y_t valores observados
- $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_k$ coeficientes para as variáveis independentes
- $x_{1,t}, x_{2,t}, \cdots, x_{k,t}$ variáveis independentes
- n número de observações

Os resultados obtidos com este modelo mostraram-se muito bons, e na verdade, ele se destacou como um modelo-base robusto para os outros modelos mais complexos. Sua simplicidade e eficácia tornam-no uma escolha bastante sólida. Não houve nenhuma seleção de hiperparâmetro para executar este modelo, foi utilizado conforme o padrão da biblioteca.

3.6.3 CatBoost - CB

CatBoost (*Categorical Boosting*) tem o funcionamento baseado no princípio da construção de modelos fracos de árvores de decisão (*decision tree*) de forma sequencial, onde cada árvore sucessiva é treinada para corrigir os erros da árvore anterior. A estratégia do CatBoost, no entanto, tem um nome: "*Ordered Boosting*". A construção das árvores se dá de maneira sequencial, porém não se usa todos os dados disponíveis para isso. Os dados de treinamento são ordenados de maneira aleatória e apenas partições destes dados são utilizados no processo. Por trabalhar sempre com uma amostra dos dados de treinamento, e a apresentação aleatória destes dados ao modelo, o CatBoost tem resiliência ao *overfitting*, mas parâmetros que realizam ajustes nas árvores de decisão também estão presentes e o pesquisador tem controle sobre eles.(39)(12)(33)

Os hiperparâmetros para execução do modelo foram escolhidos para que o modelo executasse sem escrever ('*allow_writing_files*') cada passo de treinamento em disco durante a execução, pra salvar espaço em disco e evitar *overhead* dessa escrita desnecessária. As variáveis categóricas foram passadas através do hiperparâmetro '*cat_features*' e '*thread_count*' para executar em paralelo, pra acelerar o treinamento do modelo. O hiperparâmetro 'verbose' é pra não escrever cada passo de treinamento na saída de texto do sistema e '*random_seed*' é pra garantir reprodutibilidade dos resultados em todas as execuções do modelo. Apenas estes hiperparâmetros foram selecionados, tudo mais ficou de acordo com o padrão da biblioteca.

Tabela 3.11 – Hiperparâmetros para o modelo CatBoost
(fonte: o autor)

Hiperparâmetro	**Valor**
random_seed	1984
cat_features	['estacao', 'month']
verbose	False
allow_writing_files	False
thread_count	os.cpu_count()//2

3.6.4 Floresta Aleatória - RF

Floresta Aleatória (*Random Forest*) é um modelo que também é baseado em árvores de decisão e é amplamente utilizado em tarefas de regressão e classificação. O modelo combina diversas árvores de decisão para aprimorar a precisão e a estabilidade dos resultados.

O modelo cria diversas árvores de decisão independentemente, e cada destas árvores é treinada com partições aleatórias dos dados de treinamento, garantindo que as árvores sejam distintas entre si. Na seleção dos dados pode haver reposição (*bootstrapping*), ou seja, os mesmos dados podem ser utilizados para treinar árvores diferentes ou até mesmo dados podem nunca ser utilizados em nenhuma árvore. Isso é para garantir diversidade entre as árvores. Durante a criação de cada nó da árvore, um subcojunto aleatório dos dados de treinamento é utilizado e isso vai até não ser mais possível criar novas divisões (*Depth-wise Growth*). Ao fim, quando cada árvore foi treinada, a agregação dos resultados se dá calculando a média entre todas elas (*bagging*).(34)(36)

A escolha do modelo certo para um problema de previsão desta natureza depende das características dos dados e dos objetivos do estudo. O *Seasonal Naive*, embora simples, é um importante ponto de referência inicial. O modelo de Regressão Linear serve como uma *baseline* confiável devido à sua eficácia e simplicidade. Já os modelos CatBoost e Floresta Aleatória foram opções mais avançadas, capazes de lidar com a complexidade dos dados e oferecer previsões precisas e eficientes. A comparação entre todos estes modelos permitiu que se escolhesse a abordagem que melhor atendesse às necessidades específicas da previsão de vazões.

Seguindo a mesma intenção de antes, '*random_state*' está aqui para garantir reprodutbilidade dos resultados entre diversas execuções. Por fim, '*verbose*' é para não ficar escrevendo na saída de texto do sistema e '*n_jobs*' para executar com paralelismo o treinamento do modelo. O modelo RandomForest não trata variáveis categóricas diretamente, por isso não tem nenhum hiperparâmetro a respeito disso.

Tabela 3.12 – Hiperparâmetros para o modelo RandomForest
(fonte: o autor)

Hiperparâmetro	**Valor**
random_state	1984
verbose	0
n_jobs	os.cpu_count()//2

3.7 Métricas de Avaliação

Para avaliar o desempenho dos modelos de previsão utilizados neste estudo, foram adotadas quatro métricas: MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), PBIAS (*Percent Bias*) e KGE (*Kling-Gupta Efficiency*). A escolha dessas métricas baseia-se na necessidade de uma avaliação abrangente que considere diferentes aspectos da qualidade das previsões, como precisão, erro médio, tendência e correlação.

- **MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)**: O MAPE é uma métrica amplamente utilizada para medir a precisão das previsões em termos percentuais. O algoritmo calcula a média das diferenças absolutas entre os valores observados e previstos, normalizadas pelos valores observados. O bom da métrica MAPE é a sua facilidade de interpretação, já que expressa o erro em termos percentuais, e por ser "livre de escala", ou seja, independente da escala dos dados, tornando os resultados comparáveis entre diferentes séries temporais e modelos. Contudo, o MAPE pode ser sensível a valores muito baixos e esta característica deve ser considerada ao interpretar os resultados. Quanto mais próximo de 0, melhor.(23)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{O_i - P_i}{O_i} \right| \tag{3.3}$$

  - ◇ O_i valores observados
  - ◇ P_i valores previstos
  - ◇ n o número total de observações

- **RMSE (*Root Mean Square Error*)**: O RMSE mede o erro médio das previsões, penalizando erros maiores devido à sua formulação quadrática. Essa métrica é amplamente utilizada por sua sensibilidade a grandes desvios entre as previsões e os valores observados, o que a torna adequada para identificar erros extremos. O RMSE é uma escolha natural quando se deseja minimizar grandes erros e garantir maior precisão nas previsões. Quanto menor, melhor.(23)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (P_i - O_i)^2} \tag{3.4}$$

  - ◇ O_i valores observados

- $\diamond$ P_i valores previstos
- $\diamond$ n o número total de observações

- **PBIAS (*Percent Bias*)**: O PBIAS avalia o viés das previsões, ou seja, a tendência do modelo em superestimar (PBIAS positivo) ou subestimar (PBIAS negativo) os valores observados. Ele expressa a diferença percentual entre a soma dos valores previstos e observados, permitindo identificar se o modelo apresenta uma tendência sistemática de erro. Um valor de PBIAS próximo de zero indica que o modelo não possui viés significativo. Não se espera que esta métrica seja 0, senão indicaria que a previsão foi exatamente o valor observado, mas ao mostrar o viés das previsões, isso tem impacto diretamente nas decisões de gestão de recursos hídricos.(28)

$$PBIAS = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^{n}(P_i - O_i)}{\sum_{i=1}^{n} O_i} \tag{3.5}$$

  - $\diamond$ O_i valores observados
  - $\diamond$ P_i valores previstos
  - $\diamond$ n o número total de observações

- **KGE (*Kling-Gupta Efficiency*)**: O KGE fornece uma avaliação integrada do desempenho do modelo, considerando simultaneamente três componentes: correlação, viés e variabilidade relativa entre os valores previstos e observados. O KGE é uma métrica robusta que combina esses três fatores de forma equilibrada, fornecendo um entendimento geral da qualidade das previsões. Essa métrica é especialmente útil em estudos hidrológicos, pois tem capacidade de capturar a complexidade das relações entre variáveis hidrológicas de maneira mais eficaz do que métricas tradicionais focadas em um único aspecto. Quanto mais próximo de 1, melhor o desempenho do modelo.(19)

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \tag{3.6}$$

  - $\diamond$ r é o coeficiente de correlação linear entre os valores observados e previstos
  - $\diamond$ $\alpha = \frac{\sigma_p}{\sigma_o}$ é a variabilidade relativa, sendo σ_p o desvio-padrão das previsões e σ_o o desvio-padrão das observações
  - $\diamond$ $\beta = \frac{\mu_p}{\mu_o}$ é o viés, em que μ_p é a média dos valores previstos e μ_o a média dos valores observados

Os modelos serão qualificados quanto ao seu desempenho seguindo a seguinte ordem de métricas: 1. KGE, 2. MAPE, 3. PBIAS.

3.8 Modelo proposto

Tudo detalhado até aqui, agora é preciso descrever o fluxo de trabalho. Por fim, será apresentado o fluxograma do modelo proposto para uma rápida depreensão visual.

Primeiramente é necessário especificar o período histórico de análise. Depois de estipulado o período, deve-se identificar as estações de vazão para as quais serão realizadas as previsões.

Identificadas estas estações de vazão, verifica-se em linha reta, em sentido montante da estação de vazão, as estações de precipitação a 50km nas sub-bacias que deságuam no corpo hídrico analisado. Para este passo foi utilizado o programa QGis com *shapefiles* das ottobacias.(38) Para o *shapefile* de todas as estações do estado de Minas Gerais foi preciso acesso ao sistema da empresa Rhama Analysis. Sistema fechado este, no caso.

Aqui uma importante etapa: aplicar transformação logarítmica nos dados de vazão e precipitação para tratar o fenômeno de "cauda longa" dos dados.

O conjunto teste corresponde aos dados do último ano, 2023, e os demais correspondem ao conjunto treino. Realizar ajuste ('*fit*') e previsão ('*predict*'), dia-a-dia, durante um ano inteiro, para avaliar a qualidade das previsões e a estabilidade dos modelos simulando o uso futuro de um sistema, em que o usuário vai treinar e prever (*fit*/*predict*) diariamente. Este procedimento é referido na literatura como *Walk-Forward Validation* (WFV) e pode ser por uma janela deslizante ou por janela expandida, que foi a técnica aplicada neste trabalho. Além disso, tem duas formas de realizar as previsões: criando vários modelos que irão prever cada um dos dias futuros ('*direct forecasting*'), o que geraria 365 modelos distintos e, consequentemente, consumiria muita mémoria, ou o que foi adotado neste trabalho que foi realizar reajustes ('*refit*') ao modelo inicial num processo recursivo ('*recursive forecasting*'). Esse processo de WFV permite capturar mudanças ao longo do tempo e avaliar a capacidade do modelo de generalizar para o futuro de forma mais realista. Perceba o funcionamento nas imagens a seguir (observação: a fonte de onde as imagens foram retiradas nomeia o processo de Walk-Forward Validation como '*backtesting*' (13))

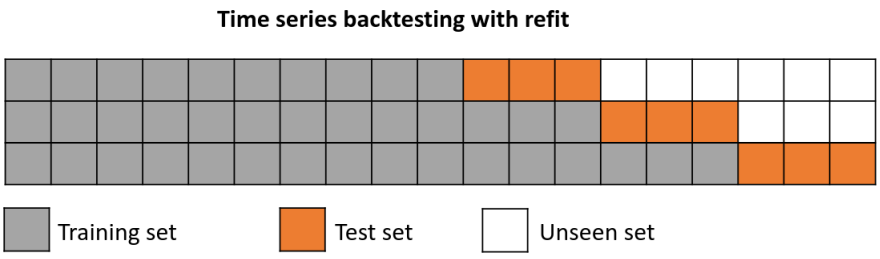


Figura 3.41 – Diagrama mostrando a divisão dos dados de treino/teste com *refit*. (fonte: (13))

Foram calculados intervalos de previsão ("*prediction intervals*") de 95%. A inter-

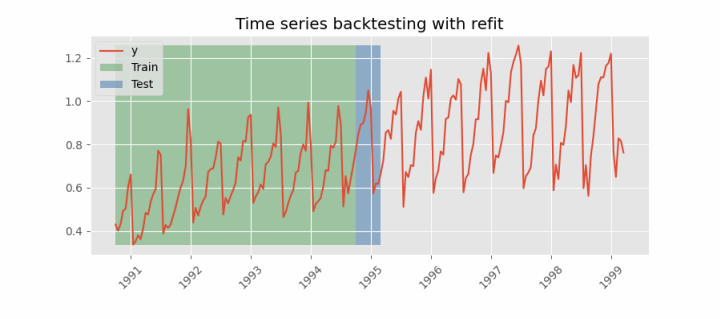


Figura 3.42 – WFV com janela expandida e *refit* - imagem 1. (fonte: (13))

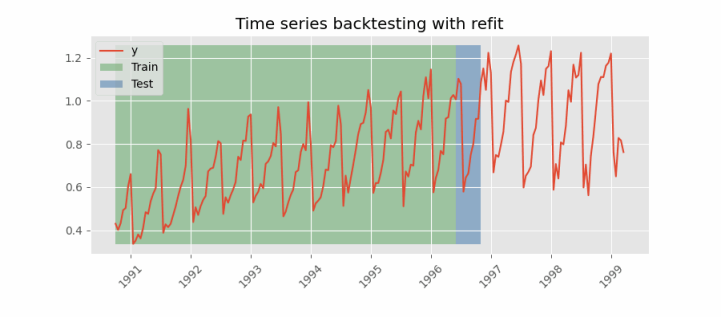


Figura 3.43 – WFV com janela expandida e *refit* - imagem 2. (fonte: (13))

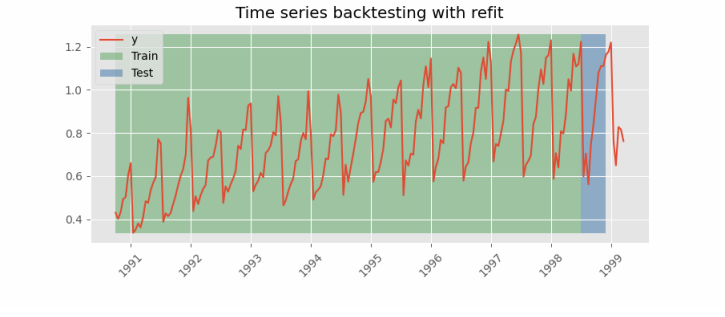


Figura 3.44 – WFV com janela expandida e *refit* - imagem 3. (fonte: (13))

pretação do intervalo de previsão é: calculados os valores inferior e superior do intervelo de previsão de 95% ("*lo-95*" e "*hi-95*"), o valor real observado futuro tem 95% de probabilidade de estar dentro destes limites.(22) Apesar de estar sendo usado intervalo de previsão de 95% na análise, nem sempre o valor real é capturado. Existe uma incerteza quanto à previsão. Esta incerteza advém da própria natureza dos dados hidrológicos e também por assumir que os erros do passado se manterão semelhantes nas previsões. Estes erros são os chamados "*in sample residuals*", resíduos das previsões realizadas no passo de treinamento dos dados. É com estes resíduos, que são sorteados da massa de resíduos e geram novas prováveis previsões, que, no final, comporão o cálculo do intervalo de previsão.(figura 3.45)

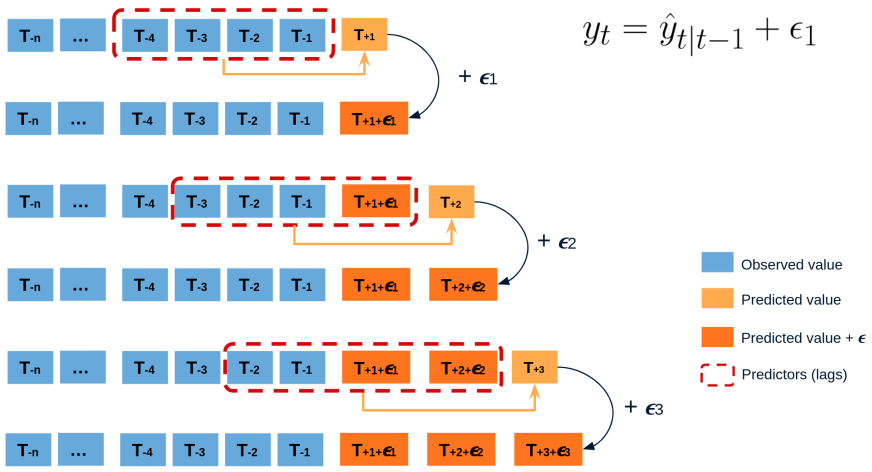


Figura 3.45 – Diagrama de como se calcula o intervalo de previsão. (fonte: (14))

Um fenômeno que pode acontecer é os intervalos de previsão serem estreitos.(21) Isso porque os modelos não conseguem capturar todos as fontes de incerteza à partir dos dados, a saber:

- O termo de erro aleatório
- As estimativas dos parâmetros dos modelos
- A escolha do modelo para trabalhar os dados históricos
- A continuação, no futuro, do processo que gerou os dados históricos

Ao produzir intervalos de previsão para modelos de séries temporais, geralmente apenas a primeira dessas fontes é levada em consideração. Portanto, foi criada uma métrica para avaliar a qualidade dos intervalos de previsão, que verificou a cobertura empírica dos intervalos. Não confiou-se apenas na cobertura esperada para os intervalos.

Ficou assim: para cada dia previsto foi feito um teste lógico para verificar se o valor real observado (‘y_true’) esteve acima do valor mínimo do intervalo (‘lo-95’) **e** abaixo do valor máximo (‘hi-95’). Para quando estes dois testes lógicos fossem verdadeiros, adicionava o valor 1 a um vetor, e 0 quando um destes testes lógicos falhasse, ou seja, o ‘y_true’ estava de algum modo fora do intervalo. Ao final, calculou a média deste vetor e multiplicou por 100 para uma saída percentual. Se o número final fosse 95% a 100% então significa que os intervalos de previsão capturaram perfeitamente o valor real futuro. Se abaixo de 95%, significa que em algum ponto da previsão o valor real ficou para fora destes limites, ou abaixo do valor mínimo ou acima do valor máximo. Veja uma demonstração.

```
1        def cobertura_empirica(y, lower_bound, upper_bound):
2        media = np.mean(np.logical_and(y >= lower_bound, y <= upper_bound))
3        return f"{round(100*media, 2)} %"
```

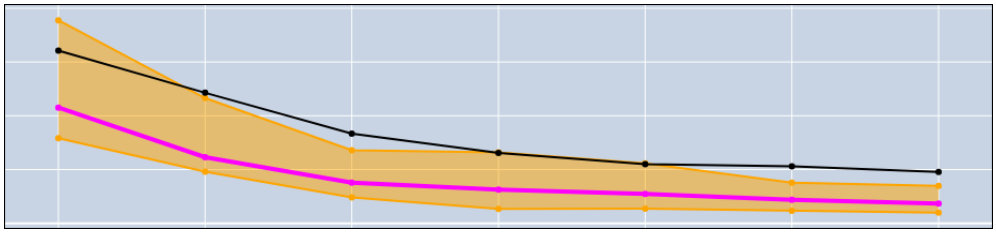


Figura 3.46 – Previsão com valor fora dos limites
(fonte: o autor)

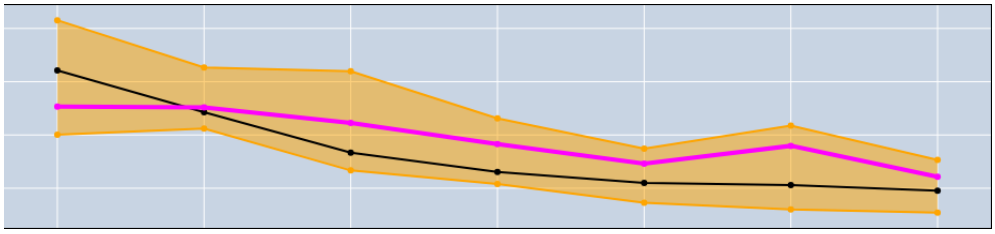


Figura 3.47 – Previsão completamente nos limites
(fonte: o autor)

Aplicando a função à figura 3.46 retornou 42,86%, os 3 pontos da linha preta, os valores reais observados, de um total de 7. Isso significa que o intervalo de previsão pretendido de 95% só conseguiu, empiricamente, capturar cerca de 43% dos valores reais do horizonte de previsão em questão. Na figura 3.47, por sua vez, o intervalo capturou 100% dos valores observados. Ambas figuras mostram previsão de 7 dias, e sem considerar a linha rosa, que foi a previsão que os modelos geraram, o modelo da figura 3.47 teve um desempenho melhor, segundo essa métrica criada. É mais uma questão a ser considerada quando avaliar a qualidade dos modelos, mas deve ser empregada com parcimônia. Isso porque os intervalos de previsão podem assumir faixas de valores muito elevados. Se por exemplo o modelo calcular intervalos de previsão que vão de 0 m^3/s a 200 mil m^3/s, então qualquer valor observado seria capturado, de fato, mas isso não ajudaria em nada na tomada de decisão.

Em cada resultado será discutido o atraso (*delay*) da série prevista em relação à série original, quando houver, a partir da aplicação do algoritmo FastDTW.(35) *Dynamic Time Warping* (DTW) é uma forma de avaliar a similaridade entre duas sequências quaisquer, neste caso, duas séries temporais: a série temporal dos dados observados e a série temporal dos dados previstos. O algoritmo calcula as distâncias entre os pontos

de duas séries esticando e comprimindo-as no eixo do tempo para descobrir o melhor caminho de alinhamento (*warping path*) entre ambas.(2) No caso aqui utilizado, o algoritmo FastDTW é uma implementação do conceito original de DTW de ordem de complexidade O(n) que resulta numa aproximação, visto que o algoritmo de DTW é de ordem O(n^2). Ele escala com a quantidade de dados de entrada, podendo facilmente demandar *terabytes* de memória.(35) Esta análise ajudará a compreender a dinâmica das vazões, fornecendo interpretação sobre quando os eventos passados irão ser percebidos pelos modelos no futuro. E como as análises são na base diária, o resultado do *delay* é a expressão em dias do atraso (*lag*) ou adiantamento (*lead*) de quando um evento (vazão) será percebido pelo modelo e expresso na série gerada por este. Apenas os melhores resultados terão o *delay* discutido.

Encerrada a discussão do *delay*, procede-se com a análise dos resíduos. Os modelos não-lineares CatBoost e RandomForest não necessitam que haja normalidade, nem para os dados de entrada, nem para os resíduos. Diferentemente do modelo de *Linear Regression*, em que é necessário realizar tal avaliação em busca de compreender o funcionamento do modelo.

Analisar os resíduos permite verificar a estabilidade do modelo quanto às previsões. Uma distribuição normal dos resíduos é um indício de que os coeficientes do modelo conseguiram capturar as relações temporais dos dados de entrada. Além disso, analisar os resíduos permite avaliar se o modelo assumiu uma correta relação entre a variável alvo e as variáveis independentes.(1)

A última análise é avaliação da importância das variáveis. Como na análise de *delay*, apenas os melhores resultados serão analisados de cada modelo. Serão apresentados os valores SHAP das variáveis dos modelos e discussão sobre o comportamento de cada uma delas para a qualidade dos modelos.

SHAP values (*SHapley Additive exPlanations*) constituem uma metodologia robusta, derivada da teoria dos jogos cooperativos, com o propósito de elucidar o funcionamento de modelos de aprendizado de máquina, frequentemente caracterizados como "caixas pretas". A premissa fundamental reside na atribuição de um valor a cada característica preditiva, quantificando sua contribuição individual para a predição final do modelo, considerando todas as interações possíveis com demais características. Essa abordagem viabiliza a compreensão dos fatores determinantes na tomada de decisão do modelo e como cada um impacta o resultado, seja de forma positiva ou negativa, promovendo assim a interpretabilidade e transparência.(31)

Não consta no fluxograma do modelo proposto, mas para todos os modelos teve também uma rodada de execução com os dados originais sem transformação logarítmica, apenas havendo aplicação de normalização de dados usando MinMax para o LinearRegression. Mas isso é obrigatório para este tipo de modelo pois a escala dos dados é muito discrepante, com vazão em m^3/s e precipitação em mm/dia. Essas comparações serão im-

portantes para chegar em uma melhor interpretação dos fenômenos e dar direcionamentos sobre quais modelos e como utilizar os modelos pensando na gestão dos recursos hídricos.

Os resultados serão apresentados no capítulo 4.

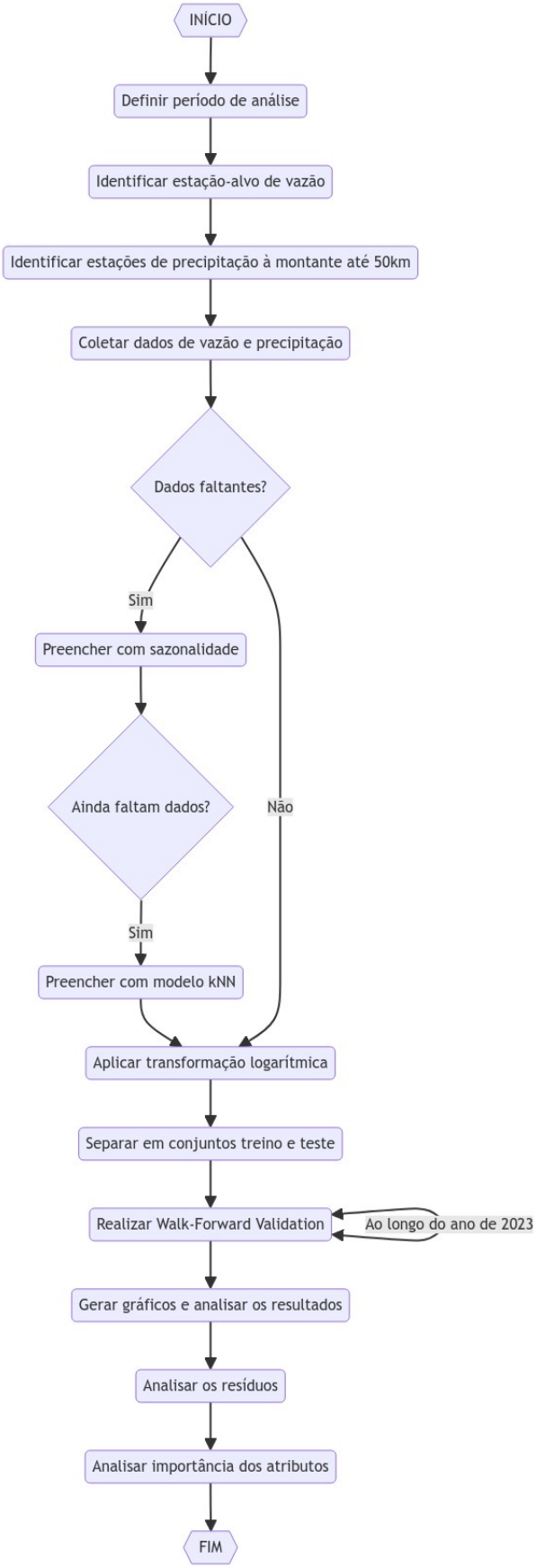


Figura 3.48 – Fluxo de trabalho
(fonte: o autor)

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Desempenho dos modelos

Os resultados obtidos pelos modelos variaram significativamente em termos de precisão, tanto nas previsões pontuais quanto nos intervalos de previsão, refletindo diferentes graus para cada cenário analisado. Observar o comportamento dos resíduos foi interessante pois dependendo da época do ano, houve um comportamento bastante destacado.

4.1.1 Rio Jequitinhonha

Começando pela menor bacia estudada, os resultados mostraram-se bastante satisfatórios, especialmente no que tange à Regressão Linear, que se destacou com boas previsões tanto em termos pontuais quanto nos intervalos de previsão. Este modelo demonstrou uma boa capacidade de capturar a dinâmica hidrológica do rio, refletindo precisão nas métricas e um desempenho consistente. E com um tempo de execução muito baixo. O modelo simples *SeasonalNaive* apresentou resultados aquém do esperado em todas as situações avaliadas, considerando a previsão pontual e os intervalos de previsão.

Com um MAPE muito elevado de 150%, o resultado mostrou viés de superestimação dos resultados, conforme a métrica PBIAS aponta. Olhando para a qualidade dos intervalos de previsão pode-se acreditar que o modelo teve um comportamento satisfatório, contudo, com mais atenção, é possível ver que o valor inferior do intervalo (lo-95) foram calculados números abaixo de zero. O atraso (*delay*) da série prevista foi de elevados 56,88 dias, com um desvio-padrão de 61,3 dias, de onde se observa que um evento pode levar mais de 60 dias para ser percebido na previsão do modelo.

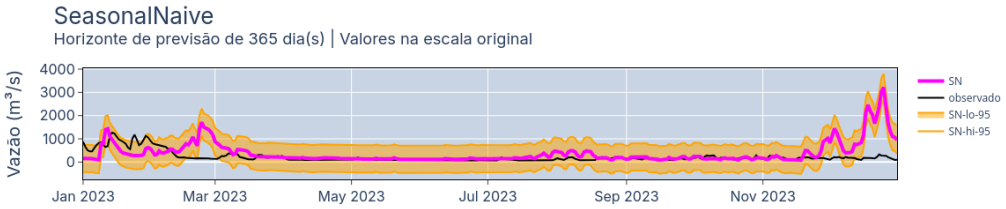
Como o modelo SN a análise termina aqui, não se procedeu com análise de resíduos nem com importância de variáveis uma vez que o desempenho do modelo foi ruim. Está aqui para comparação. A análise mais aprofundada mesmo ficará por conta dos modelos mais complexos.

Os resultados obtidos utilizando o modelo de Regressão Linear mostraram-se bastante promissores.

Continuando a análise, agora os modelos principais do trabalho, ajustados com variáveis categóricas para melhor realizar as previsões a partir da sazonalidade.

Houve uma intercalação no desempenho dos resultados. Para o horizonte de 1 dia, o RandomForest apresentou um resultado melhor em relação ao CatBoost em todas as métricas. O intervalo de previsão também foi melhor pois capturou o valor observado, coisa que o CatBoost não fez.(figuras 4.4 e 4.3)

Quando aumentou o horizonte para 3 dias, o CatBoost apresentou melhor desempenho, inclusive nos intervalos de previsão.(figura 4.5)

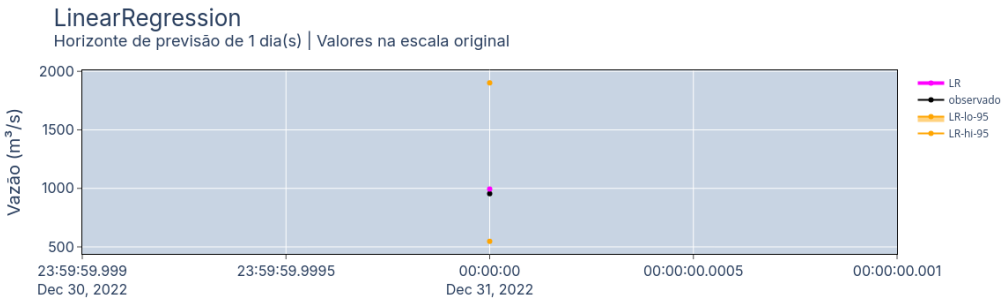


Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
SeasonalNaive	1.50031	502.73308	75.54145
SeasonalNaive-lo-95	3.88613	636.70823	-194.85927
SeasonalNaive-hi-95	5.76158	889.93952	345.94216

Cobertura empírica do intervalo de previsão
86.3 %

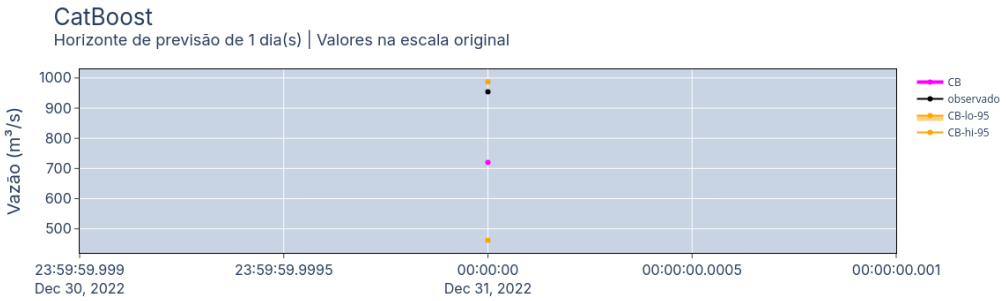
Delay (médio)	Delay (desvio-padrão)
-56.88815	61.31889

Figura 4.1 – Resultado do SeasonalNaive no teste *Walk-Forward Validation* (fonte: o autor)



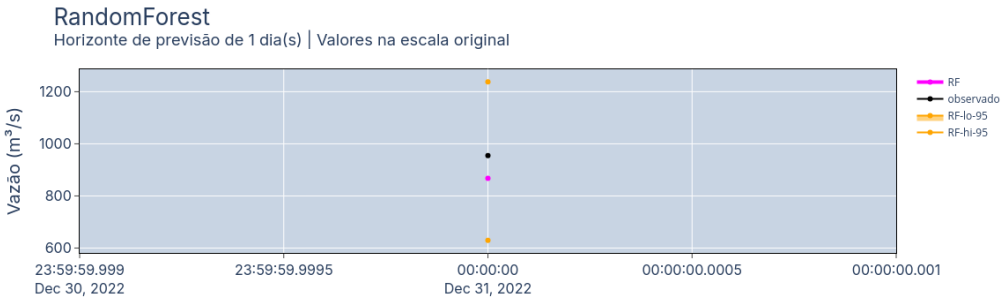
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
LinearRegression	0.04156	39.67199	4.15643
LinearRegression-lo-95	0.42731	407.85268	-42.73067
LinearRegression-hi-95	0.99293	947.72114	99.29262

Figura 4.2 – Regressão Linear para o horizonte de previsão de 1 dia (fonte: o autor)



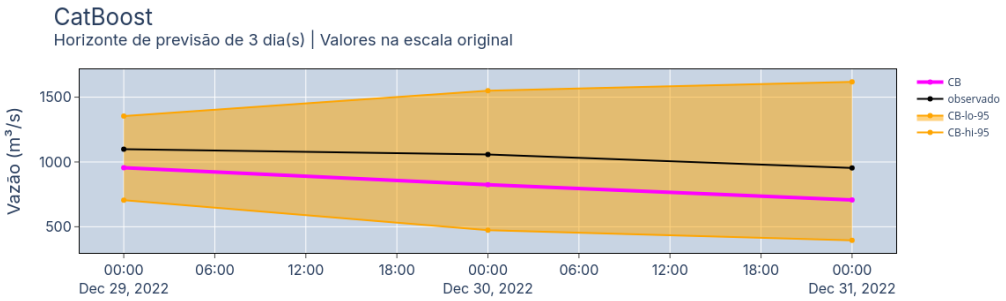
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
CatBoost	0.24541	234.23353	-24.54062
CatBoost-lo-95	0.51627	492.76242	-51.62665
CatBoost-hi-95	0.03447	32.89892	3.44682

Figura 4.3 – CatBoost para o horizonte de previsão de 1 dia (fonte: o autor)



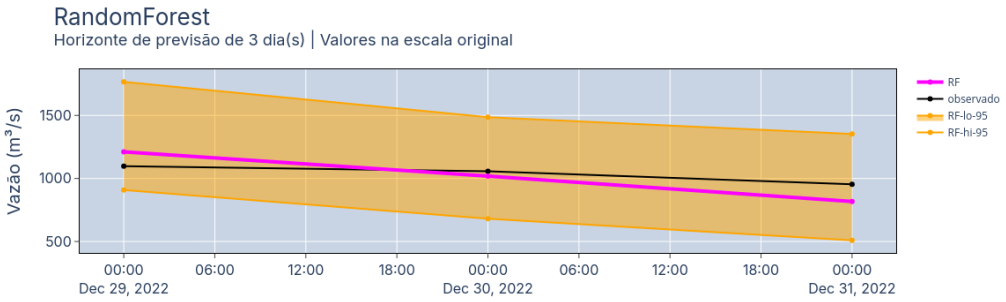
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
RandomForest	0.0914	87.23667	-9.13977
RandomForest-lo-95	0.3407	325.18879	-34.06999
RandomForest-hi-95	0.29715	283.62609	29.71547

Figura 4.4 – RandomForest para o horizonte de previsão de 1 dia (fonte: o autor)



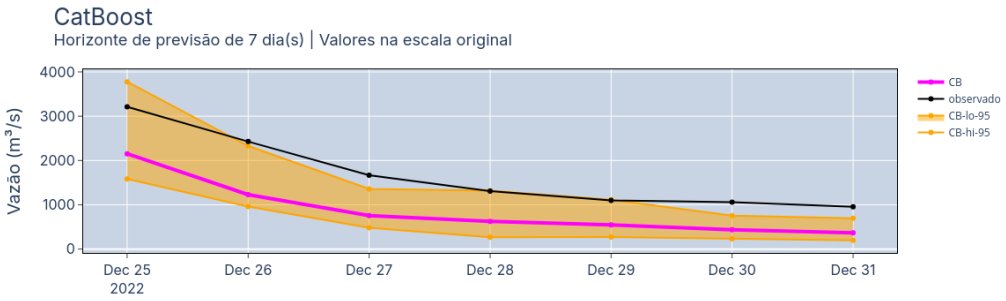
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
CatBoost	0.20346	213.098	-20.06637
CatBoost-lo-95	0.49884	519.23089	-49.40959
CatBoost-hi-95	0.4643	499.26282	45.36086

Figura 4.5 – CatBoost para o horizonte de previsão de 3 dias (fonte: o autor)



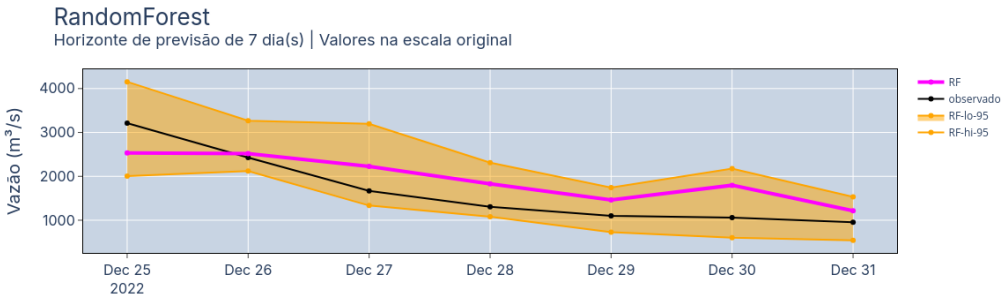
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
RandomForest	0.09454	105.07144	-2.05856
RandomForest-lo-95	0.33199	354.3145	-32.54283
RandomForest-hi-95	0.47665	512.57046	48.03468

Figura 4.6 – RandomForest para o horizonte de previsão de 3 dias (fonte: o autor)



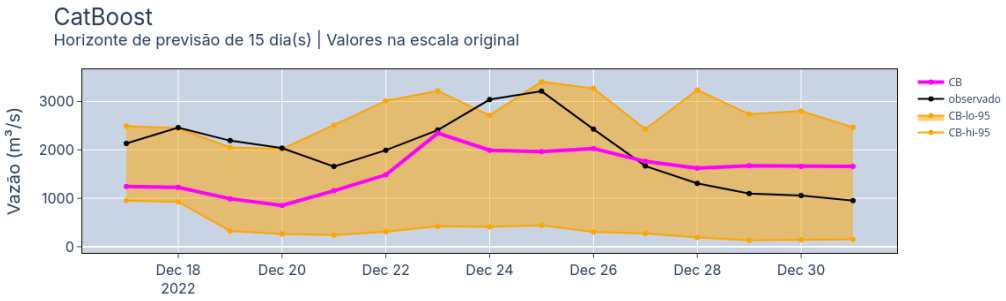
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
CatBoost	0.51404	836.10831	-47.88085
CatBoost-lo-95	0.70607	1148.08409	-65.91452
CatBoost-hi-95	0.13985	287.80683	-3.16477

Figura 4.7 – CatBoost para o horizonte de previsão de 7 dias (fonte: o autor)



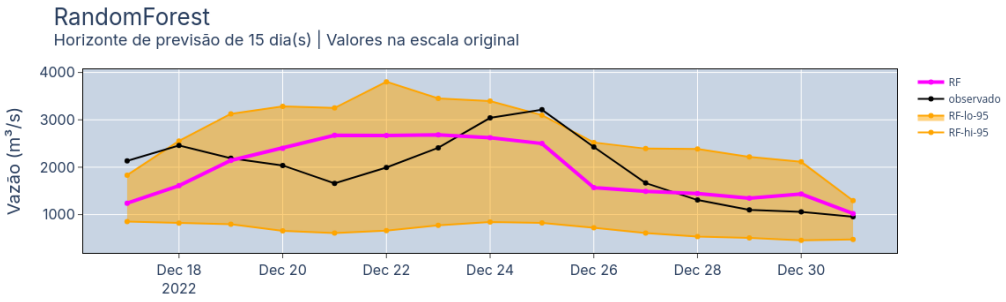
Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
RandomForest	0.32641	507.61813	15.78946
RandomForest-lo-95	0.29689	564.5641	-28.28614
RandomForest-hi-95	0.65376	995.84283	56.78924

Figura 4.8 – RandomForest para o horizonte de previsão de 7 dias (fonte: o autor)



Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
CatBoost	0.37719	807.43881	-20.17779
CatBoost-lo-95	0.82075	1710.84034	-81.52982
CatBoost-hi-95	0.58584	1025.48522	37.72063

Figura 4.9 – CatBoost para o horizonte de previsão de 15 dias (fonte: o autor)



Modelo	MAPE	RMSE	PBIAS (%)
RandomForest	0.24021	571.53181	-2.69563
RandomForest-lo-95	0.63732	1410.32724	-65.77618
RandomForest-hi-95	0.48946	957.06192	37.33378

Figura 4.10 – RandomForest para o horizonte de previsão de 15 dias (fonte: o autor)

5 CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS

5.1 Conclusão

Resumo das principais descobertas da pesquisa

5.2 Contribuições para a área

Destacar as contribuições do estudo para a área de hidrologia (aperfeiçoamento da previsão com uso de atributos categóricos, além das variáveis contínuas; dados de chuva fazendo "ajuste fino"na previsão de vazão).

5.3 Recomendações para Trabalhos Futuros

Sugerir direções para futuras pesquisas baseadas nas descobertas e limitações do meu estudo.

REFERÊNCIAS

1 Robert J. Belloto Jr. and Theodore D. Sokoloski. Residual analysis in regression. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 49(Fall):295–303.

2 Clifford J. Berndt DJ. Using dynamic time warping to find patterns in time series. *AAAI-94 Workshop on Knowledge Discovery in Databases*, pages 359–370, 1994. URL https://cdn.aaai.org/Workshops/1994/WS-94-03/WS94-03-031.pdf.

3 BBC News Brasil. Chuvas na bahia: os fenômenos extremos que causam a tragédia no estado, julho 2024. URL https://www.bbc.com/portuguese/brasil-59804297. Acessado em: julho de 2024.

4 CNN Brasil. Temporais causam estragos em minas gerais e deixam desabrigados e desalojados, julho 2024. URL https://www.cnnbrasil.com.br/nacional/temporais-causam-estragos-em-minas-gerais-e-deixam-desabrigados-e-desalojados/. Acessado em: julho de 2024.

5 MapBiomas Brasil. Plataforma mapbiomas uso e cobertura, 2024. URL https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/cobertura. Acessado em: junho de 2024.

6 R.T. Clarke. Hydrological prediction in a non-stationary world. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(1):408–414, 2007.

7 Wallisson Moreira de Carvalho. Hydrobr: A python package to work with brazilian hydrometeorological time series, julho 2020. URL http://doi.org/10.5281/zenodo.3931027. Version 0.1.1.

8 Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Brasil | cidades e estados | ibge brasil |, 2024. URL https://cidades.ibge.gov.br/. Acessado em: junho de 2024.

9 Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Comitê da bacia hidrográfica do rio jequitinhonha - alto rio jequitinhonha, 2024. URL https://comites.igam.mg.gov.br/comites-estaduais-mg/jq1-cbh-do-alto-rio-jequitinhonha. Acessado em: junho de 2024.

10 Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Comitê da bacia hidrográfica do rio araçuai, 2024. URL https://comites.igam.mg.gov.br/comites-estaduais-mg/jq2-cbh-do-rio-aracuai. Acessado em: junho de 2024.

11 Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Comitê da bacia hidrográfica do rio jequitinhonha - médio e baixo rio jequitinhonha, 2024. URL https://comites.igam.mg.gov.br/comites-estaduais-mg/jq3-cbh-do-medio-e-baixo-rio-jequitinhonha.

12 Anna Veronika Dorogush, Vasily Ershov, and Andrey Gulin. Catboost: gradient boosting with categorical features support. *arXiv preprint arXiv:1810.11363*, 2018.

13 Joaquin Amat Rodrigo e Javier Escobar Ortiz. skforecast, 8 2024a. URL https://skforecast.org/.

14 Joaquin Amat Rodrigo e Javier Escobar Ortiz. skforecast - probabilistic forecasting: prediction intervals and prediction distribution, 8 2024b. URL https://skforecast.org/0.13.0/user_guides/probabilistic-forecasting.

15 Empresa de Pesquisa Energética (Brasil). *Balanço Energético Nacional 2023: Ano base 2022 / Brazilian Energy Balance 2023 Year 2022*. Empresa de Pesquisa Energética (EPE), Rio de Janeiro, 2023. 274 p., 182 ill., 23 cm.

16 G1. Há 1 ano no volume morto, cantareira precisará de reserva até final de 2015, maio 2015. URL https://g1.globo.com/sao-paulo/noticia/2015/05/ha-1-ano-no-volume-morto-cantareira-precisara-de-reserva-ate-final-de-2015.html. Acessado em: julho de 2024.

17 G1. Temporal em petrópolis: entenda o que provocou as chuvas intensas que causaram destruição na cidade, fevereiro 2022. URL https://g1.globo.com/meio-ambiente/noticia/2022/02/15/temporal-em-petropolis-entenda-o-que-provocou-as-chuvas-intensas-que-causaram-destruicao-na-cidade.ghtml. Acessado em: julho de 2024.

18 G1. Entenda o que causou temporal na região sul do es e o que pode ser feito para evitar novas tragédias, março 2024. URL https://g1.globo.com/es/espirito-santo/noticia/2024/03/27/entenda-o-que-causou-temporal-na-regiao-sul-do-es-e-o-que-pode-ser-feito-para-evitar-novas-tragedias.ghtml. Acessado em: julho de 2024.

19 Hoshin V. Gupta, Harald Kling, Koray K. Yilmaz, and Guillermo F. Martinez. Decomposition of the mean squared error and nse performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1-2):80–91, 2009. doi: 10.1016/j.jhydrol.2009.08.003. URL https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003.

20 Charles R. Harris, K. Jarrod Millman, Stéfan J. van der Walt, Ralf Gommers, Pauli Virtanen, David Cournapeau, Eric Wieser, Julian Taylor, Sebastian Berg, Nathaniel J. Smith, Robert Kern, Matti Picus, Stephan Hoyer, Marten H. van Kerkwijk, Matthew Brett, Allan Haldane, Jaime Fernández del Río, Mark Wiebe, Pearu Peterson, Pierre Gérard-Marchant, Kevin Sheppard, Tyler Reddy, Warren Weckesser, Hameer Abbasi, Christoph Gohlke, and Travis E. Oliphant. Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825):357–362, 2020. doi: 10.1038/s41586-020-2649-2. URL https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2.

21 Rob J. Hyndman. Prediction intervals too narrow, 2014. URL https://robjhyndman.com/hyndsight/narrow-pi/. Acessado em: agosto de 2024.

22 Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. Forecasting: Principles and practice (3rd ed.) - 5.5 distributional forecasts and prediction intervals, 2024a. URL https://otexts.com/fpp3/prediction-intervals.html. Acessado em: junho de 2024.

23 Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. Forecasting: Principles and practice (3rd ed.) - 5.8 evaluating point forecast accuracy, 2024b. URL https://otexts.com/fpp3/accuracy.html. Acessado em: junho de 2024.

24 Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. Forecasting: Principles and practice (3rd ed.) - 7.2 least squares estimation, 2024c. URL https://otexts.com/fpp3/least-squares.html. Acessado em: junho de 2024.

25 Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. Forecasting: Principles and practice (3rd ed.) - 5.2 some simple forecasting methods, 2024d. URL https://otexts.com/fpp3/simple-methods.html. Acessado em: junho de 2024.

26 Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. Forecasting: Principles and practice (3rd ed.) - 9.1 stationarity and differencing, 2024e. URL https://otexts.com/fpp3/stationarity.html. Acessado em: junho de 2024.

27 Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM). Instituto mineiro de gestão das Águas, 2024. URL http://www.igam.mg.gov.br/. Acessado em: agosto de 2024.

28 A. Kolling Neto, V.A. Siqueira, C.H.D.A. Gama, R.C.D.D. Paiva, F.M. Fan, W. Collischonn, R. Silveira, C.S.A. Paranhos, and C. Freitas. Advancing medium-range streamflow forecasting for large hydropower reservoirs in brazil by means of continental-scale hydrological modeling. *Water (Switzerland)*, 15(9), 2023.

29 Elena Macdonald, Bruno Merz, Björn Guse, Viet D. Nguyen, Xiaoxiang Guan, and Sergiy Vorogushyn. What controls the tail behaviour of flood series: Rainfall or runoff generation?, 2023.

30 Wes McKinney et al. pandas: a foundational python library for data analysis and statistics. *Python for high performance and scientific computing*, 14(9):1–9, 2011.

31 Luke Merrick and Ankur Taly. The explanation game: Explaining machine learning models using shapley values. In *Machine Learning and Knowledge Extraction*, pages 17–38, 2020. URL https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-57321-8_2.

32 Ingrid Petry, Fernando Mainardi Fan, Vinicius Alencar Siqueira, Walter Collishonn, Rodrigo Cauduro Dias de Paiva, Erik Quedi, Cléber Henrique de Araújo Gama, Reinaldo Silveira, Camila Freitas, and Cassia Silmara Aver Paranhos. Seasonal streamflow forecasting in south america's largest rivers. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 49:101487, 10 2023. ISSN 2214-5818.

33 Liudmila Prokhorenkova, Gleb Gusev, Aleksandr Vorobev, Anna Veronika Dorogush, and Andrey Gulin. Catboost: unbiased boosting with categorical features. *Advances in neural information processing systems*, 31, 2018.

34 Hasan Ahmed Salman, Ali Kalakech, and Amani Steiti. Random forest algorithm overview. *Babylonian Journal of Machine Learning*, 2024:69–79, 2024. doi: 10.58496/bjml/2024/007.

35 Stan Salvador and Philip Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. *Intelligent Data Analysis*, 11(5):561–580, 2007.

36 Scikit-learn. Randomforestregressor - scikit-learn documentation, 2024. URL https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html. Acessado em: abril de 2024.

37 Skipper Seabold and Josef Perktold. statsmodels: Econometric and statistical modeling with python, 2010.

38 Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH). Portal de metadados snirh - pesquisa por ottobacia, 2024. URL `https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/search?keyword=Ottobacia`. Acessado em: abril de 2024.

39 Yandex. *CatBoost Documentation*, 2024. URL `https://catboost.ai/en/docs/`. Acessado em: junho de 2024.