



PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS (PPGEPS)

FRANCHESCO SANCHES DOS SANTOS

EXPLORANDO MODELOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS NO
ABASTECIMENTO DE ÁGUA

CURITIBA
2023

FRANCHESCO SANCHES DOS SANTOS

**EXPLORANDO MODELOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS NO
ABASTECIMENTO DE ÁGUA**

Projeto de Pesquisa de Mestrado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas (PPGEPS). Área de concentração: Automação e Controle de Sistemas, da Escola Politécnica, da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

Orientador: Dr. Leandro dos Santos Coelho
Coorientadora: Dra. Viviana Cocco Mariani

CURITIBA
2023

FRANCHESCO SANCHES DOS SANTOS

**EXPLORANDO MODELOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS
NO ABASTECIMENTO DE ÁGUA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas (PPGEPS). Área de concentração: Gerência de Produção e Logística, da Escola Politécnica, da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas.

COMISSÃO EXAMINADORA

Dr. Leandro dos Santos Coelho

Orientador

Pontifícia Universidade Católica do Paraná

Dra. Viviana Cocco Mariani

Coorientadora

Pontifícia Universidade Católica do Paraná

Convidado A

Membro Externo

Instituição A

Convidado B

Banca

Instituição B

Curitiba, 18 de setembro de 2023

Ao examinar as séries temporais, vejo a evidência da existência de Deus na perfeita ordem e regularidade que caracterizam o tempo. Cada ponto de dados e cada instante são testemunhos do Seu controle absoluto sobre todas as coisas.

Agradecimentos

Primeiramente, expresso minha gratidão a Deus por todas as bênçãos recebidas, pois foi Ele quem abriu caminhos e me deu forças para superar esse desafio, tornando-o possível.

À minha família, sou grato pelo apoio incondicional e pelo estímulo constante para seguir em frente com determinação, buscando sempre alcançar novos patamares.

Agradeço ao professor Leandro dos Santos Coelho pela oportunidade de trabalhar ao seu lado e compartilhar seus conhecimentos e experiências ao longo do meu mestrado. Sua orientação contribuiu significativamente para o meu crescimento profissional e pessoal, tornando este trabalho uma realidade.

À professora Viviana Cocco Mariani, agradeço pela disponibilidade e paciência em me auxiliar nas minhas dificuldades, utilizando seu conhecimento para contribuir com o desenvolvimento da pesquisa.

Quero expressar minha gratidão à equipe da Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUCPR) e aos demais professores, especialmente à secretária Denise da Mata Medeiros (PPGEPS), pela paciência, carinho e apoio prestados em diversas ocasiões, sem medir esforços.

Aos meus amigos, que sempre torceram por mim, e aos novos amigos que conquistei ao longo dessa jornada, agradeço por compartilharmos momentos de alegria nessa batalha.

Sou grato ao investimento em bolsas de estudo concedidas pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), que possibilitou a conclusão dessa etapa da minha carreira profissional e acadêmica.

*Se vi mais longe, foi por estar de pé
sobre ombros de gigantes*

- Sir Isaac Newton

Resumo

Este estudo explora a importância da previsão de séries temporais para a tomada de decisões relacionadas à demanda de água, visando um controle eficaz dos recursos hídricos em um ambiente competitivo. O desafio reside na obtenção de séries temporais confiáveis que auxiliem nas decisões sobre o fornecimento de água. A abordagem proposta envolve a utilização de modelos de previsão de séries temporais para melhorar a precisão das estimativas de demanda. Existem várias abordagens discutidas na literatura para a análise e previsão de séries temporais no campo do abastecimento de água. Neste estudo, o caso da SANEPAR (Companhia de Saneamento do Paraná) é examinado como exemplo representativo. No entanto, o que torna este estudo único é a introdução e avaliação personalizada de modelos de redes neurais, como GRU (do inglês *Gated Recurrent Unit*), LSTM (do inglês *Long Short-Term Memory*), RNN (do inglês *Recurrent Neural Network*) e Transformer na forma personalizada para esse problema, além do modelo do Facebook Prophet, que não foram aplicados a esse contexto até então. Além disso, a técnica de Regressão em Árvore de Decisão também é explorada. Esses métodos inovadores expandem as possibilidades na previsão da demanda por água. Com base nesse conhecimento, métodos e produtos específicos são analisados, levando em consideração fatores externos e sazonalidade, além de usar modelos ARIMA (do inglês *Auto-Regressive Integrated Moving Average*), técnicas de *boosting* como XGBoost (do inglês *eXtreme Gradient Boosting*) e LightGBM (do inglês *Light Gradient Boosting Machine*), regressão linear e RFR (do inglês *Random Forest Regression*). A eficácia dessas abordagens é avaliada por métricas como sMAPE (do inglês *Symmetric Mean Absolute Percentage Error*), MAE (do inglês *Mean Absolute Error*) e RRMSE (do inglês *Root Relative Mean Square Error*), fornecendo informações sobre a capacidade dos modelos de previsão no fornecimento de água. Esses resultados são úteis para tomar decisões mais informadas no contexto da empresa SANEPAR. Eles fornecem informações sobre como os modelos de previsão de séries temporais se saem em relação ao abastecimento de água. Após a análise e comparação de todos os casos, ficou evidente que o modelo RNN obteve o menor erro em todas as métricas avaliadas, como SMAPE, MAE e RRMSE. É interessante notar que o desempenho do modelo RNN foi excepcional, com erros de previsão consistentemente abaixo de 1% em todas as análises. Isso destaca que ele é o modelo mais eficiente e preciso em todas as aplicações avaliadas.

Palavras-chave: Previsão de séries temporais, Economia de água, Séries temporais, Modelos de Previsão.

Abstract

This study explores the importance of forecasting time series for making decisions related to water demand, with a view to effectively controlling water resources in a competitive environment. The challenge lies in obtaining reliable time series to assist in water supply decisions. The proposed approach involves using time series forecasting models to improve the accuracy of demand estimates. There are several approaches discussed in the literature for analyzing and forecasting time series in the field of water supply. In this study, the case of SANEPAR (Companhia de Saneamento do Paraná) is examined as a representative example. However, what makes this study unique is the introduction and customized evaluation of neural network models such as GRU (*Gated Recurrent Unit*), LSTM (*Long Short-Term Memory*), RNN (*Recurrent Neural Network*) and Transformer in customized form for this problem, in addition to the Facebook Prophet model, which have not been applied to this context until now. In addition, the Decision Tree Regression technique is also explored. These innovative methods expand the possibilities in water demand forecasting. Based on this knowledge, specific methods and products are analyzed, taking into account external factors and seasonality, as well as using ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) models, *boosting* techniques such as XGBoost (*eXtreme Gradient Boosting*) and LightGBM (*Light Gradient Boosting Machine*), linear regression and RFR (*Random Forest Regression*). The effectiveness of these approaches is assessed by metrics such as sMAPE (*Symmetric Mean Absolute Percentage Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) and RRMSE (*Root Relative Mean Square Error*), providing information on the ability of the forecasting models to deliver water. These results are useful for making more informed decisions in the context of the SANEPAR company. They provide information on how time series forecasting models perform in relation to water supply. After analyzing and comparing all the cases, it was evident that the RNN model obtained the lowest error in all the metrics evaluated, such as SMAPE, MAE and RRMSE. It is interesting to note that the performance of the RNN model was exceptional, with prediction errors consistently below 1% in all analyses. This highlights that it is the most efficient and accurate model in all the applications evaluated.

Keywords: Time series forecasting, Water savings, Time series, Forecasting models.

Lista de Figuras

1	Exemplo de séries temporais	16
2	Processo estocástico	17
3	Paradigma de aprendizado de máquina	19
4	Estrutura da dissertação	26
5	Fluxograma do problema de pesquisa	27
6	Etapas da Revisão	28
7	Modelos de series temporais mais populares na Scopus e WoS	29
8	Fluxograma da árvore de decisão	47
9	Árvore de decisão mapa mental	48
10	Esquema da Floresta Aleatória	49
11	Impulsionando gradiente com XGBoost e LightGBM	50
12	Compara-se o crescimento em folha com o crescimento em nível	52
13	RNN - Recurrent Neural Network	56
14	Diagrama Ilustrativo do Funcionamento de uma Unidade Recorrente Gated (GRU)	59
15	RNN vs LSTM vs GRU	60
16	Arquitetura do Transformer	61
17	Comparação dos modelos AR e ARX	74
18	Modelo MA(7)	74
19	ARMA (7,7)	75
20	ARIMA (7,1,7)	75
21	SARIMA (7,1,7)(2,1,1) ₁₂	75
22	Comparação entre ARIMAX e SARIMAX	76
23	Previsões do modelo Prophet para o Reservatório LT01	76
24	Regressão linear LT01 vs PT01 correlação 98%	77
25	Regressão linear (LR) um passo a frente	77
26	Regressor de Árvore de Decisão	77
27	Regressão da Floresta Aleatória (RFR)	78
28	A performance da regressão utilizando XGBoost e LightGBM é comparada	78
29	Dados completos com uma frequência média de 24 horas	79
30	Plotagem de dados para o ano de 2020	80
31	Correlação de Pearson	81
32	Decomposição STL aditiva dos dados coletados	83
33	Decomposição STL multiplicativa dos dados coletados	84
34	Violino no nível do reservatório	84
35	Violino da vazão de recalque	85

36	Autocorrelação e Autocorrelação parcial	86
37	ACF	86
38	PACF	87
39	Ruído branco	88
40	Comparação dos modelos ARIMA	93
41	Comparação de modelos de regressão	93
42	Análise Comparativa dos Modelos Utilizando Gráfico de Barras	94
43	Demanda Média das Variáveis de Fluxo	98
44	Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 1 dia à frente	118
45	Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 7 dias à frente	118
46	Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 14 dias à frente	118
47	Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 30 dias à frente	119
48	Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 1 dia à frente	119
49	Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 7 dias à frente	119
50	Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 14 dias à frente	120
51	Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 30 dias à frente	120
52	Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 1 dia à frente	121
53	Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 7 dias à frente	121
54	Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 14 dias à frente	122
55	Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 30 dias à frente	122
56	A rede neural recorrente (RNN) com todos os horizontes	123
57	Previsões do Modelo Prophet para Diferentes Horizontes	123

Lista de Tabelas

1	Cruzamento de palavras-chave através da aplicação de filtros de área	30
2	Resumo dos Dados	30
3	Fator de impacto	31
4	Os autores que mais publicam em relação ao tema de pesquisa	33
5	Países com maior número de publicação	33
6	Modelos baseado na literatura e nos artigos	36
7	Descrição estatística dos dados com o filtro aplicado das 18h às 21h	82
8	Teste Nemenyi	90
9	Demandá de água	98
10	Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho treino	112
11	Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho teste	113
12	Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho va-lidação	114
13	Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho inteiro	115
14	Comparação dos modelos Ljung Box	117

Lista de Abreviaturas e Siglas

AdaBoost	Impulso ou Estímulo Adaptativo (do inglês <i>Adaptive Boosting</i>)
ANN	Rede Neural Artificial (do inglês <i>Artificial Neural Network</i>)
AR	Auto-Regressivo
ARIMA	Média Móvel Integrada Auto-Regressiva (do inglês <i>Auto-Regressive Integrated Moving Average</i>)
ARIMAX	Média Móvel Integrada Auto-Regressiva com entradas exógenas (do inglês <i>Auto-Regressive Integrated Moving Average with exogenous inputs</i>)
ARMA	Média Móvel Auto-Regressiva (do inglês <i>Auto-Regressive Moving Average</i>)
ARX	Auto-Regressivo com Variável Exógena (do inglês <i>Auto-Regressive with Exogenous Inputs</i>)
BrownBoost	Algoritmo de Aumento
CNN	Rede Neural Convolucional (do inglês <i>Convolutional Neural Networks</i>)
DBN	Rede de Crenças Profundas (do inglês <i>Deep Belief Network</i>)
DTR	Regressor de Árvore de Decisão (do inglês <i>Decision tree regressor</i>)
EFB	Pacote de Características Exclusivas (do inglês <i>Exclusive Feature Bundling</i>)
FT	Flow Transmitter (Transmissor de Fluxo)
GRU	Unidade Recorrente Fechada (do inglês <i>Gated Recurrent Unit</i>)
Hz	Hertz
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
LGBMRegressor	Regressão da Máquina de Impulso de Gradiente Leve
Light GBM	Máquina de Impulso de Gradiente Leve (do inglês <i>Light Gradient Boosting Machine</i>)
LogitBoost	Técnicas de Regressão Logística
LPBoost	Reforço da Programação Linear (do inglês <i>Linear Programming Boosting</i>)
LR	Regressão Linear (do inglês <i>Linear Regression</i>)

LSTM	Memória de Longo Curto Prazo (do inglês <i>Long Short-Term Memory</i>)
m^3	Metros Cúbicos
m^3/h	Metros Cúbicos por Hora
MA	Média Móvel (do inglês <i>Moving Average</i>)
MadaBoost	Modificando o Sistema de Ponderação do AdaBoost
MAE	Erro Médio Absoluto (do inglês <i>Mean Absolute Error</i>)
MAPE	Erro Percentual Médio Absoluto (do inglês <i>Mean Absolute Percentage Error</i>)
mca	Metros Coluna de Água
ML	Aprendizado de Máquina (do inglês <i>Machine Learning</i>)
mm	Milímetros
MSE	Erro Médio Quadrático (do inglês <i>Mean Squared Error</i>)
PR	Estado do Paraná
RBAL	Recalque Bairro Alto
RFR	Regressão de Floresta Aleatória (do inglês <i>Random Forest Regression</i>)
RMSE	Erro de Raiz Média Quadrática (do inglês <i>Root Mean Squared Error</i>)
RNN	Rede Neural Recorrente (do inglês <i>Recurrent Neural Network</i>)
RRMSE	Raiz do Erro Médio Quadrático Relativo (do inglês <i>Root of the Relative Mean Square Error</i>)
SANEPAR	Companhia de Saneamento do Paraná
SARIMA	Auto-Regressivos Integrados de Médias Móveis com Sazonalidade (do inglês <i>Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Averages</i>)
SARIMAX	Média Móvel Sazonal Auto-Regressiva Integrada com Entradas Exógenas (do inglês <i>Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Averages with Exogenous Inputs</i>)
sMAPE	Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico (do inglês <i>Symmetric Mean Absolute Percentage Error</i>)
SVM-VAR	Máquinas de Vetor de Suporte - Vetores Auto-Regressivos
TotalBoost	Impulso Total
Transformer	Transformador
XGBRegressor	Regressão XGBoost
XGBoost	Reforço de Gradiente Extremo (do inglês <i>eXtreme Gradient Boosting</i>)

Sumário

1	Introdução	16
1.1	Contexto da Pesquisa	18
1.1.1	Motivação da Pesquisa	19
1.2	Objetivo Geral	20
1.2.1	Objetivos Específicos e Questão de Pesquisa	20
1.3	Descrição do Problema	21
1.4	Procedimentos Metodológicos	22
1.4.1	Etapas da Pesquisa	22
1.5	Justificativa da Pesquisa	23
1.5.1	Contribuições	24
1.6	Estrutura do Trabalho	25
2	Revisão da Literatura	27
3	Base Teórica	38
3.1	Modelos de Séries Temporais Univariados	38
3.1.1	Componente Autorregressivo	38
3.1.2	AR(0): Ruído branco	39
3.1.3	AR(1): Caminhadas aleatórias e Oscilações	39
3.1.4	AR(p): Termos de ordem superior	40
3.1.5	Média Móvel	40
3.1.6	Modelos ARMA e ARIMA	41
3.2	Modelos de Série Temporal Multivariada	42
3.2.1	ARIMAX e SARIMAX	43
3.3	Modelos de Aprendizado de Máquina Supervisionados	43
3.3.1	Prophet	44
3.3.2	Correlação de Pearson	44
3.3.3	Régressão Linear (LR)	45
3.3.4	Regressor de Árvore de Decisão	46
3.3.5	Floresta Aleatória	48
3.3.6	Gradient Boosting (como XGBoost, LightGBM)	49
3.3.7	Gradiente de Boosting (Reforço)	50
3.4	Decomposição STL	53
3.5	Dickey-Fuller (DF)	53
3.6	Teste de Significância	54
3.7	Introdução às Redes Neurais no Deep Learning	55

3.7.1	Rede Neural Recorrente	55
3.7.2	Compreendendo Redes de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM)	56
3.7.3	GRU (Unidade Recorrente com Portões)	57
3.7.4	Análise Comparativa entre os Modelos RNN, LSTM e GRU	59
3.7.5	Explorando o Transformer: Além dos Bits e Bytes	60
3.8	Métricas de Avaliação de Modelos	61
3.8.1	Erro Quadrático Médio Raiz (RMSE)	62
3.8.2	Raiz do Erro Médio Quadrático Relativo (RRMSE)	62
3.8.3	Erro Absoluto Médio (MAE)	64
3.8.4	Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE)	64
3.8.5	Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico (sMAPE)	65
3.9	Trabalhos Relacionados	66
3.9.1	Estudo de Caso 1	70
3.9.2	Estudo de Caso 2	70
4	Resultados	72
4.1	Análise dos Modelos	72
4.1.1	Detecção de anomalias	79
4.1.2	Análise Exploratória dos dados (EDA)	80
4.1.3	Múltiplas entradas e saída única (MISO)	83
4.1.4	Decomposição STL	83
4.1.5	Separação dos dados	88
4.1.6	Modelagem e Seleção do Modelo	88
4.1.7	Horizonte	89
4.1.8	Previsão e Avaliação	89
4.1.9	Teste de Significância	90
4.1.10	Comparação dos Modelos	92
4.2	Aplicação do Mundo Real	94
4.2.1	Descrição do Sistema de Abastecimento de Água	95
4.2.2	Estudo de Caso 1	96
4.2.3	Estudo de Caso 2	97
5	Conclusões	100
5.1	Limitações da Pesquisa	100
5.2	Propostas Futuras	101
Referências	102	

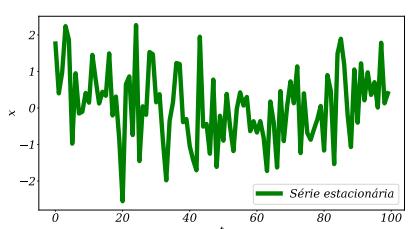
A Apêndice - Comparaçāo dos modelos de previsão de series temporais média de 24h	111
B Apêndice - Comparaçāo dos modelos de previsão com o método Ljung-Box	116
C Apêndice - Modelos AR, ARX e MA	118
D Apêndice - Modelos ARMA e ARIMA	119
E Apêndice - Modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX	121
F Apêndice - Modelos RNN e Prophet	123

1 Introdução

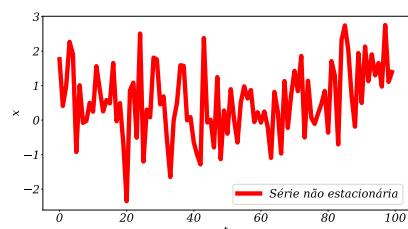
As séries temporais desempenham um papel fundamental em diversos campos do conhecimento, como Economia (preços diários de estoques, taxa de desemprego mensal, produção industrial), Medicina (eletrocardiograma, eletroencefalograma), Epidemiologia (número mensal de novos casos de meningite), Meteorologia (chuvas, temperatura diária, velocidade do vento), entre outros. Ao longo dos anos, têm sido empregadas ferramentas computacionais para tornar a previsão em séries temporais mais eficiente, especialmente com o uso de técnicas de aprendizado de máquina e linguagens de programação como *Python* e *R*, que se destacam por sua capacidade de manipular e analisar dados temporais de forma eficaz.

Para compreender melhor o conceito de série temporal, é possível considerar o exemplo de um maratonista que pratica corrida regularmente ao longo de vários anos e uma pessoa sedentária que decide participar de uma corrida com uma distância máxima de 5 km. Ambos realizam a corrida ao mesmo tempo, utilizando monitores de frequência cardíaca que permitem o acompanhamento médico. Ao analisar os dados desde o início até o final da corrida, é possível observar que a série temporal do maratonista apresenta um comportamento mais estacionário, devido ao seu hábito regular de corrida. Por outro lado, a série temporal da pessoa sedentária é mais não estacionária, como ilustrado na Figura 1. Essa diferença ocorre devido à falta de regularidade na prática de exercícios físicos por parte da pessoa sedentária.

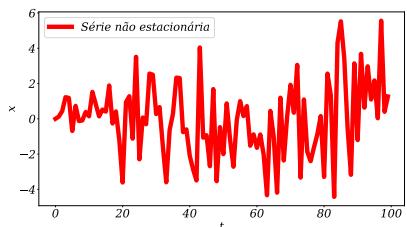
Figura 1: Exemplo de séries temporais



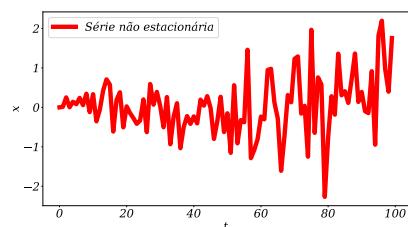
(a) Série estacionária com média



(b) Média dependendo do tempo zero



(c) Variância dependendo do tempo



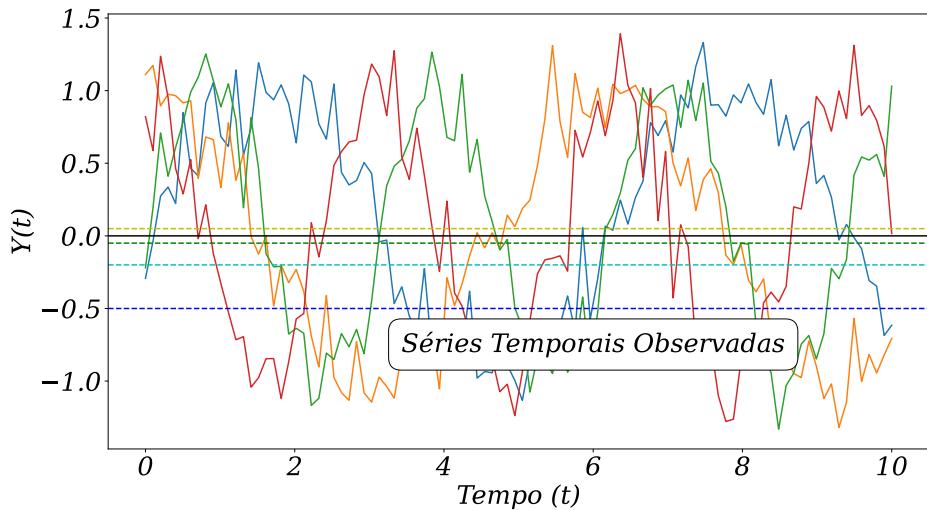
(d) Covariância dependendo do tempo

Fonte: Adaptado de Brandão (2020)

Na Figura 1 é possível observar que o eixo x representa os dados observados ao longo do tempo, enquanto o eixo t representa o tempo decorrido. Além disso, as séries temporais são caracterizadas como processos estocásticos regidos por leis probabilísticas. Isso implica que elas podem ser concebidas como um conjunto de todas as possíveis trajetórias que uma variável alvo pode seguir, como ilustrado na Figura 1. No entanto, somente uma dessas trajetórias será observada, de acordo com as características que se manifestaram durante o período analisado. Por exemplo, ao lançar um dado, existem seis possibilidades, mas apenas um número será obtido. Da mesma forma, em séries temporais, há uma infinidade de possibilidades, mas somente uma delas ocorrerá, de acordo com as características que se apresentaram nesse determinado período.

Com $Y(t)$ representando os dados fictícios e *Tempo* (t) representando a linha do tempo na Figura 2. É possível pensar nisso como um conjunto de todas as trajetórias possíveis que poderiam ser observadas para uma variável.

Figura 2: Processo estocástico



Fonte: Adaptado de Pinheiro (2022)

A previsão da demanda de água ao longo do tempo é essencial para um planejamento sustentável e eficiente do abastecimento hídrico na cidade de Curitiba. Neste estudo, utilizam-se métodos avançados, como Gradiente, Regressão e ARIMA (do inglês *Auto-Regressive Integrated Moving Average*), para fazer previsões diárias da demanda de água ao longo do tempo.

Este capítulo apresenta modelos de Aprendizado de Máquina (do inglês *Machine learning*) para prever futuramente os dados coletados pela SANEPAR (Companhia de Saneamento do Paraná). Cada modelo em específico tem suas particularidades, mas os modelos de aprendizado de máquina têm como ser otimizados ao contrário dos modelos clássicos do tipo ARIMA, mesmo com o autoARIMA para esse tema em específico, os mo-

delos mais robustos, como XGBoost (do inglês *eXtreme Gradient Boosting*), na verdade se refere ao objetivo de engenharia de empurrar o limite de recursos computacionais para algoritmos de árvore impulsionados (BROWN; LEE, 2021) e o RNN (do inglês *Recurrent Neural Network*) são modelos conexionistas com a capacidade de passar informação seletivamente através de passos de sequência, enquanto processam dados sequenciais, um elemento de cada vez. Assim, podem modelar a entrada e/ou saída que consiste em sequências de elementos que não são independentes (LIPTON; BERKOWITZ; ELKAN, 2015), que é um modelo mais voltado para o aprendizado profundo (do inglês *Deep learning*) com o *optuna* é um software de optimização de código aberto com várias vantagens em relação aos outros quadros de optimização (HANIFI et al., 2022), podem ser melhor otimizados os modelos para que assim tenham melhores os resultados. Os dados coletados referem-se ao abastecimento de água no bairro Alto durante o período de 2018 a 2020, quando ocorreu uma escassez que afetou toda a população da capital paranaense, devido ao COVID-19, que forçou a população a consumir mais água durante a pandemia.

Dentro do contexto de análise de séries temporais e tomada de decisão, são explorados modelos de ML para aplicação na variável **LT01** que é o nível do reservatório do tanque da SANEPAR. Por meio de uma revisão sistemática da literatura, são os modelos clássicos mais comumente utilizados para análise de séries temporais.

Nesta dissertação, busca-se desenvolver previsões de séries temporais confiáveis para o abastecimento de água no bairro Alto. Em Curitiba Paraná (Brasil) na aplicação dos modelos de previsão, espera-se obter compreensões para auxiliar na tomada de decisões estratégicas e no planejamento eficiente do abastecimento hídrico na região.

Além da revisão da literatura, serão apresentados os modelos utilizados para a análise dos dados, bem como os resultados obtidos. Busca-se contribuir significativamente para a área de análise de séries temporais aplicada ao abastecimento de água, permitindo uma melhor compreensão dos padrões de consumo e aprimorando a eficiência dos processos de tomada de decisão relacionados ao fornecimento de água no bairro Alto.

1.1 Contexto da Pesquisa

A necessidade de desenvolvimento do planejamento estratégico no mundo corporativo e no dia-a-dia torna a análise de séries temporais e previsões valiosas ferramentas para apoiar o processo de tomada de decisão a curto, médio e longo prazo. Devido às não linearidades, sazonalidade, tendência e ciclicidade nos dados temporais, o desenvolvimento de modelos de previsão eficientes é uma tarefa desafiadora (RIBEIRO et al., 2021).

No conjunto de dados da SANEPAR, há um volume significativo no consumo de água e, com as interrupções que a cidade tem enfrentado, é necessário analisar os

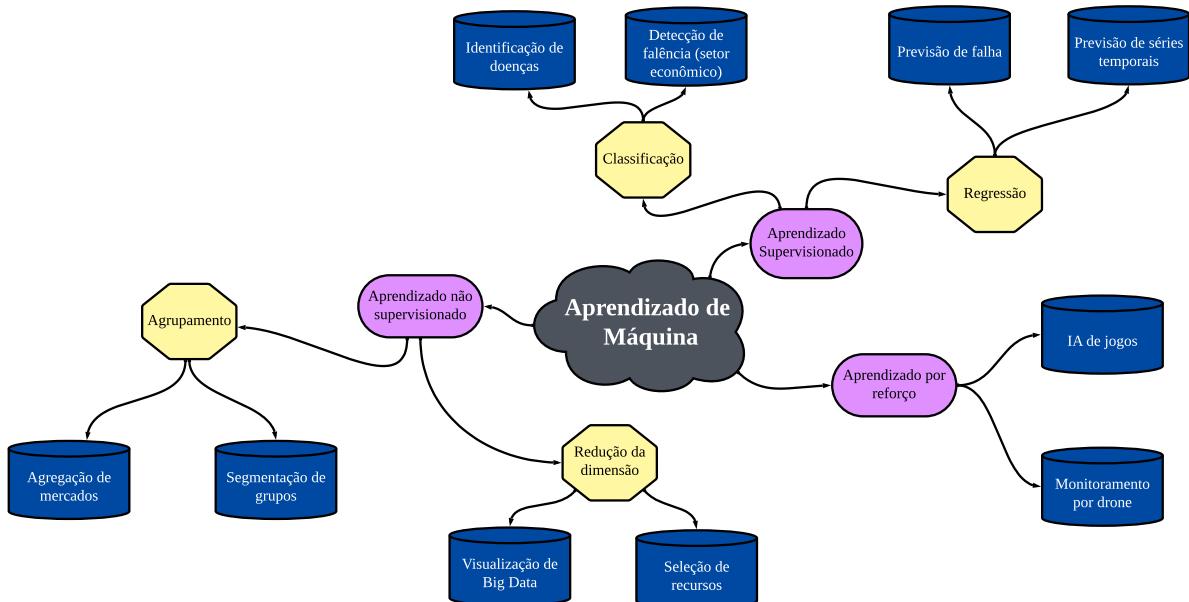
dados para compreender melhor os padrões de interrupção no abastecimento e os picos de consumo ao longo das horas e dias.

Nesta dissertação, será realizada uma revisão sistemática de modelos preditivos para avaliar o melhor modelo que pode ser utilizado e como ele pode ser validado para prever a escassez de água. Essas análises serão feitas utilizando a linguagem de programação *Python*.

A abordagem deste trabalho consiste em explorar o conceito de séries temporais e sua aplicação no campo do aprendizado de máquina. Os dados de séries temporais referem-se a dados coletados e armazenados ao longo do tempo, permitindo que observadores identifiquem anomalias nos dados.

É importante destacar que a análise de médias pode ser enganosa se não forem excluídos os valores discrepantes, também conhecidos como “*outliers*”. Esses valores discrepantes podem levar a resultados extremamente altos ou baixos que não refletem a realidade. Aprendizado de máquina várias áreas, conforme ilustrado na Figura 3. Serão explorados os diferentes componentes do aprendizado de máquina e como eles podem ser aplicados em diversos contextos.

Figura 3: Paradigma de aprendizado de máquina



Fonte: Adaptado de Ribeiro et al. (2021)

1.1.1 Motivação da Pesquisa

A motivação desta pesquisa é baseada na situação enfrentada por Curitiba e região metropolitana, conforme apontado por Vasconcelos (2020). A região passou por um rodízio de abastecimento de água, com períodos de 36 horas com abastecimento de água

seguidos por 36 horas sem abastecimento de água. A média geral dos reservatórios na região estava em torno de 27,96% de sua capacidade. Além disso, a quantidade de chuva nos anos anteriores, de 2020, foi de 1.704 mm, superando a média anual de precipitação de 1.490 mm.

Diante dessa situação, a pesquisa tem como abordagem principal a previsão do abastecimento de água, que pode ser associada a condições de seca ou do COVID-19. A partir dos dados coletados pela SANEPAR, é possível realizar uma análise mais detalhada, com o objetivo de prever e evitar a ocorrência de escassez de água, que foi registrada como uma anomalia em 2020. Com o retorno das chuvas, houve um aumento nos níveis dos reservatórios, o que torna essencial a análise e previsão dos dados para um melhor planejamento e gerenciamento do abastecimento de água na região.

1.2 Objetivo Geral

O objetivo desta pesquisa é identificar o modelo de aprendizado de máquina mais adequado para previsão de séries temporais.

Ao longo da dissertação, serão avaliados diversos modelos de regressão, com destaque para os modelos de redes neurais e o Prophet. É importante mencionar que a pesquisa enfatizará os modelos de *gradient boosting*, além do ARIMA e suas variações mais contemporâneas. Além das previsões, também serão realizadas análises de anomalias nos dados, buscando compreender as causas subjacentes a essas ocorrências.

1.2.1 Objetivos Específicos e Questão de Pesquisa

Neste estudo, busca-se identificar e compreender possíveis anomalias nos dados, bem como investigar as causas por trás dessas ocorrências. Entre os objetivos específicos está responder às perguntas de pesquisa relacionadas a essas anomalias.

Q 1 Qual é a adequação da pressão atual para atender à demanda diária?

Q 2 Qual é o volume mínimo de água necessário no reservatório para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico?

Q 3 Qual é a vazão ótima para atender à demanda diária?

Q 4 Como encontrar o ponto de equilíbrio entre a demanda e a vazão?

Q 5 Qual é o impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico?

- a. Qual é o nível ideal no reservatório para evitar a ativação das bombas da SANE-PAR durante o período de maior demanda, das 18h às 21h, sem comprometer o

abastecimento de água para a população? Além disso, como variam as médias das vazões nos horários críticos (18h às 21h) para as diferentes estações do ano (Outono, Inverno, Primavera, Verão)?

- b. Existe tendência, padrão, sazonalidade para os dados destes três anos do Bairro Alto?
- c. Identificar quais os horários de maior demanda das 18 às 21?
- d. Quanto deve-se armazenar previamente no reservatório para não acionar as bombas no horário de pico?
- e. Se a vazão cresce e a pressão decresce existe uma ANOMALIA na rede (com base no histórico).

1.3 Descrição do Problema

A descrição do problema é fundamental para obter uma compreensão mais precisa do que está sendo abordado neste trabalho. É por meio dessa descrição que as variáveis-chave são expostas e o objetivo da previsão é estabelecido de forma clara. Sem um plano estruturado para determinar o que deve ser previsto, torna-se difícil justificar o uso de modelos de previsão de dados. Portanto, é essencial estabelecer um propósito claro e definir as metas da previsão antes de aplicar os modelos adequados.

- Bombas de sucção (B1, B2 e B3) – valor máximo da frequência 60 Hz
- Nível do Reservatório (Câmara 1) LT01 (m^3) - **PREVER**
- Vazão de entrada (FT01) (m^3/h)
- Vazão de gravidade (FT02) (m^3/h)
- Vazão de recalque (FT03) (m^3/h)
- Pressão de Sucção (PT01SU) (mca)
- Pressão de Recalque (PT02RBAL) (mca)

A pesquisa fará uso da variável LT01, que representa o nível do reservatório e desempenha um papel de extrema importância, como evidenciado pelas Figuras 29 e 30. Essas figuras retratam as anomalias ocorridas durante o período em que a capital paranaense foi afetada pela escassez de chuvas, resultando na redução do nível dos reservatórios e na implementação de rodízios periódicos, conforme discutido na subseção 1.1.1. Assim, tais observações permitem uma compreensão mais aprofundada das perspectivas futuras.

1.4 Procedimentos Metodológicos

Com o intuito de realizar previsões e fazer comparações entre os modelos obtidos na revisão sistemática, será adotado um processo metodológico bem definido. Tal processo está detalhado na subseção 1.4.1 desta seção, onde foram estabelecidas as etapas a serem seguidas. Isso inclui a definição do que será previsto, bem como a seleção dos métodos a serem utilizados na Análise Exploratória de Dados (EDA).

1.4.1 Etapas da Pesquisa

Etapa 1 Análise Exploratória de Dados (EDA): Nesta etapa inicial, comprehende-se abrangemente as características dos dados. As tarefas envolvem a identificação de valores ausentes, a observação de padrões temporais e a detecção de anomalias. Gráficos de linha são comuns para visualizar a convergência dos dados e desvios potenciais (ROSTAM et al., 2021).

Etapa 2 Definição de Variáveis Preditoras e Variável Alvo (MISO): Na segunda etapa, as variáveis preditoras e a variável alvo para a previsão de Múltiplas Entradas e Uma Saída (MISO) são selecionadas. Diferentes modelos, podem incorporar variáveis exógenas na modelagem. Essas variáveis adicionais aprimoram as capacidades de previsão do modelo, especialmente quando o horizonte de previsão se estende além dos dados históricos (PAWŁOWSKI et al., 2022).

Etapa 3 Decomposição STL: O método de decomposição STL (do inglês *Seasonal and Trend Decomposition Using Loess*) separa uma série temporal em três componentes: sazonalidade, tendência e resíduo. Essa decomposição permite uma análise separada das diferentes influências presentes nos dados. A componente sazonal representa variações periódicas e repetitivas, a componente de tendência indica a direção geral dos dados ao longo do tempo, e a componente de resíduo captura variações não explicadas pelas componentes anteriores (de Oliveira; Cyrino Oliveira, 2018).

Etapa 4 Divisão dos Dados: É prática comum dividir o conjunto de dados em conjuntos de treinamento, validação e teste para avaliar o desempenho do modelo. Essa divisão permite uma análise abrangente e objetiva das habilidades de generalização dos modelos, evitando problemas de ajuste excessivo ou insuficiente. A proporção de alocação pode variar, mas uma abordagem comum é alocar 70% para treinamento e validação, e os 30% restantes para o conjunto de testes. A porção de treinamento e validação pode ser subdividida em 80% para treinamento e 20% para validação (TAO et al., 2020).

Etapa 5 Modelagem e Seleção do Modelo: Nesta etapa, diversos modelos são construídos e avaliados. Alguns modelos comumente usados para previsão de séries temporais incluem ARX (do inglês *Auto-Regressive with Exogenous Inputs*), AR (do inglês *Auto-Regressive*), MA (do inglês *Moving Average*), ARIMA, SARIMA (do inglês *Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Averages*), SARIMAX (ARIMA Sazonal com variáveis exógenas) e modelos de aprendizado de máquina como RNN, LSTM (do inglês *Long Short-Term Memory*), GRU (do inglês *Gated Recurrent Unit*), Transformer (Transformador), DTR (do inglês *Decision tree regressor*), LR (do inglês *Linear Regression*), XGBoost (do inglês *eXtreme Gradient Boosting*), Light GBM (do inglês *Light Gradient Boosting Machine*) além do Prophet. A escolha do modelo final baseia-se em critérios como desempenho na validação, simplicidade do modelo e interpretabilidade dos resultados.

Etapa 6 Validação e Ajuste do Modelo: Após a construção do modelo, é importante avaliar seu desempenho usando dados de validação. Métricas de avaliação como Erro Médio Absoluto (MAE), Erro Médio Percentual Absoluto Simétrico (sMAPE) e Raiz do Erro Médio Quadrático Relativo (RRMSE) podem ser usadas para comparar e selecionar o melhor modelo. Além disso, técnicas de ajuste como otimização de hiperparâmetros e refinamento do modelo usando dados de treinamento e validação combinados podem melhorar o desempenho do modelo selecionado.

Etapa 7 Previsão e Avaliação: Com o modelo final ajustado, é possível fazer previsões para o conjunto de testes, que representa dados futuros não observados. Essas previsões são comparadas com os valores reais correspondentes para avaliar a qualidade e precisão do modelo. Métricas de desempenho mencionadas anteriormente (MAE, RRMSE, sMAPE) podem quantificar a precisão do modelo e compará-lo com outros modelos ou abordagens.

Etapa 8 Teste de Significância: Aplicar os modelos de previsão e fazer comparativo baseado em testes de significância estatística (*Friedman* e *Nemenjy*)

Cada uma dessas etapas desempenha um papel crucial na pesquisa e no processo de modelagem de séries temporais, contribuindo para a compreensão dos dados, construção e validação dos modelos, além de previsões precisas.

1.5 Justificativa da Pesquisa

Ao longo desta dissertação, os seguintes aspectos são abordados visando a previsão e tomada de decisões adequadas para evitar a ocorrência futura de escassez de água.

1.5.1 Contribuições

Após as perguntas de pesquisa apresentadas na subseção 1.2.1, surgem duas contribuições significativas nesta dissertação. A primeira diz respeito à previsão da demanda de água na cidade de Curitiba, abordando aspectos como consumo e gasto de energia durante períodos de pico Smith e Johnson (2022), Brown e Lee (2021).

Segundo estudos recentes, os modelos ARIMA desempenham um papel fundamental na análise de séries temporais. Os modelos ARIMA são amplamente utilizados na previsão de séries temporais devido à sua capacidade de capturar padrões complexos e comportamentos de longo prazo (SMITH; JOHNSON, 2022).

Conforme relatos, o modelo XGBoost tem sido aplicado com sucesso em problemas de previsão de séries temporais. Estudos demonstraram que o XGBoost é uma poderosa ferramenta para lidar com desafios de previsão em séries temporais (BROWN; LEE, 2021). O LightGBM tem ganhado destaque como um modelo eficiente para previsão de séries temporais (GARCIA; RODRIGUEZ, 2023). De acordo com Kotsiantis (2011), o algoritmo de árvore de decisão é um dos mais populares e eficazes na área de classificação. Amplamente empregado em mineração de dados e aprendizado de máquina, destaca-se por sua simplicidade e interpretabilidade. A representação gráfica das árvores de decisão facilita sua compreensão e interpretação. Além disso, esses modelos possuem eficiência computacional e são capazes de lidar tanto com dados categóricos quanto numéricos. Já Anderson e Williams (2021) enfatiza a importância do uso de *random forest regression* na previsão de séries temporais.

As redes neurais recorrentes (RNNs) são redes neurais artificiais que permitem o processamento de dados sequenciais. Elas são amplamente utilizadas em mineração de dados e aprendizado de máquina devido à sua capacidade de modelar dependências temporais. As RNNs têm sido aplicadas com sucesso em diversas tarefas de processamento de linguagem natural, como modelagem de linguagem, tradução automática e análise de sentimentos (LIPTON; BERKOWITZ; ELKAN, 2015).

As redes neurais convolucionais (CNNs) são uma classe de redes neurais profundas amplamente utilizadas em tarefas de reconhecimento de imagens e vídeos. As CNNs têm sido aplicadas com sucesso em diversas tarefas de processamento de linguagem natural, como classificação de texto, reconhecimento de entidades nomeadas e análise de sentimentos (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

As unidades recorrentes com portões (GRUs) são um tipo de rede neural recorrente que foi introduzido como uma alternativa às unidades de memória de longo e curto prazo (LSTMs). As GRUs têm se mostrado eficazes em muitas tarefas de processamento de linguagem natural, como tradução automática, classificação de texto e análise de sentimentos

(CHO et al., 2014).

A memória de longo prazo de curto prazo (LSTM) é um tipo de rede neural recorrente que foi introduzida para resolver o problema do gradiente desvanecido nas RNNs padrão. As LSTMs têm se mostrado eficazes em muitas tarefas de processamento de linguagem natural, como tradução automática, classificação de texto e análise de sentimentos (NADA, a).

De acordo com Cahuantzi, Chen e Güttel (2021), constata-se que as redes GRU demonstram uma vantagem em relação às redes LSTM em termos de complexidade e desempenho. Além disso, as Redes Neurais Recorrentes (RNN), incluindo tanto GRU quanto LSTM, são observadas como tendo uma capacidade competitiva em tarefas de aprendizagem de sequências. Portanto, os resultados sugerem que as redes GRU, pertencentes à categoria de RNN, são mais adequadas para a aprendizagem de sequências simbólicas que exigem memória seletiva e adaptativa.

No entanto, de acordo com as constatações dessa pesquisa, o modelo RNN (especificamente o GRU) é identificado como o melhor modelo para a tarefa em questão. Isso se baseia na habilidade do GRU em eficientemente memorizar e generalizar sequências, resultando em um desempenho superior em comparação a outros modelos, incluindo ANN (do inglês *Artificial Neural Network*), CNN (do inglês *Convolutional Neural Networks*) e modelos baseados em gradientes, como XGBoost, LightGBM, entre outros. Dessa forma, conclui-se que o modelo RNN, e mais especificamente o GRU, se destaca como a escolha mais apropriada para a aprendizagem e previsão de séries temporais.

1.6 Estrutura do Trabalho

O trabalho está estruturado em diferentes capítulos, cada um abordando aspectos específicos da pesquisa. O Capítulo 1, Introdução, apresenta a introdução do trabalho, fornecendo uma contextualização do estudo, destacando a motivação e os objetivos a serem alcançados. Também são apresentados o problema em questão, a metodologia utilizada, a justificativa da pesquisa, as contribuições esperadas e a organização do trabalho.

O Capítulo 2, Revisão Teórica, oferece uma visão geral das principais pesquisas e estudos relacionados às questões abordadas na pesquisa. Aquele capítulo proporciona uma base teórica sólida para fundamentar a análise e interpretação dos resultados.

No Capítulo 3, são apresentados os modelos que serão utilizados para trabalhar com os dados coletados. Aquela seção detalha os modelos escolhidos, destacando suas características e fundamentos teóricos. Além disso, é realizado o detalhamento do estudo de caso utilizado na dissertação.

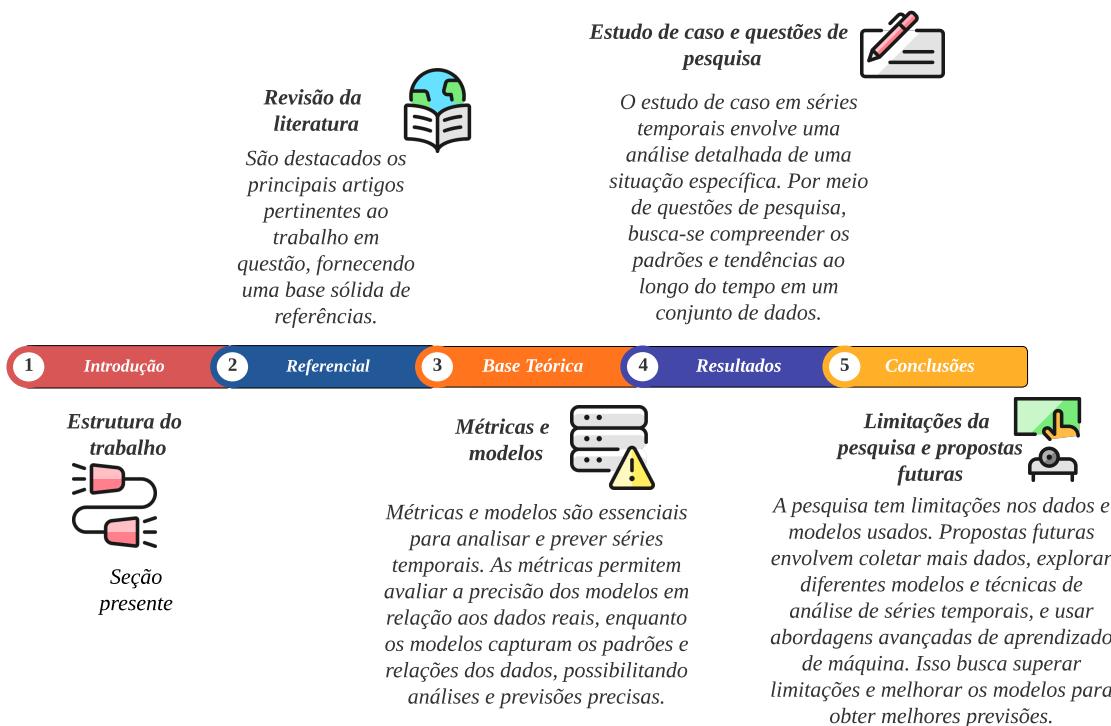
O Capítulo 4, Resultados, apresenta os resultados obtidos ao longo da pesquisa.

Naquela seção, são realizadas análises e interpretações dos resultados, fornecendo entendimento relevantes para o problema em estudo. Os resultados do estudo de caso são detalhados, evidenciando as principais descobertas e conclusões obtidas.

Por fim, o Capítulo 5, Conclusões, traz as considerações finais da pesquisa. Também são apresentadas propostas para pesquisas futuras, visando expandir e aprofundar o conhecimento na área.

Este documento está estruturado em 5 capítulos, divididos como mostrado na Figura 4.

Figura 4: Estrutura da dissertação



Fonte: Elaboração própria

2 Revisão da Literatura

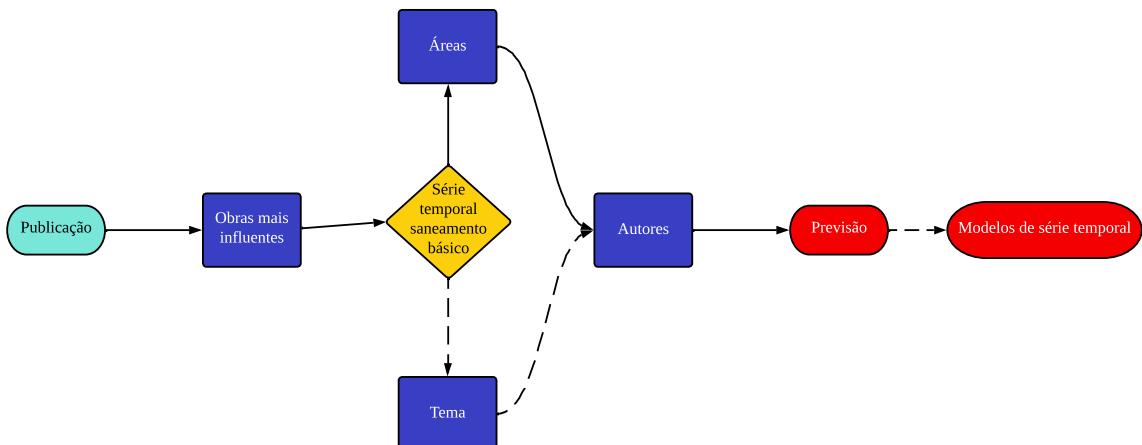
Este capítulo apresenta o referencial teórico que serviu de base para a elaboração desta dissertação. A revisão bibliográfica realizada consiste em uma análise abrangente e crítica das principais fontes de literatura relacionadas ao tema em questão. Por meio dessa revisão, busca-se obter uma compreensão aprofundada do estado atual do conhecimento na área e identificar lacunas ou oportunidades de pesquisa. As informações extraídas da literatura são fundamentais para embasar a fundamentação teórica, a metodologia e a análise dos resultados desta dissertação. Dessa forma, a revisão bibliográfica desempenha um papel crucial no embasamento teórico e na contextualização do trabalho, fornecendo um sólido alicerce para o desenvolvimento e contribuição desta pesquisa.

Esta revisão sistemática da literatura (RSL) aborda o tema das séries temporais, que é de grande relevância em diversas áreas. A seleção dos artigos foi baseada em critérios específicos, levando em consideração a relevância dos autores, os anos de atividade, os países com maior número de publicações e as palavras-chave mais frequentes. Também foi incluído o saneamento básico, que é o foco dessa dissertação.

Embora nem todos os artigos revisados tenham uma forte relação com aprendizado de máquina (ML), eles contribuem cientificamente para este trabalho e podem servir como base para outros pesquisadores.

A Figura 5 apresenta um fluxograma de como a pesquisa foi realizada, destacando a importância dos autores como base para esta revisão da literatura. Os modelos propostos por esses autores são fundamentais para abordar o problema em questão, uma vez que a previsão de séries temporais é um desafio de grande significado por si só.

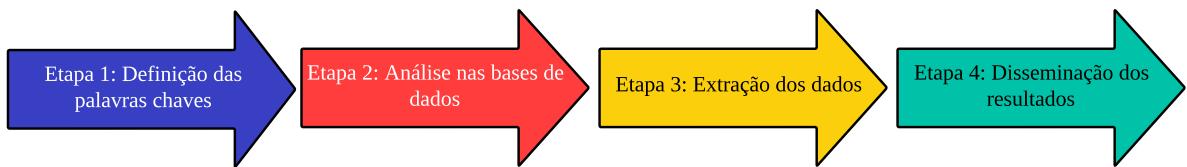
Figura 5: Fluxograma do problema de pesquisa



Fonte: Elaboração própria

A Figura 6 apresenta uma adaptação da metodologia proposta por Martins e Gorschek (2016) para a realização desta RSL, foram realizadas buscas nos bancos de dados Scopus e WoS (*Web of Science*), selecionando algumas bases relevantes para o tema da pesquisa.

Figura 6: Etapas da Revisão



Fonte: Adaptado de Martins e Gorschek (2016)

Para todas as bases de busca. Foram utilizadas palavras-chave que se adequam melhor à pesquisa, como “*time series forecasting*”, “*time series analysis*”, “*sanitation*” e “*water supply*” .

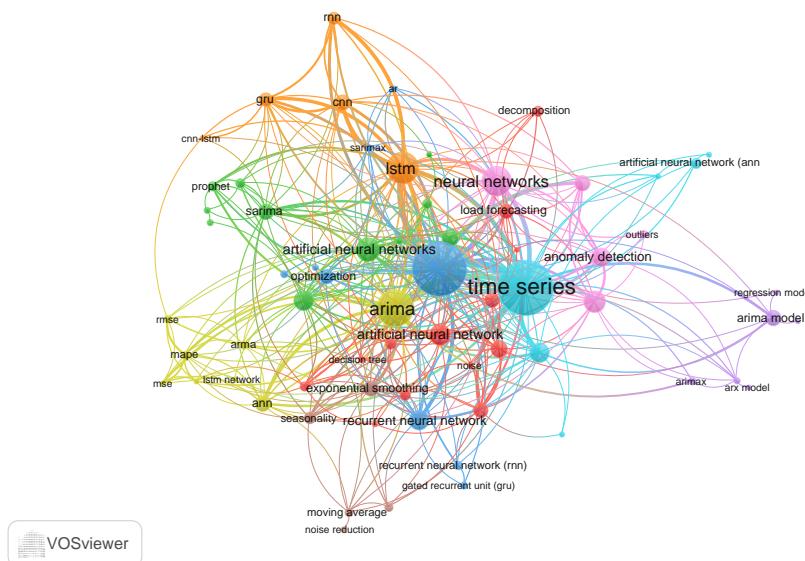
Na etapa seguinte, é realizada uma avaliação preliminar de cada artigo obtido, sem aplicar nenhum filtro anual nas buscas. Analisar todos os artigos dessa maneira resultaria em um número elevado, por exemplo, no banco de dados Scopus, existem 831 artigos, enquanto na WoS, são encontrados 98 artigos, totalizando 929 artigos sem a remoção de duplicatas. É importante ressaltar que esses artigos passaram apenas pelo filtro de idioma inglês e pela categoria de serem artigos, com o objetivo de aprimorar a busca e a tomada de decisões. Isso resulta em um número mais gerenciável de artigos para análise. Levando em consideração a diferença entre essa estimativa apresentada na Tabela 2 e a quantidade de artigos restantes após a remoção de duplicatas, tem-se menos de 929 artigos para análise. É válido lembrar que, ao remover as duplicatas, esse número pode diminuir ainda mais, chegando a 906 artigos, atingindo assim o objetivo proposto neste trabalho.

Na etapa final, é realizada uma análise mais aprofundada do conteúdo dos artigos selecionados, levando em consideração as áreas de especialização e correlação com séries temporais. Como esta revisão está inserida no contexto de um programa de mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas, vale a pena analisar a correlação com áreas como Matemática. As áreas mais relevantes para a pesquisa são “**Informática**”, “**Engenharia**” e “**Matemática**”, representando 50% das publicações. Portanto, a pesquisa está alinhada com a utilização de conceitos matemáticos básicos para realizar uma estimativa do número de artigos.

São apresentados os resultados da pesquisa, utilizando um software para melhor aproveitamento de cada banco de dados utilizado no trabalho. Inicialmente, é realizada

uma análise no software VOSviewer. A Figura 7 mostra os modelos que estão sendo usados com frequência, frequentemente utilizados como sinônimos ou em conjunto com “*time series*” nos artigos. A análise da base de dados do Scopus é feita com uma ferramenta que exibe as palavras relacionadas em cada campo de busca, proporcionando uma visão abrangente das correlações com os modelos mais influentes.

Figura 7: Modelos de series temporais mais populares na Scopus e WoS



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da WoS e Scopus

Nesse primeiro momento, foram obtidos 2.555 modelos, dos quais 83 atingiram o limite estabelecido. É importante destacar que as palavras-chave base utilizadas são “*time series forecasting*” ou “*time series analysis*” e “*water supply*” e “*sanitation*” nas bases. Esses modelos obtidos podem estar repetidos, e é por isso que resultaram em um volume significativo de modelos.

A Tabela 1 apresenta as palavras-chave utilizadas em cada base de dados, juntamente com o número de artigos encontrados inicialmente. No entanto, é importante ressaltar que esses dados ainda não foram processados para remover duplicatas. Após a utilização do software ScientoPy (RUIZ-ROSERO; RAMIREZ-GONZALEZ; VIVEROS-DELGADO, 2019) para eliminar artigos repetidos, foram selecionados 308 artigos únicos. Esses artigos representam a quantidade lida nesta RSL e são considerados relevantes para esta pesquisa.

Tabela 1: Cruzamento de palavras-chave através da aplicação de filtros de área

Bases	Palavras chaves					Resultados		
Scopus	time series	AND	time series			798		
	forecasting		analysis					
	time series	OR	time series	AND	water	AND	sanitation	33
	forecasting		analysis		supply			
WoS	time series	OR	time series			79		
	forecasting		analysis					
	time series	OR	time series	AND	water	AND	sanitation	19
	forecasting		analysis		supply			
Total						929		

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Scopus e Web of Science

Na Tabela 2, os dados coletados na RSL realizada no software ScientoPy Ruiz-Rosero, Ramirez-Gonzalez e Viveros-Delgado (2019) são apresentados. Nessa tabela, é exibida a quantidade de artigos coletados nas bases Scopus e WoS. Apesar de um volume considerável, nem todos os artigos foram lidos integralmente, uma vez que muitos deles não se relacionavam diretamente com o objeto de pesquisa. Consequentemente, ao longo da condução da RSL, esses artigos foram excluídos.

Tabela 2: Resumo dos Dados

Dados Carregados	929
Artigos Omitidos	0
Total de Artigos	929
Artigos da WoS	98
Artigos do Scopus	831
Remoção de Duplicados	
Porcentagem de Duplicados Encontrados	87%
Artigos Duplicados Encontrados	23
Contagem de Artigos Original	929
Contagem de Artigos Atual	906
Porcentagem de Duplicados Removidos da WoS	19.4%
Porcentagem de Duplicados Removidos do Scopus	0.5%
Artigos Duplicados com Diferentes Citações	3
Porcentagem de Artigos Duplicados com Diferentes Citações	13.0%

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da WoS e Scopus

A Tabela 3 apresenta os periódicos que mais publicaram artigos sobre o tema em questão. Todas os periódicos listadas, incluindo aquelas com um alto fator de impacto, como a categoria **Q1**, apresentam uma correlação significativa com as áreas de **informática, engenharia e matemática**.

Tabela 3: Fator de impacto

Periódicos	Quantidade de publicações	Qualidade do periódico	<i>h-index</i>
Neurocomputing	27	Q1	143
IEEE Access	18	Q1	127
Applied Soft Computing	12	Q1	143
Energies	11	Q2	93
Energy	11	Q1	343

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Scopus, Lens e WoS

Essa observação ressalta a importância dessas áreas de especialização na pesquisa sobre séries temporais. Esses periódicos desempenham um papel fundamental na disseminação do conhecimento e no avanço do campo, garantindo a qualidade e o impacto dos artigos publicados. Portanto, é valioso direcionar a atenção para esses periódicos, uma vez que são reconhecidas como fontes confiáveis e respeitadas dentro da comunidade científica.

O ScientoPy encontra os principais tópicos de tendência com base na maior taxa de crescimento médio (AGR do inglês *average growth rate*). A AGR é a diferença média entre o número de documentos publicados em um ano e o número de documentos publicados no ano anterior (RUIZ-ROSERO; RAMIREZ-GONZALEZ; VIVEROS-DELGADO, 2019). Indica como o número de documentos publicados para um tópico cresceu (número positivo) ou diminuiu (número negativo) em média dentro de um período de tempo. Este AGR é calculado utilizando a equação (2.1):

$$\text{AGR} = \frac{\sum_{i=Y_s}^{Y_e} P_i - P_{i-1}}{(Y_e - Y_s) + 1} \quad (2.1)$$

onde AGR = taxa média de crescimento; Y_e = ano final; Y_s = ano inicial; P_i = número de publicações no ano i . Para o ano final Y_e , o ScientoPy utiliza o ano final global por defeito configurado nas opções globais ou/em parâmetros do comando ScientoPy. O ano de início Y_s é calculado a partir do ano final Y_e , conforme indicado na equação (2.2)

$$Y_s = Y_e - (\text{WindowWidth} + 1) \quad (2.2)$$

A largura da janela (do inglês *Window Width*) predefinido é de 2 anos. Assim, se o ano final for 2018, o AGR é a taxa de crescimento média entre 2017 e 2018 (RUIZ-ROSERO; RAMIREZ-GONZALEZ; VIVEROS-DELGADO, 2019).

A média de documentos por ano (ADY do inglês *average documents per year*) é um indicador absoluto que representa o número médio de documentos publicados num período de tempo para um tópico específico. O ADY é calculado utilizando a equação (2.3):

$$\text{ADY} = \frac{\sum_{i=Y_s}^{Y_e} P_i}{(Y_e - Y_s) + 1} \quad (2.3)$$

onde ADY = média de documentos por ano; Y_e = ano final; Y_s = ano inicial, calculado como descrito na equação (2.3); P_i = número de publicações no ano i .

A percentagem de documentos nos últimos anos (PDLY do inglês *Percentage of documents in last years*) é um indicador relativo que representa a percentagem do ADY em relação ao número total de documentos para um tópico específico. Desta forma, o PDLY é calculado utilizando a equação (2.4):

$$\text{PDLY} = \frac{\sum_{i=Y_s}^{Y_e} P_i}{(Y_e - Y_s + 1) * \text{TND}} \cdot 100\% \quad (2.4)$$

onde $PDLY$ = percentagem de documentos nos últimos anos; Y_e = ano final; Y_s = ano inicial, calculado como descrito na equação (2.4); P_i = número de publicações no ano i ; TND = número total de documentos.

Tabela 4 para visualizar de forma mais clara os autores publicou sobre o tema em análise. Essa abordagem visa evitar a inclusão de todos os autores e destacar aquele que teve uma contribuição significativa no campo. Dessa forma, é possível identificar o principal autor que se destaca nesse tópico específico, fornecendo uma visão geral da distribuição da produção científica entre os pesquisadores.

Na Tabela 4 apresenta a taxa de crescimento médio (AGR), documentos médios por ano (ADY) e percentagem de documentos nos últimos anos (PDLY) período: 2021 - 2023.

Tabela 4: Os autores que mais publicam em relação ao tema de pesquisa

Pos	Author	Total	AGR	ADY	PDLY	<i>h-index</i>
1	Wang et al. (2016a)	11	-0.5	2.0	36.4	8
2	Shen e Wang (2022)	11	0.0	3.0	54.5	5
3	Xian et al. (2018)	10	1.0	2.5	50.0	5
4	Li et al. (2018)	9	-1.5	2.0	44.4	4
5	Sang et al. (2016)	7	1.5	2.0	57.1	3
6	Sadaei et al. (2019a)	7	1.0	2.0	57.1	3
7	Hao et al. (2023)	7	1.0	3.0	85.7	2
8	Guo, Pedrycz e Liu (2018)	7	1.5	3.0	85.7	3
9	O'Donncha et al. (2022)	6	0.0	1.5	50.0	4
10	Xu et al. (2019b)	6	0.0	1.5	50.0	5

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Scopus e WoS

A Tabela 5, que apresenta os países com maior número de publicações sobre o tema de saneamento básico, ordenados de forma decrescente. Os principais países que se destacam nessa análise são os seguintes: China, com 179 publicações; Estados Unidos, com 74 publicações; Índia, com 61 publicações; Brasil, com 49 publicações; Espanha, com 40 publicações; Reino Unido, com 40 publicações; Austrália, com 31 publicações; Itália, com 26 publicações; Canadá com 25; Irã, com 20 publicações.

Tabela 5: Países com maior número de publicação

Pos	País	Total	AGR	ADY	PDLY	<i>h-index</i>
1	China	179	18.5	48.0	53.6	31
2	Estados Unidos	74	3.0	16.0	43.2	21
3	Índia	61	0.0	12.0	39.3	18
4	Brasil	49	3.5	12.5	51.0	17
5	Espanha	40	1.5	8.5	42.5	12
6	Reino Unido	40	3.0	10.0	50.0	15
7	Austrália	31	3.5	7.5	48.4	14
8	Itália	26	2.0	7.0	53.8	10
9	Canadá	25	1.0	5.5	44.0	11
10	Irã	20	-1.0	3.5	35.0	11

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Scopus e WoS

Foi realizada uma investigação dos artigos na revisão. Esses artigos retratam alguns dos métodos utilizados pelos autores Golyandina (2020), Kumar, Jain e Singh (2021), Xie

et al. (2019), Lara-Benitez, Carranza-Garcia e Riquelme (2021), Ahmad et al. (2018), Carvalho Jr. e Costa Jr. (2019), Tan et al. (2021), Liu e Chen (2019), Liu et al. (2021), Rossi (2018), Soyer e Zhang (2022), Martinović, Hunjet e Turcin (2020), Ursu e Pereau (2016), Wang et al. (2016b), Shih, Sun e Lee (2019a), Moon et al. (2019), Chou e Tran (2018), Bergmeir, Hyndman e Koo (2018), Boroojeni et al. (2017), Chou e Nguyen (2018), Coelho et al. (2017), Du et al. (2020), Sadaei et al. (2019b), Salgotra, Gandomi e Gandomi (2020), Tyralis e Papacharalampous (2017a), Vlachas et al. (2020), Yang et al. (2019), Shen et al. (2020), Sezer, Gudelek e Ozbayoglu (2020a), Chen et al. (2018), Buyuksahin e Ertekin (2019a), Li e Bastos (2020), Kulshreshtha e Vijayalakshmi (2020a), Samanta et al. (2020), Xu et al. (2019a), Graff et al. (2017), Taieb e Atiya (2016).

Esses artigos abordam diferentes métodos usados pelos autores para previsão de séries temporais e análise não-linear dessas previsões. Eles representam contribuições significativas para o avanço do conhecimento e aplicação prática das séries temporais, sobre abordagens eficazes nesse campo. Ao incluir esses estudos influentes na análise, obtém-se uma visão abrangente dos métodos e técnicas mais relevantes na previsão de séries temporais.

No estudo conduzido por Xu et al. (2019a), um modelo híbrido foi proposto, combinando o modelo linear AR e LR com o modelo não-linear ARIMA e o modelo DBN. Essa abordagem permitiu capturar tanto os comportamentos lineares quanto os não-lineares de uma série temporal. Por outro lado, Li e Bastos (2020) comparou o desempenho de previsão da abordagem MAELS com outros modelos de aprendizado de máquina de última geração, como ANN, CNN, RNN, LSTM, GRU, Transformer, Prophet, ARIMA e SVM-VAR. As abordagens ANN, CNN, RNN, GRU, Transformer e LSTM são capazes de lidar com dados multivariados de entrada e saída, enquanto o ARIMA utiliza informações passadas para prever o futuro com base em características como autocorrelação e médias móveis. Na Tabela 6 é mostrado quantos artigos são relacionados em cada modelo que é utilizado neste trabalho e um artigo de cada modelo.

Estudo de Caso 1: Adequação da Pressão e Vazão em uma Rede de Distribuição de Água

(Q 1) Adequação da pressão atual para atender à demanda diária: Neste estudo de caso, o modelo SARIMAX (H) foi utilizado para avaliar a adequação da pressão atual em uma rede de distribuição de água, considerando a demanda diária (BHANGU; SANDHU; SAPRA, 2022). O objetivo foi prever a pressão na rede com base em dados históricos, permitindo que fosse realizada uma análise crítica da capacidade do sistema em atender às necessidades dos consumidores.

(Q 2) Volume mínimo de água no reservatório para evitar o acionamento das bombas: Para determinar o volume mínimo de água necessário no reservatório para evitar o

acionamento das bombas durante o horário de pico, foi empregado um modelo Decision Tree Regressor (I) (FOUILLOY et al., 2018). Este modelo ajudou a identificar regras e padrões que guiam a tomada de decisão sobre o nível de armazenamento ideal.

(Q 3) Vazão ótima para atender à demanda diária: O estudo também buscou encontrar a vazão ótima para atender à demanda diária. Para isso, utilizou-se o modelo XGBRegressor (K) para otimizar a vazão na rede de distribuição, considerando as flutuações na demanda ao longo do dia (LIU et al., 2022).

Estudo de Caso 2: Impacto do Acionamento das Bombas durante o Horário de Pico em uma Rede de Distribuição de Água

(Q 5) Impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico: Neste segundo estudo de caso, analisou-se o impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico em uma rede de distribuição de água.

Q 5(a.) Nível ideal no reservatório e variação das vazões nos horários críticos: Utilizou-se o modelo ARIMA (E) (BUYUKSAHIN; ERTEKIN, 2019b) para prever o nível ideal no reservatório e analisar as variações das vazões nos horários críticos, levando em consideração as diferentes estações do ano.

Q 5(b.) Tendência, padrão e sazonalidade nos dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonalidades nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-se o modelo de decomposição STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características.

Q 5(c.) Identificação dos horários de maior demanda: A identificação dos horários de maior demanda entre as 18h e as 21h foi realizada com o uso da RNN (P) (SHIH; SUN; LEE, 2019b).

Q 5(d.) Tendência, padrão e sazonalidade nos dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonalidades nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-se o modelo decomposição STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características. Volume de armazenamento no reservatório para evitar o acionamento das bombas: Determinar a quantidade de água a ser armazenada previamente no reservatório para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico envolveu o modelo LGBMRegressor (L).

Q 5(e.) Tendência, Padrão e Sazonalidade nos Dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonalidades nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-se o modelo STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características. Detecção de anomalias na rede com base no histórico): Para detectar anomalias na rede com base no histórico de vazão e pressão, utilizou-se novamente o modelo ARX (B) (GUSTIN; MCLEOD; LOMAS, 2018).

Cada estudo de caso abordou questões específicas relacionadas ao sistema de abas-

tecimento de água e utilizou modelos apropriados para cada tarefa. Isso permitiu uma análise detalhada das diferentes facetas do problema.

Tabela 6: Modelos baseado na literatura e nos artigos

Pos	Palavras-chave	Total	AGR	ADY	PDLY	<i>h-index</i>
1	ARIMA, Buyuksahin e Ertekin (2019b)	84	1.7	16.7	59.5	27
2	ANN, Fouilloy et al. (2018)	36	0.7	9.0	75.0	17
3	LSTM, Sezer, Gudelek e Ozbayoglu (2020b)	35	3.3	10.7	91.4	16
4	RNN, Shih, Sun e Lee (2019b)	20	0.0	4.3	65.0	11
5	Árvore de Decisão, Fouilloy et al. (2018)	12	0.7	3.0	75.0	7
6	Transformer, Peimankar et al. (2018)	10	2.3	3.0	90.0	5
7	Random Forest, Yang, Guo e Li (2022)	9	1.7	2.7	88.9	5
8	CNN, Rostamian e O'Hara (2022)	8	1.3	2.7	100.0	4
9	ARMA, Tyralis e Papacharalampous (2017b)	7	0.3	0.7	28.6	6
10	GRU, Yang, Guo e Li (2022)	5	0.0	1.3	80.0	4
11	SARIMA, Kushwaha e Wadhvani (2022)	5	1.0	1.7	100.0	4
12	ARX, Gustin, McLeod e Lomas (2018)	3	0.0	0.7	66.7	2
13	LR, Mohan et al. (2022)	3	0.0	0.7	66.7	3
14	Prophet, Kulshreshtha e Vijayalakshmi (2020b)	3	0.3	1.0	100.0	3
15	MAPE, Gupta, Singh e Jain (2020)	2	0.0	0.7	100.0	1
16	MSE, Aijaz e Agarwal (2020)	2	0.0	0.3	50.0	2
17	SARIMAX, Bhangu, Sandhu e Sapra (2022)	2	0.3	0.7	100.0	2
18	MAE, Sholtanyuk (2020)	1	0.0	0.3	100.0	1
19	XGBoost, Liu et al. (2022)	1	0.3	0.3	100.0	0

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da Scopus e WoS

Dessa forma, por meio dessa revisão sistemática e análise de conteúdo. Além desses modelos mencionados, também será utilizada a versão atualizada do ARIMA nesta dissertação. Os modelos SARIMA e SARIMAX também serão comparados para determinar qual deles é o mais adequado. Além disso, serão empregados os modelos Light GBM e XGBoost. Os modelos de aprendizado profundo, como a RNN, ainda são considerados os melhores modelos para séries temporais no tema de saneamento básico que está sendo abordado.

Na RSL, há algo que na literatura não foi apresentado: os modelos para o manuseio dos dados da SANEPAR, sendo os dados de saneamento básico o maior desafio. Foi conseguido fazer com que esses modelos, como RNN, CNN, ANN, LSTM, Transformer, GRU, Light GBM, XGBoost, RFR, DTR e LR, não fossem encontrados na literatura

relacionados a esse tema de saneamento básico. Isso pode ser um diferencial que será abordado apenas neste trabalho.

Mesmo que todos os modelos não sejam usados para análise, eles são modelos robustos que permitirão comparações para identificar as desvantagens e vantagens de trabalhar com cada um. Isso proporcionará uma base rica tanto em termos de código quanto de literatura, focando na análise de modelos que não foram utilizados, mas que deveriam ser explorados na literatura existente. Portanto, esta RSL não se limita a simplesmente escolher modelos aleatórios e compará-los entre si. O objetivo é utilizar todos os modelos disponíveis e avaliar as vantagens de cada um, a fim de tomar decisões informadas em relação ao problema do saneamento básico causado pela pandemia de COVID-19. Essa pandemia afetou várias áreas ao longo do tempo, resultando em estudos e desafios específicos em diferentes regiões.

Embora existam várias ramificações do modelo ARIMA, o modelo desenvolvido pelo Facebook, conhecido como Prophet, sobressai como uma opção superior em comparação com os demais. O Prophet é um modelo mais recente que simplifica significativamente muitas das tarefas que são necessárias ao lidar com o ARIMA. Enquanto o Prophet foi criado em 2017, o modelo ARIMA tem relatos de ter sido desenvolvido na década de 1960. Essa diferença temporal destaca a evolução e a modernização do campo de modelagem de séries temporais ao longo das décadas.

3 Base Teórica

A base teórica é fundamental para se obter resultados satisfatórios, pois ela proporciona um sólido conhecimento sobre o tema em questão. Neste capítulo, são abordados diversos aspectos relevantes, incluindo métricas de erro e modelos regressivos de previsão. Essas métricas desempenham um papel crucial na avaliação e comparação dos modelos, permitindo uma análise precisa do desempenho de cada um. Além disso, os modelos regressivos de previsão são explorados, fornecendo insights valiosos sobre como essas técnicas podem ser aplicadas para realizar previsões com precisão. Compreender e dominar esses conceitos é essencial para se obter resultados confiáveis e embasar as próximas etapas do trabalho de pesquisa.

3.1 Modelos de Séries Temporais Univariados

A previsão de séries temporais é um desafio complexo, sem uma resposta fácil. Existem inúmeros modelos estatísticos que afirmam superar uns aos outros, mas nunca está claro qual modelo é o melhor.

Dito isto, os modelos baseados em ARMA são frequentemente uma boa opção para iniciar. Eles podem alcançar pontuações decentes na maioria dos problemas de séries temporais e são adequados como modelos de referência em tais problemas.

Quanto ao modelo ARIMA, ele é dividido em três componentes: AR (Autoregressão), I (Integração) e MA (Média Móvel). O componente AR leva em consideração os valores anteriores da série temporal, o componente I trata das diferenças entre os valores observados para tornar a série estacionária, e o componente MA considera os erros residuais do modelo. Esses componentes combinados ajudam a capturar os padrões e tendências presentes na série temporal.

3.1.1 Componente Autorregressivo

O componente autoregressivo do modelo ARIMA é representado por AR(p), em que o parâmetro p determina o número de séries temporais defasadas utilizadas.

A equação do modelo AR(p) é expressa da seguinte forma:

$$Y_t = c + \sum_{n=1}^p \alpha_n Y_{t-n} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

na equação (3.1), o termo ε_t representa o ruído branco. Essa equação pode ser entendida como uma regressão múltipla, em que os valores defasados de y_t são utilizados como

preditores. Esse modelo é conhecido como modelo autorregressivo de ordem p , ou AR(p).

O modelo ARX é uma extensão do modelo AR, que incorpora variáveis exógenas nos dados para melhorar as previsões futuras. Esse modelo também é multivariado, e foi incluído aqui para fins de comparação com o modelo AR simples, considerando a presença de variáveis exógenas. Embora o modelo AR possa ser visualmente adequado para a previsão que está sendo feita, é importante destacar que, por ser um modelo autorregressivo, ele realiza previsões lineares e não captura padrões não lineares presentes nos dados. Para uma análise mais abrangente da série temporal, é necessário considerar exemplos de casos gerais.

3.1.2 AR(0): Ruído branco

Se o parâmetro p for definido como zero (AR(0)), significa que não há termos autorregressivos no modelo. Nesse caso, a série temporal se comporta como um ruído branco. Cada ponto de dados é amostrado de uma distribuição com média zero e variância igual a sigma-quadrado. Isso resulta em uma sequência de números aleatórios que não exibem nenhum padrão ou correlação.

Essa propriedade do ruído branco pode ser útil em análises estatísticas, pois serve como uma hipótese nula. Ao comparar diferentes modelos ou testar a presença de padrões em uma série temporal, podemos usar o ruído branco como referência para avaliar se os resultados observados são estatisticamente significativos ou apenas resultado do acaso. Isso nos ajuda a evitar a detecção de padrões falsos positivos e garante a confiabilidade das análises realizadas.

3.1.3 AR(1): Caminhadas aleatórias e Oscilações

Com o parâmetro p definido como 1, o modelo AR leva em consideração o valor anterior da série temporal multiplicado por um coeficiente α , e, em seguida, adiciona ruído branco. Quando o coeficiente é igual a 0, temos apenas ruído branco, resultando em uma série de tempo completamente aleatória, sem padrões previsíveis.

Quando o coeficiente é igual a 1, temos uma caminhada aleatória, onde cada valor da série é obtido somando-se o valor anterior a um termo de ruído branco. Nesse caso, os valores da série apresentam uma tendência linear, aumentando ou diminuindo ao longo do tempo sem retornar à média.

Se o coeficiente estiver na faixa $0 < \alpha < 1$, temos o fenômeno de reversão média. Isso significa que os valores da série tendem a oscilar em torno de uma média central e a regressar em direção a ela após se afastarem. Esse padrão indica uma tendência de retorno à média ao longo do tempo.

Os diferentes comportamentos da série temporal, determinados pelo coeficiente no modelo AR, têm implicações importantes na análise e previsão de dados. A compreensão desses padrões é fundamental para escolher o modelo adequado e interpretar corretamente os resultados obtidos.

3.1.4 AR(p): Termos de ordem superior

Aumentar ainda mais o parâmetro p no modelo AR significa considerar um número crescente de medições de tempo anteriores, cada uma multiplicada pelo seu próprio coeficiente. Isso permite levar em conta uma memória mais longa da série temporal e capturar padrões de dependência mais complexos ao longo do tempo.

No entanto, é importante ter em mente que aumentar excessivamente o valor de p pode levar a problemas de *overfitting*, onde o modelo se ajusta muito bem aos dados de treinamento, mas tem um desempenho ruim na previsão de novos dados. Portanto, é necessário encontrar um equilíbrio entre a complexidade do modelo e sua capacidade de generalização.

Além disso, é comum combinar o modelo AR com o modelo de média móvel (MA) para formar o modelo ARMA. O modelo MA considera os erros passados, ou seja, as diferenças entre os valores reais e as previsões anteriores, ajustadas por coeficientes. A combinação dos componentes AR e MA permite capturar tanto a dependência autorregressiva quanto a dependência na média móvel, proporcionando uma modelagem mais abrangente da série temporal.

Em suma, aumentar o parâmetro p no modelo AR pode melhorar a capacidade do modelo de capturar padrões complexos da série temporal, mas é necessário ter cuidado para evitar *overfitting*. A combinação com o modelo MA pode fornecer uma modelagem mais completa dos dados. A escolha adequada dos parâmetros depende da análise cuidadosa dos padrões presentes na série temporal e do equilíbrio entre a complexidade do modelo e sua capacidade de generalização.

3.1.5 Média Móvel

No modelo de média móvel (MA), o componente não é uma média móvel simples, mas sim uma combinação de termos de erro de previsão defasados. O parâmetro q no modelo MA representa o número de termos de erro de previsão que são levados em consideração na previsão.

Este componente não é uma média de rolamento, mas sim os atrasos no ruído branco (TRENBERTH, 1984). Em um modelo MA(1), por exemplo, a previsão é composta por um termo constante, o produto do termo de erro de previsão anterior por um

multiplicador, e o termo de erro de previsão atual. Essa abordagem baseia-se em princípios estatísticos e de probabilidade, ajustando a previsão com base em termos anteriores de erro de previsão.

O modelo MA é uma alternativa ao modelo AR e é usado para capturar padrões de dependência na média móvel, ou seja, a influência de erros passados na previsão atual. Ao combinar o modelo AR e o modelo MA, como no modelo ARMA, é possível obter uma modelagem mais abrangente que considera tanto a dependência autorregressiva quanto a dependência na média móvel (VIDHYA, 2023).

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.2)$$

onde ε_t representa o ruído branco, esse modelo é conhecido como um modelo de média móvel $MA(q)$, em que q é a ordem da média móvel. É importante ressaltar que não observamos diretamente os valores de ε_t , portanto, essa modelagem não se trata de uma regressão no sentido convencional.

Diferentemente de uma regressão comum em que temos variáveis explicativas observadas, no modelo $MA(q)$, estamos usando os termos de ruído branco defasados para estimar e prever os valores da série temporal. O objetivo é capturar a dependência dos termos de erro passados na previsão atual (VIDHYA, 2023).

Esse modelo é útil para modelar séries temporais em que a média móvel tem um impacto significativo nas observações. Ao ajustar a série temporal com base nos termos de ruído branco defasados, podemos obter uma estimativa mais precisa dos valores futuros.

Embora o modelo $MA(q)$ seja diferente de uma regressão tradicional, ele é uma ferramenta estatística poderosa para modelar e prever séries temporais, levando em consideração a dependência entre os termos de erro passados.

3.1.6 Modelos ARMA e ARIMA

A arquitetura ARMA é uma combinação dos modelos AR e MA, onde o modelo AR é adicionado ao modelo MA. No modelo ARMA, é adicionada uma constante à soma dos termos autorregressivos multiplicados pelos seus coeficientes, juntamente com a soma dos termos de média móvel multiplicados pelos seus coeficientes, além do ruído branco. Essa estrutura é amplamente utilizada em diversos modelos de previsão em diferentes áreas.

ARIMA

$$Y_t = \beta_2 + \omega_1 \varepsilon_{t-1} + \omega_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \omega_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

onde Y_t representa a série temporal que foi diferenciada (possivelmente mais de uma vez). Os “preditores” no lado direito da equação incluem os valores defasados de Y_t e os erros defasados. Esse tipo de modelo é conhecido como ARIMA (p, d, q) .

O modelo ARIMA é uma extensão do modelo ARMA que incorpora uma etapa adicional de pré-processamento chamada de diferenciação. Essa etapa é representada pela notação $\mathbf{I}(\mathbf{d})$, em que \mathbf{d} denota a ordem de diferenciação, ou seja, o número de transformações necessárias para tornar a série temporal estacionária. Portanto, um modelo ARIMA é simplesmente um modelo ARMA aplicado à série temporal diferenciada. Isso permite lidar com séries temporais que possuem tendências ou padrões não estacionários.

Embora os modelos ARIMA sejam eficazes, incorporar variáveis sazonais e exógenas ao modelo pode potencializar sua capacidade de previsão. No entanto, é importante destacar que o modelo ARIMA pressupõe que a série temporal seja estacionária. Quando lidamos com séries temporais não estacionárias, é necessário recorrer a outros modelos para a análise e previsão adequadas (VIDHYA, 2023).

SARIMA

$$Y_t = c + \sum_{n=1}^p \alpha_n y_{t-n} + \sum_{n=1}^q \theta_n \varepsilon_{t-n} + \sum_{n=1}^P \phi_n y_{t-sn} + \sum_{n=1}^Q \eta_n \varepsilon_{t-sn} + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

O modelo proposto é uma extensão do modelo ARIMA, com a adição de componentes autorregressivos e de média móvel sazonal. Esses componentes extras são ajustados levando em consideração os padrões sazonais presentes nos dados, utilizando atrasos correspondentes à frequência sazonal (por exemplo, 12 para dados mensais). Essa abordagem permite capturar e modelar de forma mais precisa as variações sazonais e melhorar a qualidade das previsões em séries temporais com esse comportamento cíclico (SCIENCE, 2023).

3.2 Modelos de Série Temporal Multivariada

Os Modelos de Série Temporal Multivariada são uma abordagem estatística utilizada para analisar e prever dados que possuem múltiplas variáveis dependentes ao longo do tempo. Nesse tipo de modelo, considera-se a interdependência entre as diferentes séries temporais, permitindo a análise conjunta e a identificação de padrões e relações entre

as variáveis. Esses modelos são aplicados em diversas áreas, como economia, finanças, meteorologia e análise de dados, para a compreensão e previsão de fenômenos complexos ao longo do tempo.

3.2.1 ARIMAX e SARIMAX

$$d_t = c + \sum_{n=1}^p \alpha_n d_{t-n} + \sum_{n=1}^q \theta_n \epsilon_{t-n} + \sum_{n=1}^r \beta_n x_{nt} + \sum_{n=1}^P \phi_n d_{t-sn} + \sum_{n=1}^Q \eta_n \epsilon_{t-sn} + \epsilon_t \quad (3.5)$$

onde (3.5), o modelo SARIMAX é apresentado. Nesse modelo, são consideradas variáveis exógenas, ou seja, são utilizados dados externos para a realização das previsões. É importante ressaltar que mesmo que essas variáveis exógenas sejam indiretamente modeladas no histórico de previsões do modelo, ao incluí-las diretamente, o modelo será capaz de responder de forma mais ágil aos efeitos dessas variáveis. Isso significa que a incorporação de informações externas possibilita uma resposta mais rápida e precisa do modelo em relação aos fatores externos, resultando em previsões mais atualizadas e acuradas. Acima está o do modelo SARIMAX. Esse modelo leva em conta variáveis exógenas, ou seja, utiliza dados externos em nossa previsão. Alguns exemplos reais de variáveis exógenas incluem preço do ouro, preço do petróleo, temperatura ao ar livre, taxa de câmbio (SCIENCE, 2023).

3.3 Modelos de Aprendizado de Máquina Supervisionados

Os modelos regressivos para séries temporais têm sido amplamente reconhecidos e utilizados na literatura atual, especialmente aqueles baseados em métodos de gradiente. Esses modelos, incluindo a regressão linear simples, têm se destacado como uma escolha popular em competições de séries temporais em todo o mundo.

Esses modelos são valorizados por sua capacidade de capturar relações complexas e não lineares nos dados, permitindo previsões mais precisas e eficientes. Sua popularidade reflete o reconhecimento da eficácia desses modelos em abordar uma ampla gama de problemas de previsão de séries temporais em diferentes áreas de estudo.

A abordagem regressiva, combinada com técnicas de otimização baseadas em gradiente, tem se mostrado particularmente eficaz na obtenção de resultados de alta qualidade. Esses modelos são capazes de aprender a partir dos dados históricos e ajustar seus parâmetros de forma iterativa, otimizando assim o desempenho da previsão.

Com a crescente disponibilidade de dados e avanços na área de aprendizado de máquina, espera-se que os modelos regressivos para séries temporais continuem a evoluir

e desempenhar um papel importante na análise e previsão de dados temporais em diversas aplicações.

3.3.1 Prophet

O Prophet é um modelo de previsão de séries temporais desenvolvido pelo Facebook. Foi projetado para simplificar a previsão de séries temporais comuns que apresentam padrões sazonais, tendências e feriados. O Prophet é especialmente útil para usuários que desejam realizar previsões precisas sem requerer um profundo conhecimento em estatística ou aprendizado de máquina.

O modelo se baseia em uma abordagem aditiva que desagrega a série temporal em vários componentes individuais, como tendência de longo prazo, sazonalidade semanal e anual, e efeitos de feriados. Esses componentes são combinados para formar uma previsão geral. A equação básica do modelo Prophet pode ser representada da seguinte forma:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (3.6)$$

onde, $y(t)$ é o valor da série temporal no tempo t , que se deseja prever. $g(t)$ representa a tendência de longo prazo da série. $s(t)$ representa os componentes sazonais, que podem incluir padrões semanais e anuais. $h(t)$ é a representação dos efeitos de feriados ou eventos especiais. ε_t é o erro aleatório ou ruído na previsão.

O modelo Prophet ajusta esses componentes aos dados históricos de séries temporais para criar uma previsão futura. Ele utiliza um procedimento de ajuste automático para estimar os parâmetros desses componentes com base nos dados fornecidos. A abordagem aditiva do Prophet permite que os padrões sazonais, tendências e feriados sejam capturados separadamente e, em seguida, somados para gerar uma previsão global (KULSHRESHTHA; VIJAYALAKSHMI, 2020b).

Lembrando que essa é uma perspectiva simplificada da equação do Prophet. O modelo em sua totalidade incorpora uma gama de ajustes e considerações destinados a aprimorar a precisão das previsões, incluindo o tratamento de incertezas, a seleção automática de sazonalidades relevantes e outras otimizações.

3.3.2 Correlação de Pearson

Nos modelos de aprendizado de máquina supervisionados, é feita uma tentativa de identificar as relações existentes entre diferentes variáveis (KORSTANJE, 2021):

Variável de destino: a variável que tenta prever. Variáveis explicativas: Variáveis

que ajudam a prever o alvo variável

Para realizar previsões, é importante que se comprehenda quais tipos de variáveis explicativas podem ser utilizadas. Neste exemplo, a variável **Pressão de Sucção (PT01SU)** será considerada como a variável x , enquanto a variável **Nível do Reservatório (Câmara 1) LT01** será considerada como a variável y . O coeficiente de correlação indica a relação entre o eixo x e y , como expresso pela seguinte fórmula. A equação do coeficiente de correlação de Pearson é dada por:

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum (x_i - \bar{x})^2)(\sum (y_i - \bar{y})^2)}} \quad (3.7)$$

onde x_i e y_i representam os valores das variáveis X e Y , respectivamente. \bar{x} e \bar{y} são as médias dos valores x_i e y_i . O coeficiente de correlação de Pearson mede a força e a direção da relação linear entre as variáveis X e Y . Valores próximos a 1 indicam uma correlação positiva forte, valores próximos a -1 indicam uma correlação negativa forte, e valores próximos a 0 indicam uma ausência de correlação entre as variáveis.

3.3.3 Regressão Linear (LR)

A regressão linear é definida da seguinte forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (3.8)$$

onde há p variáveis explicativas, denotadas por x . Existe uma variável alvo, denotada por y . O valor de y é calculado como uma constante β_0 , somada aos valores das variáveis x multiplicados por seus coeficientes β_1 a β_p .

Para utilizar a regressão linear, é necessário estimar os coeficientes (betas) com base em um conjunto de dados de treinamento. Esses coeficientes podem ser estimados por meio da seguinte fórmula, expressa em notação matricial:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (3.9)$$

A equação (3.9) mencionada, conhecida como **OLS** (método dos mínimos quadrados ordinários), é amplamente utilizada na regressão linear Korstanje (2021). Esse método é conhecido por ser rápido de ajustar, pois requer apenas cálculos matriciais para estimar os coeficientes β . No entanto, ele é mais adequado para processos lineares e pode ser menos adequado para modelos mais complexos que envolvam relações não-lineares. Portanto, é importante considerar suas limitações ao aplicar a regressão linear em contextos mais

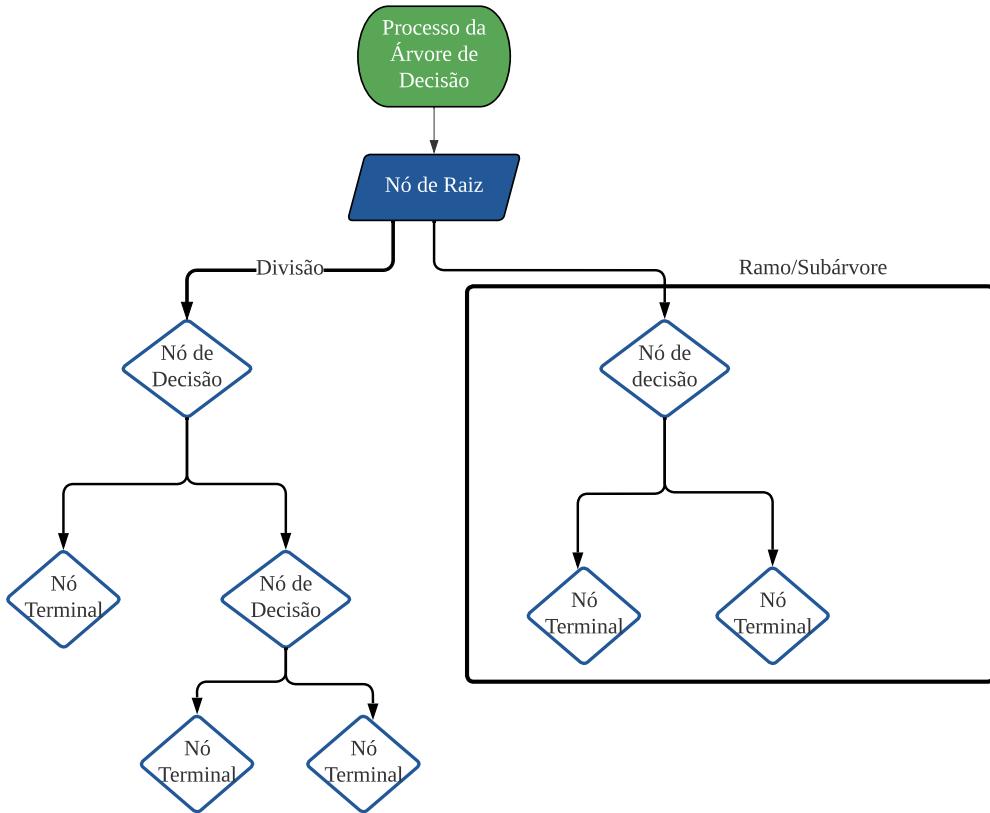
complexos.

3.3.4 Regressor de Árvore de Decisão

Uma árvore de decisão (do inglês *Decision Tree Regressor*) é um dos algoritmos de aprendizado de máquina mais usados para resolver problemas de regressão e classificação. Como o nome sugere, o algoritmo usa um modelo de decisões semelhante a uma árvore para prever o valor de destino (regressão) ou prever a classe de destino (classificação). Antes de mergulhar em como as árvores de decisão funcionam, primeiro, vamos nos familiarizar com as terminologias básicas de uma árvore de decisão (READER, 2023):

Na Figura 8 trás **Nó raiz** isso representa o nó mais alto da árvore que representa todos os pontos de dados. **Divisão** refere-se à divisão de um nó em dois ou mais sub-nós. **Nó de decisão** eles são os nós que são divididos em sub-nós, ou seja, esse nó que é dividido é chamado de nó de decisão. **Nó Folha / Terminal** os nós que não se dividem são chamados de nós Folha ou Terminal. Esses nós são geralmente o resultado final da árvore. **Ramo / Subárvore** uma subseção de toda a árvore é chamada de galho ou subárvore. **Nó pai e filho** um nó, que é dividido em sub-nós é chamado de um nó pai de sub-nós, enquanto sub-nós são o filho do nó pai. Na figura acima, o nó de decisão é o pai dos nós terminais (filho). **Poda** a remoção de sub-nós de um nó de decisão é chamada de poda. A poda costuma ser feita em árvores de decisão para evitar o *overfitting* (READER, 2023).

Figura 8: Fluxograma da árvore de decisão



Fonte: Adaptado de Reader (2023)

Vantagens:

De fácil intuição e interpretação, já que podemos facilmente visualizá-las (quando não são muito profundas). Requerem pouco esforço na preparação dos dados, métodos baseados em árvores normalmente não requerem normalização dos dados, codificação e variáveis fictício. Além disso, conseguem lidar com valores faltantes, categóricos e numéricos. Complexidade logarítmica na etapa de predição. São capazes de lidar com problemas com múltiplos rótulos. Relações não-lineares entre parâmetros não afetam o desempenho da árvore (REMIGIO, 2023).

Desvantagens:

Árvore crescida até sua profundidade máxima pode decorar o conjunto de treino (*overfitting*), o que pode degradar seu poder preditivo quando aplicado a novos dados. Isso pode ser mitigado “podando” a árvore de decisão ao atribuir uma profundidade máxima ou uma quantidade máxima de folhas. São modelos instáveis (alta variância), pequenas variações nos dados de treino podem resultar em árvores completamente distintas. Isso pode ser evitado ao treinarmos várias árvores distintas e agragar suas previsões. O algo-

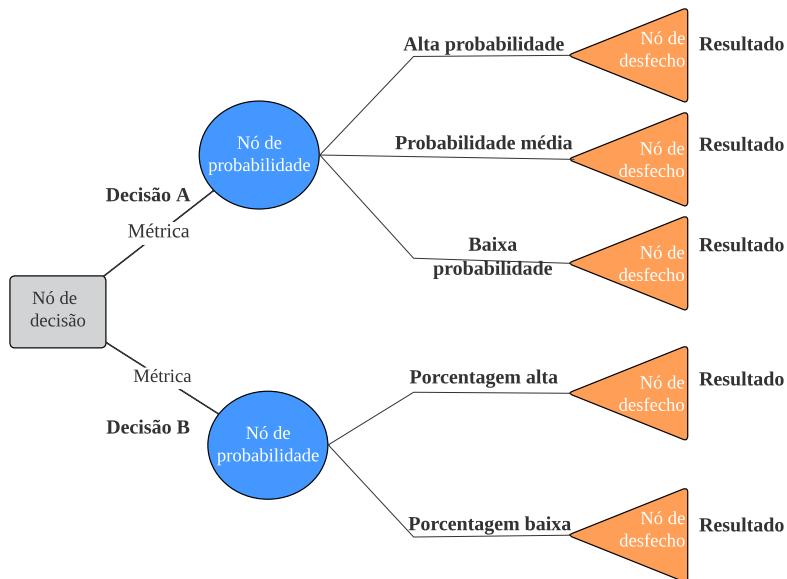
ritmo de construção da árvore de decisão é ganancioso, ou seja, não garante a construção da melhor estrutura para o dados de treino em questão. Esse problema também pode ser mitigado ao treinarmos várias árvores distintas e agregar suas previsões (REMIGIO, 2023).

Aplicação:

No contexto da previsão da demanda de água na Sanepar em Curitiba, é crucial considerar elementos como as flutuações climáticas, eventos particulares na cidade (como feriados) e padrões históricos de consumo. É fundamental reconhecer a eventualidade de que a árvore de decisão possa adquirir maior complexidade devido à diversidade de fatores que impactam a demanda de água.

Na Figura 9, é demonstrado como o processo é representado por meio de uma árvore de decisão, em relação ao mapa mental.

Figura 9: Árvore de decisão mapa mental



Fonte: Elaboração própria

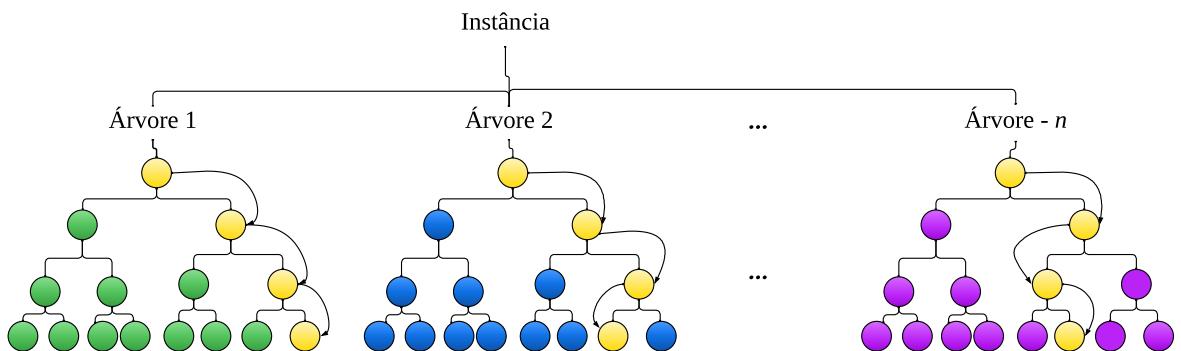
3.3.5 Floresta Aleatória

Pode-se observar que ter exatamente a mesma árvore de decisão repetidas vezes não adiciona valor significativo em comparação a usar essa mesma árvore de decisão apenas uma vez. Em modelos de conjunto, cada modelo individual deve ser ligeiramente diferente dos demais. Existem dois métodos amplamente reconhecidos para criar conjuntos: o ensacamento (*bagging*) e o reforço (*boosting*). A floresta aleatória (do inglês *Random Forest*) utiliza o ensacamento para criar um conjunto de árvores de decisão, onde cada árvore é construída com uma amostra aleatória do conjunto de dados original. Isso garante

que as árvores sejam distintas e diversificadas, contribuindo para a robustez e eficácia do modelo.

Cada árvore em um modelo de Floresta Aleatória de Regressão (RFR) é construída por meio de um algoritmo de aprendizado individual que divide o conjunto de variáveis de entrada em subconjuntos, com base em um teste de valor de atributo, como o coeficiente de Gini. Ao contrário das árvores de decisão clássicas, as árvores de RFR são construídas sem poda e selecionam aleatoriamente um subconjunto de variáveis de entrada em cada nó. Atualmente, o número de variáveis utilizadas para dividir um nó em uma RFR (denotado por m) corresponde à raiz quadrada do número total de variáveis de entrada. Essa abordagem ajuda a aumentar a diversidade das árvores e aprimorar o desempenho do modelo (PELLETIER et al., 2016).

Figura 10: Esquema da Floresta Aleatória



Fonte: Elaboração própria

3.3.6 Gradient Boosting (como XGBoost, LightGBM)

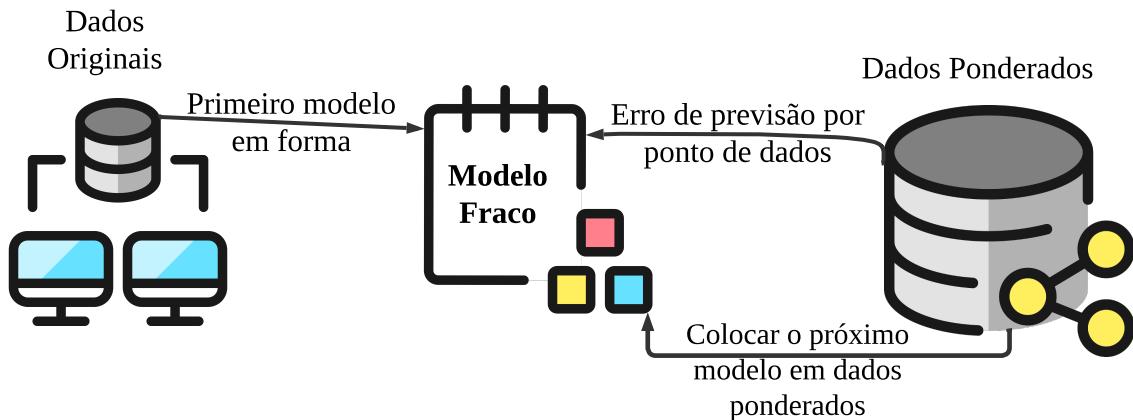
O aumento de gradiente (do inglês *gradient boosting*) é um método que combina vários modelos de árvore de decisão para realizar previsões. Cada uma dessas árvores de decisão é única, pois a diversidade é um elemento importante nesse processo. A diversidade é alcançada através de um processo chamado boosting, que é uma abordagem iterativa. O boosting adiciona modelos fracos ao conjunto de forma inteligente, dando mais peso aos pontos de dados que ainda não foram bem previstos.

O processo de boosting melhora o conjunto ao focar nas partes dos dados que ainda não são compreendidas. A Figura 12 apresenta uma visão esquemática desse processo. À medida que novos modelos fracos são adicionados, todos os modelos fracos intermediários são mantidos. O modelo final é uma combinação de todos esses modelos fracos, resultando em um ensemble que oferece uma melhor capacidade de previsão do que um único modelo.

O boosting é apenas um dos métodos de ensemble utilizados em conjunto com o bagging. O bagging também é um método que utiliza múltiplos modelos de árvore de

decisão, porém, em vez de adicionar os modelos de forma iterativa, cada modelo é treinado independentemente em subconjuntos aleatórios dos dados de treinamento. Ambos os métodos, boosting e bagging, têm como objetivo melhorar o desempenho do modelo combinando as previsões de múltiplos modelos individuais.

Figura 11: Impulsionando gradiente com XGBoost e LightGBM



Fonte: Adaptação de Korstanje (2021)

3.3.7 Gradiente de Boosting (Reforço)

O processo iterativo utilizado no aumento de gradiente, como descrito por Korstanje (2021), recebe esse nome por um motivo. O termo “gradiente” refere-se a um campo vetorial de derivadas parciais que apontam na direção da inclinação mais acentuada. De forma simplificada, podemos pensar nos gradientes como as inclinações das estradas: quanto maior a inclinação, mais íngreme a colina. Para calcular os gradientes, são realizadas derivadas ou derivadas parciais de uma função.

No aumento de gradiente, ao adicionar árvores adicionais ao modelo, o objetivo é incorporar uma árvore que explique melhor a variação que ainda não foi explicada pelas árvores anteriores. Dessa forma, a nova árvore tem como objetivo ajustar-se aos erros ou resíduos deixados pelas árvores anteriores.

$$y - \hat{y} \quad (3.10)$$

A equação (3.10) pode ser reescrita como a derivada parcial negativa da função de perda em relação às previsões \hat{y} :

$$y - \hat{y} = -\frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \quad (3.11)$$

isso é definido como o objetivo da nova árvore a ser adicionada no modelo de aumento de gradiente, garantindo que ela explique a máxima quantidade de variação adicional no modelo geral. Essa é a razão pela qual o modelo é chamado de “aumento de gradiente” (do inglês “*gradient boosting*”). O processo utiliza o gradiente da função de perda para guiar a adição de novas árvores, buscando minimizar o erro e melhorar a capacidade do modelo em explicar a variação nos dados.

Algoritmos de boosting de gradiente

O **XGBoost** é um dos algoritmos de aprendizado de máquina mais utilizados. É uma forma rápida de obter bom desempenho. Devido à sua facilidade de uso e alto desempenho, é frequentemente o primeiro algoritmo escolhido por muitos profissionais de aprendizado de máquina.

O **LightGBM** é outro algoritmo de aumento de gradiente que é importante conhecer. Atualmente, é um pouco menos difundido que o XGBoost, mas está ganhando popularidade rapidamente. A vantagem esperada do LightGBM em relação ao XGBoost é um ganho de velocidade e uma utilização mais eficiente de memória.

A diferença entre XGBoost e LightGBM

Uma diferença fundamental reside na maneira como esses algoritmos identificam as melhores divisões entre os nós das árvores de decisão individuais. É crucial lembrar que uma divisão em uma árvore de decisão ocorre quando a árvore precisa encontrar a separação que mais melhora o desempenho do modelo. A abordagem intuitiva e simples para encontrar a melhor divisão é iterar por todas as possibilidades e selecionar a melhor. No entanto, essa abordagem é computacionalmente custosa, e algoritmos mais recentes apresentam alternativas mais eficientes.

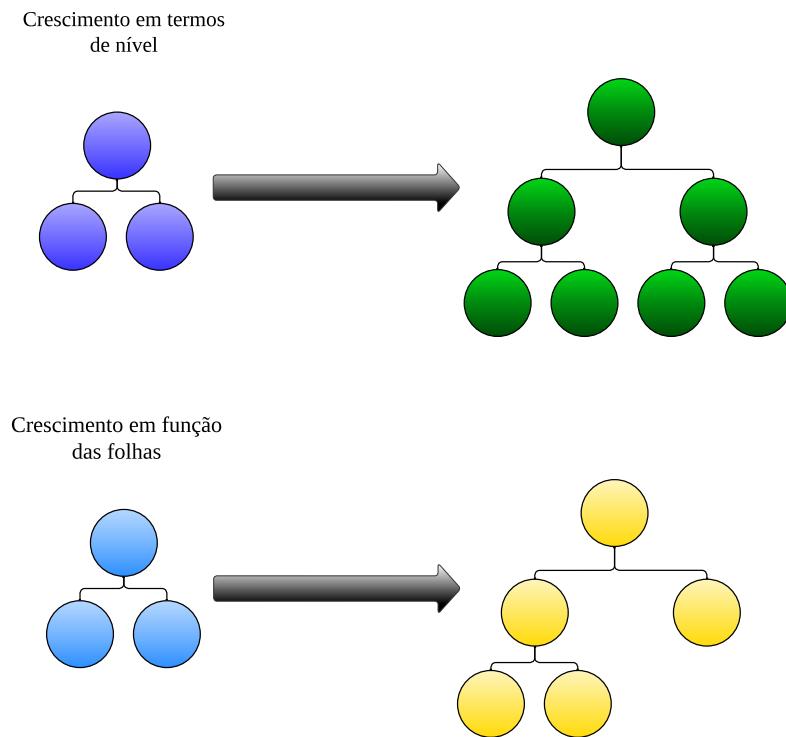
Uma alternativa proposta pelo XGBoost é a segmentação baseada em histograma. Nesse caso, em vez de iterar por todas as partições possíveis, o modelo constrói um histograma para cada variável e utiliza-os para encontrar a melhor divisão geral entre as variáveis. O LightGBM, desenvolvido pela Microsoft, adota uma abordagem mais eficiente para a definição das divisões. Essa abordagem é conhecida como amostragem GOSS (unilateral baseada em gradiente). O GOSS calcula o gradiente para cada ponto de dados e utiliza-o para filtrar os pontos de dados com gradientes baixos. Afinal, os pontos de dados com gradientes baixos já são bem compreendidos, enquanto aqueles com gradientes altos precisam ser melhor aprendidos.

O LightGBM também utiliza uma abordagem chamada Exclusive EFB (do inglês *Feature Bundling*), que acelera a seleção de muitas variáveis correlacionadas. Outra diferença é que o modelo LightGBM é adequado para o crescimento de folhas (do inglês *leaf-wise growth*), enquanto o XGBoost cultiva as árvores em níveis. Essa diferença pode ser visualizada na Figura 12. Essa diferença teoricamente favorece o LightGBM em termos

de precisão, mas também apresenta um maior risco de sobre-ajuste (do inglês *overfitting*) quando há poucos dados disponíveis. Portanto, é importante que a pessoa considere essas distinções ao escolher entre os dois algoritmos de aumento de gradiente.

Na Figura 12, é possível visualizar como cada modelo é ajustado durante o processo de crescimento de árvore em folhas e em níveis. Essa representação gráfica oferece uma compreensão visual das diferenças entre os dois métodos.

Figura 12: Compara-se o crescimento em folha com o crescimento em nível



Fonte: Adaptação de Korstanje (2021)

No crescimento de árvore em folhas, como no LightGBM, novas folhas são adicionadas à árvore de forma iterativa, visando maximizar a redução do erro de treinamento. Isso significa que as árvores são expandidas adicionando folhas, uma a uma, até que o critério de parada seja alcançado. Por outro lado, no crescimento em níveis, como no XGBoost, as árvores são expandidas em profundidade de forma simultânea em todos os níveis. Ou seja, em cada nível, todas as folhas são expandidas ao mesmo tempo, resultando em um crescimento mais uniforme da árvore.

Essa distinção no modo de crescimento das árvores pode afetar o comportamento e o desempenho do modelo. Portanto, compreender essa diferença é importante ao escolher entre esses algoritmos de aumento de gradiente.

3.4 Decomposição STL

A decomposição sazonal e de tendência utilizando o procedimento de Loess (STL) é uma técnica amplamente utilizada para decompor séries temporais em seus componentes sazonais, de tendência e restantes. O método STL realiza a decomposição aditiva dos dados por meio de uma sequência de aplicações do Loess mais suave, onde regressões polinomiais ponderadas localmente são aplicadas em cada ponto do conjunto de dados, tendo como variáveis explicativas os valores mais próximos do ponto cuja resposta está sendo estimada (THEODOSIOU, 2011).

A decomposição STL é especialmente útil para identificar e isolar padrões sazonais e de tendência presentes nas séries temporais. Ela permite a separação dos componentes sazonais, que ocorrem em intervalos regulares ao longo do tempo, da componente de tendência, que indica a direção geral dos dados ao longo do tempo. A decomposição também resulta em uma componente restante, que representa a variação não explicada pelos componentes sazonais e de tendência.

Ao aplicar a decomposição STL, a série temporal pode ser expressa como a soma dos componentes sazonais, de tendência e restantes. Essa técnica é útil para análise e modelagem de séries temporais, pois proporciona uma compreensão mais clara dos padrões de variação presentes nos dados.

A decomposição STL é formalmente definida como:

$$y_t = f(S_t, T_t, R_t) = \begin{cases} y_t = S_t + T_t + R_t & \text{aditivo} \\ y_t = S_t T_t R_t & \text{multiplicativo} \end{cases} \quad (3.12)$$

3.5 Dickey-Fuller (DF)

De acordo com o Reisen et al. (2017), o teste DF tem as seguintes equações:

$$z_t = y_t + \theta \beta_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (3.13)$$

$$\hat{\rho}_{\text{DF}} - 1 = \frac{\sum_{t=1}^T z_{t-1} \Delta z_t}{\sum_{t=1}^T z_{t-1}^2} \quad (3.14)$$

De (3.14) onde $\Delta z_t = z_t - z_{t-1}$. Sob a hipótese nula (H_0) : “ $\rho = 1$ ”, as estatísticas do teste DF e suas distribuições limitantes são dadas da seguinte forma:

$$T(\hat{\rho}_{\text{DF}} - 1) = T \frac{\sum_{t=1}^T z_{t-1} \Delta z_t}{\sum_{t=1}^T z_{t-1}^2} \quad (3.15)$$

e

$$\hat{\tau}_{\text{DF}} = \frac{\hat{\rho}_{\text{DF}} - 1}{\hat{\sigma}_{\text{DF}} \left(\sum_{t=1}^T z_{t-1}^2 \right)^{-1/2}} \quad (3.16)$$

de (3.16) onde $\hat{\sigma}_{\text{DF}}^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T (\Delta z_t - (\hat{\rho}_{\text{DF}} - 1) z_{t-1})^2$. Suponha que $(z_t)_{1 \leq t \leq T}$ são dadas por (3.13), então quando $\rho = 1$,

$$T(\hat{\rho}_{\text{DF}} - 1) \xrightarrow{d} \frac{W(1)^2 - 1}{2 \int_0^1 W(r)^2 dr} - \left(\frac{\theta}{\sigma} \right)^2 \frac{\pi}{\int_0^1 W(r)^2 dr}, \text{ como } T \rightarrow \infty \quad (3.17)$$

$$\hat{\tau}_{\text{DF}} \xrightarrow{d} [1 + 2(\theta/\sigma)^2 \pi]^{-1/2} \left\{ \frac{W(1)^2 - 1}{2 \left(\int_0^1 W(r)^2 dr \right)^{1/2}} - \frac{(\theta/\sigma)^2 \pi}{\left(\int_0^1 W(r)^2 dr \right)^{1/2}} \right\} \quad (3.18)$$

como $T \rightarrow \infty$ (3.19)

a partir da equação (3.19), onde \xrightarrow{d} denota convergência na distribuição e onde $\{W(r), r \in [0, 1]\}$ denota o movimento Browniano padrão.

3.6 Teste de Significância

Para calcular a estatística de teste F_r de Friedman, os dados foram organizados em uma tabela na qual as linhas correspondem às amostras e as colunas representam as condições de teste. As amostras foram ordenadas de acordo com suas classificações, da melhor à pior. Na ausência de empates, a estatística de teste F_r foi calculada usando a seguinte fórmula:

$$F_r = \left(\frac{12}{nk(k+1)} \sum_{i=1}^k R_i^2 \right) - 3n(k+1) \quad (3.20)$$

na equação (3.20), n é o número de linhas (amostras), k é o número de colunas (condições) e R_i é a soma das fileiras da coluna (condição) i .

Adicionalmente, utilizou-se o valor crítico CD (*Critical Difference*) para determinar se dois classificadores eram significativamente diferentes entre si. O CD foi calculado conforme a fórmula mencionada anteriormente:

$$CD = q_\alpha \sqrt{\frac{k(k+1)}{6N}} \quad (3.21)$$

na equação do CD, q_α representa o valor crítico obtido da Tabela 8 de teste de Nemenyi, k é o número de classificadores e N é o número total de amostras.

3.7 Introdução às Redes Neurais no Deep Learning

Uma rede neural é um modelo de processamento de informações inspirado pelo funcionamento do cérebro humano. Consiste em um conjunto interconectado de unidades de processamento, conhecidas como neurônios artificiais, que trabalham em conjunto para realizar tarefas de aprendizado a partir de dados. Assim como os neurônios no cérebro estão interligados por sinapses, os neurônios artificiais são conectados por conexões ponderadas. Essas conexões permitem que a rede neural analise padrões complexos nos dados, reconhecendo relações e características importantes para executar tarefas como classificação, previsão, reconhecimento de padrões e muito mais. Conforme a rede é exposta a exemplos e informações, ela ajusta suas conexões para melhorar seu desempenho, tornando-a capaz de generalizar e lidar com novos dados.

3.7.1 Rede Neural Recorrente

Uma Rede Neural Recorrente (do inglês *Recurrent Neural Network*) é um tipo de arquitetura de rede neural que pode ser utilizada para lidar com dados sequenciais ou temporais. Ao contrário das redes neurais convencionais, onde as entradas e saídas são tratadas como dados independentes, as RNNs levam em consideração a ordem e a relação entre os elementos em uma sequência, tornando-as ideais para lidar com dados como séries temporais, texto e áudio.

A característica principal das RNNs é que elas contêm loops em sua estrutura, permitindo que informações anteriores influenciem o processamento de informações subsequentes. Isso significa que a saída em um determinado passo de tempo não depende apenas da entrada atual, mas também das entradas anteriores na sequência.

$$h_t = f(W_{hh} \cdot h_{t-1} + W_{xh} \cdot x_t + b_h) \quad (3.22)$$

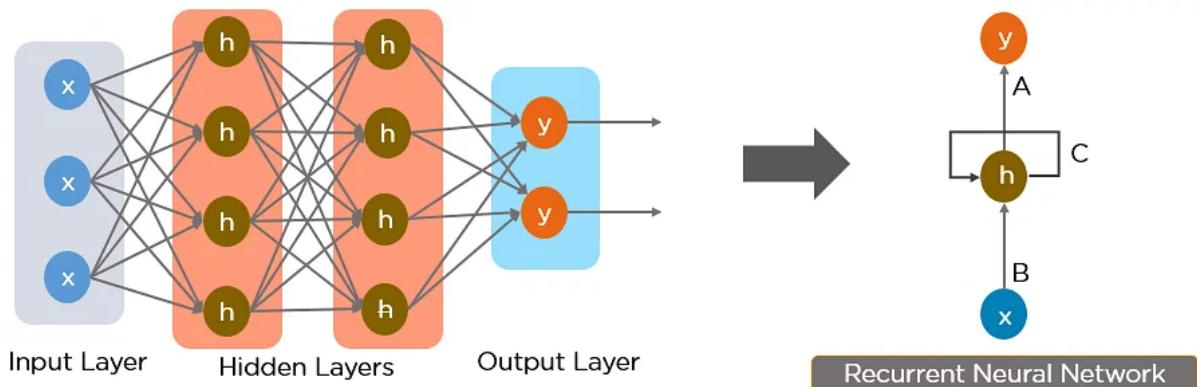
onde, h_t é o estado oculto (ou saída) no tempo t . h_{t-1} é o estado oculto anterior no tempo $t - 1$. x_t é a entrada no tempo t . W_{hh} é a matriz de pesos que controla a influência do estado oculto anterior. W_{xh} é a matriz de pesos que controla a influência da entrada. b_h é o vetor de viés. f é uma função de ativação, frequentemente a função tangente hiperbólica

(tanh) ou a função sigmoide (NADA, a).

Essa equação representa a propagação do estado oculto ao longo do tempo em uma RNN. A cada novo passo de tempo, a RNN considera a entrada atual x_t e o estado oculto anterior h_{t-1} , calculando o novo estado oculto h_t usando as matrizes de pesos e a função de ativação. No entanto, as RNNs tradicionais podem enfrentar dificuldades em capturar dependências de longo prazo, devido ao problema de dissipação do gradiente. Para lidar com isso, surgiram variações mais avançadas, como LSTM (do inglês *Long Short-Term Memory*) e GRU (do inglês *Gated Recurrent Units*), que incorporam mecanismos de aprendizado de esquecimento e controle de informação, permitindo que informações relevantes sejam mantidas por períodos mais longos de tempo.

Na Figura 13, é apresentado um esquema que ilustra como uma RNN é construída.

Figura 13: RNN - Recurrent Neural Network



Fonte: (ZHANG, 2021)

3.7.2 Compreendendo Redes de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM)

As Redes de Memória de Curto e Longo Prazo (LSTM) são uma evolução das Redes Neurais Recorrentes (RNNs), projetadas para superar desafios na captura de dependências de longo prazo em sequências de dados. Diferentemente das RNNs convencionais, as LSTMs têm a capacidade de manter informações relevantes por longos períodos, tornando-as especialmente eficazes em tarefas que envolvem padrões complexos e dependências temporais distantes.

Uma das principais inovações das LSTMs é a introdução de unidades de memória chamadas “células”, que possuem três componentes principais: uma porta de entrada (*input gate*), uma porta de esquecimento (*forget gate*) e uma porta de saída (*output gate*). Essas portas permitem que as LSTMs controlem o fluxo de informações através da célula, decidindo quais informações devem ser mantidas, esquecidas ou passadas para a saída.

$$f_t = \sigma(W_{xf} \cdot x_t + W_{hf} \cdot h_{t-1} + b_f) \quad (3.23)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi} \cdot x_t + W_{hi} \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (3.24)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{xc} \cdot x_t + W_{hc} \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (3.25)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (3.26)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo} \cdot x_t + W_{ho} \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (3.27)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (3.28)$$

onde, x_t é a entrada no tempo t . h_{t-1} é o estado oculto anterior no tempo $t - 1$. f_t é o valor da porta de esquecimento. i_t é o valor da porta de entrada. \tilde{C}_t é o candidato a novo estado de memória. C_t é o novo estado de memória. o_t é o valor da porta de saída. h_t é o novo estado oculto (saída) no tempo t . σ é a função de ativação sigmoide. \odot representa a multiplicação elemento a elemento.

Essa estrutura permite que as LSTMs controlem o fluxo de informações e aprendam a armazenar ou descartar informações relevantes para diferentes tarefas. As portas de entrada, esquecimento e saída funcionam como mecanismos de controle, permitindo que as LSTMs aprendam a manter informações importantes, esquecer informações desnecessárias e gerar saídas precisas ao longo de sequências temporais.

3.7.3 GRU (Unidade Recorrente com Portões)

Um GRU é um tipo de arquitetura de rede neural recorrente (RNN) que foi projetado para lidar com o problema de dissipação de gradiente e captura de dependências de longo prazo em sequências de dados. Essa variação das RNNs tradicionais introduz mecanismos de portão para controlar o fluxo de informação por meio das unidades de tempo.

A Gated Recurrent Unit (GRU) é uma alternativa vantajosa para a análise de séries temporais, devido à sua habilidade de lidar com sequências de dados de extensões variáveis e de capturar dependências de longo prazo presentes em informações sequenciais. Além disso, a GRU apresenta uma estrutura de simplicidade superior à LSTM, permitindo um processo de treinamento mais ágil (MIGLIATO; PONTI, 2021).

A estrutura do GRU inclui dois portões principais: o portão de atualização (*update gate*) e o portão de reinicialização (*reset gate*). Esses portões permitem que o GRU decida quais informações serão transmitidas para a próxima etapa de tempo e quais informações serão descartadas.

Portão de Reinicialização (r_t) : Controla a quantidade de informação do passado a

ser esquecida.

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3.29)$$

Portão de Atualização (z_t) : Controla a quantidade de informação do passado a ser passada para o próximo estado.

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3.30)$$

Ativação do Candidato ($\tilde{h_t}$) : Candidato a novo estado oculto.

$$\tilde{h_t} = \tanh(W_h \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t]) \quad (3.31)$$

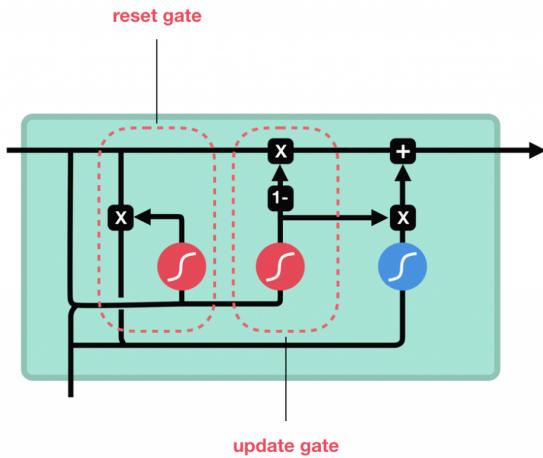
Novo Estado Oculto (h_t) : Combinação ponderada do estado anterior e do novo candidato.

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h_t} \quad (3.32)$$

nessas equações (3.29), (3.30), (3.31) e (3.32): h_t representa o estado oculto na etapa de tempo t . h_{t-1} é o estado oculto na etapa de tempo anterior $t - 1$. x_t é a entrada na etapa de tempo t . r_t é o valor do portão de reinicialização na etapa t . z_t é o valor do portão de atualização na etapa t . \odot denota a multiplicação elemento a elemento. σ é a função sigmoid, que retorna valores entre 0 e 1. \tanh é a função tangente hiperbólica, que retorna valores entre -1 e 1. W_r, W_z, W_h são matrizes de pesos que o modelo aprende durante o treinamento.

O GRU controla como as informações são atualizadas e propagadas ao longo do tempo, permitindo a captura de dependências de longo prazo em sequências de dados. Isso o torna uma escolha popular para tarefas que envolvem processamento de linguagem natural, como tradução automática, geração de texto, entre outras. Na Figura 14 tem o escama da rede neural GRU.

Figura 14: Diagrama Ilustrativo do Funcionamento de uma Unidade Recorrente Gated (GRU)



Fonte: (BOOK, 2023)

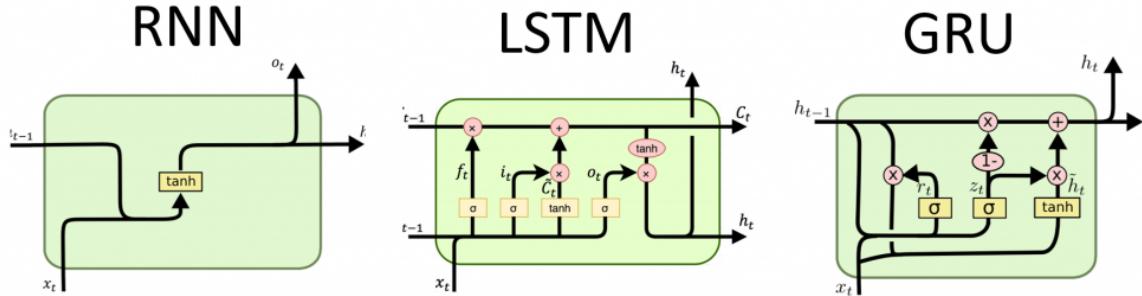
3.7.4 Análise Comparativa entre os Modelos RNN, LSTM e GRU

As GRUs, as LSTMs e as RNNs são variações avançadas das arquiteturas de redes neurais, todas projetadas para abordar a dificuldade de capturar dependências temporais em sequências de dados. Cada uma dessas abordagens tem características distintas que influenciam sua capacidade de lidar com esse desafio.

Enquanto as RNNs tradicionais têm uma tendência a sofrer com o desvanecimento do gradiente ao longo do tempo, as LSTMs e GRUs foram desenvolvidas para superar essa limitação. As LSTMs introduzem células de memória e portas de controle que permitem armazenar e atualizar informações relevantes ao longo das etapas temporais, sendo especialmente adequadas para capturar relações de dependência de longo prazo. As GRUs, por sua vez, simplificam a arquitetura das LSTMs, utilizando portas de atualização e reset para permitir o fluxo de informações e controle sobre o estado oculto.

Na Figura 15, há um esquema que ilustra as arquiteturas das RNNs, LSTMs e GRUs, permitindo uma visualização das diferenças entre essas abordagens.

Figura 15: RNN vs LSTM vs GRU



Fonte: (HASAN, 2020)

Ao observar essa imagem, é possível compreender melhor como cada uma das arquiteturas lida com a complexidade de capturar dependências temporais em sequências de dados. As LSTMs e GRUs oferecem soluções mais sofisticadas em relação às RNNs tradicionais, apresentando mecanismos que permitem capturar dependências de longo prazo de maneira mais eficaz.

3.7.5 Explorando o Transformer: Além dos Bits e Bytes

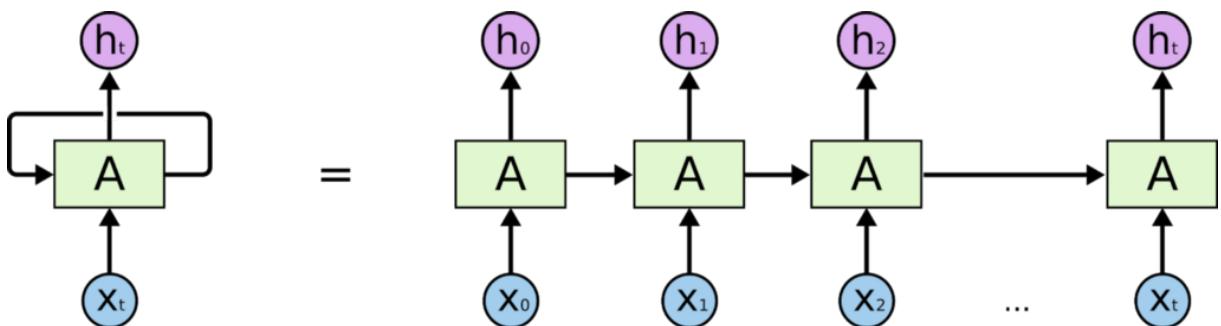
A arquitetura de rede neural Transformer representa um avanço significativo no campo do processamento de linguagem natural e tarefas relacionadas. Foi introduzida por (VASWANI et al., 2017) e revolucionou a maneira como as redes neurais lidam com sequências de dados, superando limitações anteriores, como a dependência sequencial e a complexidade computacional. A abordagem do Transformer se destaca por sua capacidade de processar simultaneamente todas as posições de uma sequência, tornando-o altamente paralelizável e eficiente.

A equação (3.33) fundamental do Transformer é a autoatenção, também conhecida como mecanismo de atenção. A atenção é um conceito-chave que permite que a rede neural “preste atenção” a diferentes partes da entrada em graus variados, capturando relações contextuais e semânticas. A equação da autoatenção é calculada ao dividir a sequência de entrada em três representações lineares: consultas (Q), chaves (K) e valores (V). A matriz de atenção é obtida multiplicando as consultas pelas chaves transpostas e aplicando uma função de softmax aos resultados, ponderando os valores de acordo com a importância atribuída pela atenção. A saída final é uma combinação linear dos valores ponderados pela matriz de atenção.

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \quad (3.33)$$

na equação (3.33), embora simplificada, serve como base para a arquitetura do Transformer e é repetida várias vezes em diferentes camadas. Isso permite que a rede aprenda representações ricas e contextuais das sequências de entrada. A estrutura de múltiplas cabeças de atenção, presente no Transformer, aprimora ainda mais a capacidade da rede em capturar diferentes tipos de relações e padrões nas sequências. Em suma, o modelo Transformer revolucionou o processamento de sequências, proporcionando melhorias notáveis em tarefas como tradução automática, resumo de texto, geração de linguagem natural e muito mais. Na Figura 16 tem o esquema de como a rede neural Transformer é abordada.

Figura 16: Arquitetura do Transformer



Fonte: (ESPOSITO, 2021)

3.8 Métricas de Avaliação de Modelos

A métrica de Erro Quadrático Médio (MSE) é amplamente utilizada no campo do aprendizado de máquina para avaliar a qualidade dos modelos de previsão. O MSE é calculado pela média da soma dos quadrados das diferenças entre os valores reais e os valores previstos,

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.34)$$

onde, n representa o número de amostras, y_i é o valor real correspondente à amostra i e \hat{y}_i é o valor previsto para a mesma amostra. O MSE é calculado como a média das diferenças ao quadrado entre os valores reais e os valores previstos.

A utilização do MSE fornece uma medida quantitativa da precisão do modelo, pois penaliza de forma mais significativa os erros maiores. Ao elevar as diferenças ao quadrado, a métrica enfatiza a importância de minimizar as discrepâncias entre os valores reais e os valores previstos. Dessa forma, quanto menor o valor do MSE, melhor é o desempenho do modelo em termos de previsão.

Portanto, o MSE é uma métrica fundamental para avaliar a qualidade dos modelos

de previsão e é amplamente utilizada para comparar diferentes algoritmos e abordagens de aprendizado de máquina.

3.8.1 Erro Quadrático Médio Raiz (RMSE)

O RMSE é uma métrica amplamente empregada na avaliação de modelos de previsão em séries temporais. Ele é calculado tomando a raiz quadrada do MSE, conforme segue,

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.35)$$

onde (3.35), n representa o número de amostras, y_i é o valor real correspondente à amostra i , e \hat{y}_i é o valor previsto para a mesma amostra. O RMSE fornece uma medida da dispersão média entre os valores reais e os valores previstos pelo modelo.

Uma das vantagens de utilizar o RMSE é que, ao computar a raiz quadrada, o erro passa a ter a mesma escala da variável de interesse. Isso permite uma interpretação mais fácil dos resultados, sendo que um valor baixo de RMSE indica um bom desempenho do modelo, já que o erro se aproxima de zero.

O RMSE possui algumas características positivas. Ele penaliza de forma significativa os valores discrepantes, caso seja necessário para o modelo. Além disso, o erro resultante está nas mesmas unidades da série temporal, facilitando a interpretação. O RMSE pode ser considerado uma combinação das melhores características do MSE e do Erro Absoluto Médio (MAE).

No entanto, o RMSE também apresenta algumas desvantagens. Ele tem uma interpretabilidade reduzida, uma vez que os erros ainda são elevados ao quadrado. Além disso, o RMSE é dependente da escala dos dados, o que impede sua comparação direta com modelos de séries temporais que utilizam unidades diferentes.

Apesar das limitações, o RMSE é uma métrica amplamente utilizada para avaliar modelos de previsão em séries temporais. Ele fornece uma medida da dispersão média entre os valores reais e previstos, auxiliando na compreensão do desempenho do modelo e na comparação com outras abordagens.

3.8.2 Raiz do Erro Médio Quadrático Relativo (RRMSE)

Vantagens do RRMSE :

Interpretação intuitiva: O RRMSE é expresso como uma porcentagem, o que facilita a compreensão da precisão relativa do modelo. Quanto menor o valor do RRMSE,

mais próximas estão as previsões dos valores reais.

Considera a escala dos dados: O RRMSE leva em consideração a magnitude dos erros em relação aos valores de referência. Isso é especialmente útil quando os dados têm uma grande variação e escala, pois evita que erros de grande magnitude dominem a avaliação.

Comparação entre modelos e algoritmos: O RRMSE pode ser usado para comparar a precisão de diferentes modelos ou algoritmos em um problema de regressão. Ao calcular o RRMSE para cada modelo, é possível identificar aquele que apresenta melhor desempenho em relação aos valores reais.

Sensibilidade relativa a diferentes magnitudes de erro: O RRMSE captura erros relativos em diferentes magnitudes. Isso significa que ele é capaz de identificar discrepâncias proporcionais, independentemente do valor absoluto dos erros.

Desvantagens do RRMSE:

Sensibilidade a *outliers*: O RRMSE pode ser influenciado por valores discrepantes nos dados. Se houver valores extremos que não representem a tendência geral, o RRMSE pode ser distorcido, pois considera a média dos valores reais na fórmula de cálculo.

Necessidade de uma linha de base adequada: O RRMSE requer uma linha de base adequada para comparação. Isso significa que é necessário ter um valor de referência confiável ou um modelo de referência para calcular o RRMSE e interpretar os resultados corretamente.

Foco exclusivo na precisão relativa: O RRMSE se concentra exclusivamente na precisão relativa e não leva em consideração outras métricas de desempenho, como tempo de execução, complexidade do modelo ou outros aspectos específicos do problema em questão. Portanto, é importante complementar o uso do RRMSE com outras métricas relevantes,

$$\text{RRMSE} = \left(\frac{\text{RMSE}}{\text{Média dos Valores Reais}} \right) \times 100 \quad (3.36)$$

onde RMSE representa o Erro Médio Quadrático e “Média dos Valores Reais” denota a média aritmética dos valores reais no conjunto de dados.

É essencial que sejam consideradas essas vantagens e desvantagens ao utilizar o RRMSE como métrica de avaliação. Além disso, é recomendado o uso de várias métricas em conjunto para obter uma visão mais completa do desempenho do modelo de regressão.

3.8.3 Erro Absoluto Médio (MAE)

O Erro Absoluto Médio (MAE) é amplamente utilizado como uma métrica para avaliar o desempenho de modelos de previsão. Em vez de calcular a média das diferenças entre os valores reais e previstos, o MAE calcula a média dos valores absolutos dessas diferenças, garantindo que os erros positivos e negativos não se anulem.

O MAE mede o desvio médio das previsões em relação aos valores reais e é uma métrica intuitiva e fácil de interpretar, representando a magnitude média dos erros em relação à escala dos dados. Por exemplo, um MAE de 2 significa que, em média, as previsões têm um desvio absoluto de 2 unidades em relação aos valores reais.

Uma das vantagens do MAE é a sua insensibilidade a valores extremos, pois trata os erros de forma absoluta. No entanto, como o MAE não considera a magnitude dos erros individuais, pode não refletir adequadamente a gravidade de desvios significativos em relação aos valores reais.

Para superar essa limitação, uma alternativa é o Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE). O MAPE expressa o MAE como uma porcentagem em relação aos valores reais, proporcionando uma medida relativa de erro. Essa métrica é especialmente útil quando se deseja avaliar o desempenho de um modelo em relação à magnitude dos dados.

Em resumo, o MAE é uma métrica simples e fácil de interpretar, que mede o desvio médio das previsões em relação aos valores reais. O MAPE, por sua vez, fornece uma medida relativa de erro, expressa como uma porcentagem dos valores reais. A escolha entre essas métricas depende do contexto do problema e dos requisitos específicos de avaliação.

O cálculo do MAE é realizado utilizando o valor absoluto da diferença entre o valor real e o valor previsto, e em seguida, divide-se pela quantidade n de amostras. Isso resulta no erro médio absoluto. A equação do MAE é dada por:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.37)$$

Sua interpretação é similar ao RMSE, em que o erro é expresso na mesma escala ou ordem de grandeza da variável estudada.

3.8.4 Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE)

O Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) é uma métrica que expressa o erro de previsão como uma porcentagem relativa ao valor observado. Ele é calculado somando as diferenças entre o valor real e o valor previsto (representando o erro), dividido pelo valor

observado. O MAPE é calculado usando a seguinte fórmula:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (3.38)$$

No entanto, surge um problema quando o valor observado y_i é igual a zero, pois é matematicamente impossível dividir por zero. O MAPE é uma medida de erro em que valores menores indicam um melhor desempenho de previsão. Uma alternativa ao MAPE é calcular $1 - MAPE$, que representa a porcentagem de acerto. O Erro Percentual Absoluto Médio é comumente usado como uma métrica de referência para avaliar o desempenho de modelos de previsão.

Vantagens do MAPE:

Fácil de interpretar. Independente de escala, permitindo comparações entre diferentes séries temporais

Desvantagens do MAPE:

Erro infinito se o valor real estiver próximo ou igual a zero. Previsões mais baixas estão propensas a ter um erro de 100%, enquanto previsões mais altas podem ter um erro infinito, o que resulta em um viés de subprevisão. Essa métrica são amplamente utilizadas na avaliação de modelos de previsão em diferentes áreas e ajudam a quantificar a qualidade das previsões realizadas pelos modelos.

3.8.5 Erro Percentual Absoluto Médio Simétrico (sMAPE)

O sMAPE (do inglês *Symmetric Mean Absolute Percentage Error*), ou Erro Médio Percentual Absoluto Simétrico, é outra métrica comumente utilizada para avaliar a precisão de modelos de previsão. Aqui estão as vantagens e desvantagens do sMAPE:

Vantagens do sMAPE:

Interpretação intuitiva: O sMAPE é expresso como uma porcentagem, facilitando a compreensão da precisão relativa do modelo. Valores menores indicam uma melhor precisão. Simetria: Ao contrário do MAPE (do inglês *Mean Absolute Percentage Error*), o sMAPE é simétrico em relação aos valores previstos e reais. Isso significa que ele considera igualmente as discrepâncias de subestimação e superestimação. Robustez contra valores nulos: O sMAPE é adequado para lidar com valores nulos nos dados, pois a divisão por zero é evitada no cálculo da métrica.

Desvantagens do sMAPE:

Sensibilidade a valores extremos: O sMAPE é sensível a valores extremos nos dados. Se houver valores discrepantes que não representem a tendência geral, eles podem influenciar significativamente a métrica. Assimetria em torno de zero: Embora o sMAPE

seja simétrico em relação aos valores previstos e reais, ele não é simétrico em torno de zero. Isso pode causar interpretações inconsistentes, especialmente quando os valores reais são próximos de zero.

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)} \times 100 \quad (3.39)$$

onde y_i representa o valor real, \hat{y}_i representa o valor previsto e n é o número total de amostras. Ao utilizar o sMAPE como métrica de avaliação, é importante considerar esses prós e contras. Além disso, recomenda-se o uso de várias métricas em conjunto para obter uma visão abrangente do desempenho do modelo de previsão.

3.9 Trabalhos Relacionados

A previsão da demanda de água é uma preocupação fundamental para muitas organizações e autoridades responsáveis pelo abastecimento de água. A análise de séries temporais é uma abordagem comumente usada para prever padrões futuros com base em dados históricos. Neste estudo de caso, será explorado como a análise de séries temporais pode ser aplicada para prever a demanda de água ao longo do tempo.

Na subseção 1.2.1 estão as perguntas de pesquisa que serão abordadas no estudo de caso, da pergunta **Q 1** à **Q 5**, com as ramificações da **Q 5**. Na subseção 1.3, são apresentadas as variáveis contidas no conjunto de dados coletado no período de 2018 a 2020, durante uma grave falta de água que afetou a cidade. Devido a essa situação, foi implementado um rodízio de abastecimento de água para os residentes. Os dados foram coletados em intervalos de uma hora, levando em consideração cada variável, com ênfase na variável-alvo, denominada LT01, que representa o nível do reservatório.

O conjunto de dados possui um total de 26.306 linhas e 9 colunas. Durante a coleta dos dados, verificou-se que eles apresentam padrões sazonais, indicando variações recorrentes ao longo do tempo. Além disso, constatou-se que o consumo diário foi significativamente afetado no ano de 2020, diferindo dos anos anteriores, nos quais as mudanças não foram tão significativas.

Ao longo do trabalho realizado, pôde-se observar na subseção 4.1.1 que foi realizada uma análise gráfica do problema antes da aplicação de qualquer método. A detecção de anomalias mostrou-se desafiadora, porém não impossível de ser realizada. Essa detecção permitiu a análise da presença de sazonalidade nos dados. A decomposição STL foi utilizada para essa finalidade, conforme descrito na etapa **Etapas 3** e detalhado na subseção 4.1.4, onde são apresentadas as decomposições realizadas.

É fundamental lembrar que, durante a análise exploratória, os dados sofreram algumas alterações. Por exemplo, a média diária foi calculada em vez de ser considerada a nível horário, resultando em uma redução do conjunto de dados de 26.306 linhas para 1.096 linhas. A decomposição STL foi aplicada nos formatos aditivo e multiplicativo, e ambas as abordagens estão ilustradas nas Figuras 32 e 33, respectivamente. Adicionalmente, na subseção 4.1.4, foi realizada a verificação da estacionariedade da série. O teste de DF (do inglês *Dickey-Fuller*) foi empregado para auxiliar na tomada de decisões, e os resultados demonstraram que a série em análise é estacionária, conforme evidenciado pelo teste DF.

Dentro da análise, foram incluídos uma variedade de modelos para melhor capturar a natureza dos dados e aprimorar as previsões. Esses modelos incluem: RNN, que leva em conta as dependências sequenciais nos dados para prever valores futuros. LSTM, um tipo de RNN que lida especialmente bem com sequências longas e dependências de longo prazo. GRU, outra variante de RNN que equilibra o poder de modelagem e a eficiência computacional. Transformer, um modelo amplamente utilizado para tarefas de processamento de linguagem natural e sequências, que também pode ser adaptado para previsões sequenciais. Prophet, um modelo de previsão desenvolvido pelo Facebook que lida bem com dados sazonais e tendências. *Decision Tree Regressor*, um modelo baseado em árvore de decisão que segmenta os dados em subgrupos para fazer previsões. Esses modelos são complementados com abordagens tradicionais como:

Modelos de séries temporais univariados, incluindo AR, MA, ARMA, ARIMA e SARIMA, que levam em consideração a sazonalidade dos dados. Modelos de séries temporais multivariados, como ARX, ARIMAX e SARIMAX, que incorporam variáveis exógenas para melhorar as previsões. Foram explorados modelos de aprendizado de máquina supervisionados:

LR (*Regressão Linear*), que estabelece relações lineares entre variáveis para fazer previsões. RFR (*Random Forest Regressor*), um *ensemble* de árvores de decisão que captura complexas relações nos dados. LightGBM e XGBoost, modelos baseados em *gradient boosting* que são reconhecidos por sua eficácia na previsão e tomada de decisões. O XGBoost é particularmente conhecido por seu desempenho superior em várias métricas de avaliação.

Ajuste do modelo

Ao ajustar o modelo para a base de dados, foi feita uma alteração na ordem do modelo sugerido pelo **pmdarima**. A escolha foi trocar o modelo SARIMAX(1,1,1)(2,1,0,12) para SARIMAX(7,1,7)(2,1,0,12). Essa decisão foi tomada com base na observação de um ajuste mais preciso aos dados, evidenciado pela redução nos resíduos e uma melhor captura das características da série temporal. Além disso, considerando o conhecimento do problema e as características específicas dos dados, foi identificado que padrões mais

complexos requeriam ordens mais altas para serem adequadamente capturados. Dessa forma, foi realizado um processo iterativo de experimentação e avaliação para determinar o modelo SARIMAX(7,1,7)(2,1,0,12) como o mais adequado para a base de dados em questão. É importante ressaltar que o desempenho do novo modelo será avaliado por meio de diagnósticos adicionais e análise dos resultados obtidos.

Os modelos RNN, LSTM e GRU foram ajustados minuciosamente por meio da técnica de otimização de hiperparâmetros do Optuna, permitindo uma exploração adaptativa e eficiente do espaço de configurações. Essa abordagem exclusiva do Optuna resultou em modelos sequenciais com aprimoramento notável na capacidade preditiva. Parâmetros vitais, como taxa de aprendizado, tamanho da camada oculta e número de unidades, foram otimizados de forma eficaz através do Optuna (AKIBA et al., 2019).

O RFR apresentou melhorias notáveis após o ajuste com o Optuna. A otimização realizada pelo Optuna permitiu identificar uma combinação de hiperparâmetros ideal para o RFR, resultando em um significativo aprimoramento no desempenho preditivo desse modelo. Considerando que o modelo LR não demonstrou melhorias significativas, uma decisão foi tomada para substituí-lo pelo modelo *Decision Tree Regressor*. Este último foi ajustado empregando o Optuna, buscando encontrar a configuração de hiperparâmetros ideal para o modelo de árvore de decisão. Essa decisão foi respaldada pelo fato de que o Optuna havia demonstrado ser uma ferramenta eficaz para otimização de hiperparâmetros, como evidenciado pelas melhorias observadas no RFR e em outros modelos (AKIBA et al., 2019).

Dessa forma, os modelos RNN, LSTM, GRU, XGBRegressor, LGBMRegressor e o Decision Tree Regressor foram todos otimizados com sucesso utilizando o Optuna, resultando em previsões mais robustas e confiáveis. No entanto, os modelos Transformer e Prophet mantiveram suas configurações originais devido à ausência de melhorias substanciais após tentativas de otimização com o Optuna.

O **Optuna** oferece uma abordagem de otimização de hiperparâmetros mais avançada e eficaz em comparação com outras técnicas amplamente utilizadas, como o GridSearchCV, BayesSearchCV e RandomizedSearchCV. Enquanto essas abordagens tradicionais têm suas vantagens, o Optuna leva a otimização de hiperparâmetros a um nível superior. Existem geralmente dois tipos de métodos de amostragem: a amostragem relacional, que explora as correlações entre os parâmetros, e a amostragem independente, que recolhe amostras de cada parâmetro de forma independente. A amostragem independente não é necessariamente uma opção ingênuo, porque alguns algoritmos de amostragem como o TPE A eficácia em termos de custos da amostragem relacional e independente depende do ambiente e da tarefa. O Optuna apresenta ambos, e pode lidar com vários métodos de amostragem independente independentes, incluindo TPE, bem como métodos de amos-

tragem relacional como o CMA-ES. No entanto, há que ter algumas palavras de precaução para a implementação da amostragem relacional num definido por execução (AKIBA et al., 2019).

Avaliação do modelo

A avaliação da precisão dos modelos de previsão é uma etapa fundamental no processo de modelagem. Diversas métricas podem ser utilizadas para esse propósito, como o sMAPE, o MAE e o RRMSE. Essas métricas têm sido amplamente adotadas na literatura de previsão e são consideradas indicadores confiáveis para mensurar a qualidade das previsões.

O MAPE é uma métrica bastante utilizada na avaliação de modelos de previsão, especialmente quando há variações significativas nos dados ou quando se deseja comparar a precisão de diferentes modelos. O MAPE calcula o erro médio percentual entre as previsões e os valores reais, fornecendo uma medida relativa da precisão do modelo (ZHANG; XU; SHEN, 2016). O uso do erro médio absoluto (MAE) apresenta vantagens na avaliação do desempenho médio de um modelo, em comparação com o erro quadrático médio (RMSE) (WILLMOTT; MATSUURA, 2005). Destacam a importância do RMSE na avaliação de modelos e argumentam contra a exclusão dessa métrica na literatura (JONES; SMITH; JOHNSON, 2017).

O RRMSE é uma métrica de avaliação altamente eficaz para medir a precisão relativa de modelos de regressão. Eles destacam que sua normalização em relação à média dos valores reais permite uma interpretação intuitiva e facilita a comparação entre diferentes modelos. Segundo os autores, o RRMSE é amplamente utilizado na literatura devido à sua capacidade de fornecer uma medida robusta e padronizada da precisão dos modelos de regressão (LOPES; SILVA; SANTOS, 2020). O MAPE é amplamente utilizado na avaliação de modelos de previsão, especialmente quando há variações significativas nos dados ou quando se deseja comparar a precisão de diferentes modelos (PENG et al., 2017).

O sMAPE é uma métrica amplamente utilizada para avaliar a precisão de modelos de previsão. Eles afirmam que o sMAPE possui algumas vantagens, como a consideração da simetria dos erros percentuais e a interpretação intuitiva como uma medida de precisão relativa (NGUYEN, 2020).

O MAE e o RMSE são métricas amplamente adotadas na análise de previsões, pois fornecem uma medida direta do desvio absoluto e do desvio quadrático médio entre as previsões e os valores observados. O MAE é particularmente útil quando se busca uma medida de erro que não seja sensível a valores extremos, enquanto o RMSE penaliza de forma mais significativa os erros maiores, oferecendo uma visão mais abrangente da precisão do modelo (JONES; SMITH; JOHNSON, 2017).

O sMAPE é uma métrica de avaliação popular para comparar a precisão de dife-

rentes modelos de previsão. Eles destacam que o sMAPE é particularmente útil quando os valores de demanda têm diferentes magnitudes, pois captura os erros relativos em uma escala percentual. Além disso, o sMAPE possui uma interpretação intuitiva e facilita a comparação entre modelos de previsão (HYNDMAN; KOEHLER, 2006).

3.9.1 Estudo de Caso 1

Estudo de Caso 1: Adequação da Pressão e Vazão em uma Rede de Distribuição de Água

(Q 1) Adequação da pressão atual para atender à demanda diária: Neste estudo de caso, o modelo SARIMAX (H) foi utilizado para avaliar a adequação da pressão atual em uma rede de distribuição de água, considerando a demanda diária (BHANGU; SANDHU; SAPRA, 2022). O objetivo foi prever a pressão na rede com base em dados históricos, permitindo que fosse realizada uma análise crítica da capacidade do sistema em atender às necessidades dos consumidores.

(Q 2) Volume mínimo de água no reservatório para evitar o acionamento das bombas: Para determinar o volume mínimo de água necessário no reservatório para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico, foi empregado um modelo Decision Tree Regressor (I) (FOUILLOY et al., 2018). Este modelo ajudou a identificar regras e padrões que guiam a tomada de decisão sobre o nível de armazenamento ideal.

(Q 3) Vazão ótima para atender à demanda diária: O estudo também buscou encontrar a vazão ótima para atender à demanda diária. Para isso, utilizou-se o modelo XGBRegressor (K) para otimizar a vazão na rede de distribuição, considerando as flutuações na demanda ao longo do dia (LIU et al., 2022).

3.9.2 Estudo de Caso 2

Estudo de Caso 2: Impacto do Acionamento das Bombas durante o Horário de Pico em uma Rede de Distribuição de Água

(Q 5) Impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico: Neste segundo estudo de caso, analisou-se o impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico em uma rede de distribuição de água.

Q 5(a.) Nível ideal no reservatório e variação das vazões nos horários críticos: Utilizou-se o modelo ARIMA (E) (BUYUKSAHIN; ERTEKIN, 2019b) para prever o nível ideal no reservatório e analisar as variações das vazões nos horários críticos, levando em consideração as diferentes estações do ano.

Q 5(b.) Tendência, padrão e sazonalidade nos dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonalidades nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-

se o modelo de decomposição STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características.

Q 5(c.) Identificação dos horários de maior demanda: A identificação dos horários de maior demanda entre as 18h e as 21h foi realizada com o uso da RNN (P) (SHIH; SUN; LEE, 2019b).

Q 5(d.) Tendência, padrão e sazonalidade nos dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonais nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-se o modelo decomposição STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características. Volume de armazenamento no reservatório para evitar o acionamento das bombas: Determinar a quantidade de água a ser armazenada previamente no reservatório para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico envolveu o modelo LGBMRegressor (L).

Q 5(e.) Tendência, Padrão e Sazonalidade nos Dados do Bairro Alto: Para identificar tendências, padrões e sazonais nos dados de três anos do Bairro Alto, empregou-se o modelo STL, reconhecido por sua eficácia na modelagem de séries temporais com essas características. Detecção de anomalias na rede com base no histórico): Para detectar anomalias na rede com base no histórico de vazão e pressão, utilizou-se novamente o modelo ARX (B) (GUSTIN; MCLEOD; LOMAS, 2018).

4 Resultados

Neste capítulo, é fornecida uma síntese e uma visão geral dos resultados obtidos até o momento. É apresentado um resumo sucinto das principais realizações e descobertas que foram alcançadas até agora.

4.1 Análise dos Modelos

A Figura 17a tem como objetivo apresentar uma previsão de um passo à frente (um dia). Nos apêndices C, pode-se observar uma comparação entre os modelos AR, MA e ARX. O modelo MA, quando comparado com o modelo AR de mesma ordem, facilita a previsão. Conforme na Figura 18, a previsão gráfica se assemelha ao modelo apresentado na Figura 17a, embora não seja comparável ao modelo exibido na Figura 17b. É importante notar que esse modelo aparenta prever com precisão o período de tempo que foi considerado.

A Figura 19 combina dos modelos AR e MA em um modelo ARMA. Essa abordagem pode levar a uma redução significativa no erro de previsão, como observado nos apêndices A e B, onde são apresentadas comparações com um maior número de passos de previsão. Ao analisar a Figura 20, não se nota uma diferença visual significativa em relação aos outros métodos apresentados anteriormente. O método ARX ainda parece ser superior aos demais com base na análise visual.

Na Figura 21, é possível observar que a previsão em vermelho está mais próxima dos valores observados em preto, mostrando que a inclusão do componente de sazonalidade melhora a qualidade da previsão. Os modelos SARIMA são capazes de lidar com dados que apresentam padrões sazonais, permitindo a diferenciação dos dados em termos de componentes sazonais e não sazonais. Uma abordagem útil para determinar os melhores parâmetros do modelo é utilizar uma estrutura de pesquisa automatizada de parâmetros, como o pmdarima, que auxilia na identificação dos parâmetros ideais para o modelo SARIMA. Isso pode contribuir para uma melhor compreensão e ajuste do modelo aos dados observados.

Entre os modelos com variáveis exógenas, como mostrado nas Figuras 22a e 22b, observa-se uma melhora significativa na qualidade das previsões em comparação com os modelos que não incluem variáveis exógenas. A adição dessas variáveis externas permite capturar melhor as influências e os padrões presentes nos dados, resultando em previsões mais completas e precisas. Essa inclusão de informações adicionais contribui para uma compreensão mais abrangente do comportamento da série temporal e possibilita uma melhor adaptação do modelo aos padrões observados.

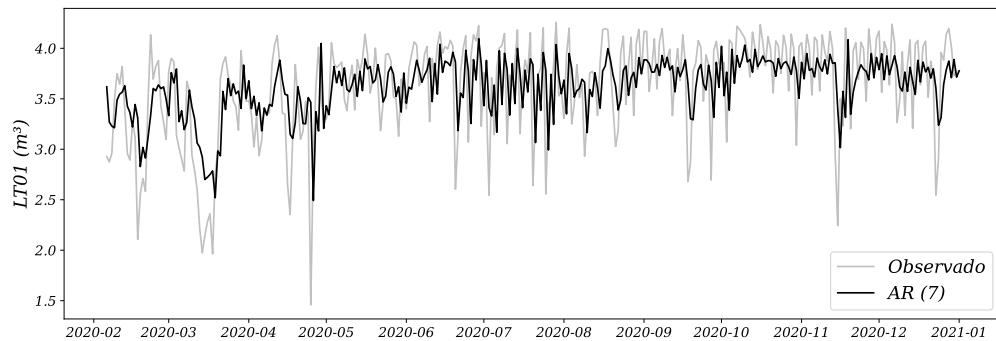
Na Figura 23, é apresentada a previsão da variável LT01 usando o Prophet. Este modelo exibe diversas informações, como a sazonalidade dos dados e a tendência. O Prophet é considerado um modelo mais fácil de ser utilizado em comparação com modelos mais antigos, como o ARIMA. Isso ocorre porque o Prophet é um modelo mais moderno e foi projetado para simplificar o processo de previsão, tornando-o mais acessível para usuários que não possuam conhecimentos avançados em séries temporais. O Prophet é uma escolha atraente para análise e previsão de dados sazonais e tendências.

A Figura 24 fornece uma representação visual da interpretação dos coeficientes β_0 e β_1 . Um aumento de 1 na variável x está associado a um aumento proporcional de β_1 na variável y . O valor de β_0 representa o valor de y quando x é igual a 0. A Figura 25, um passo à frente dos dados da SANEPAR foi previsto. Esse modelo mais simples do que os outros modelos pode ser útil em horizonte menor, mas em horizontes de vários dias ele peca muito. Ele é um dos modelos que mais apresenta erro na análise dos erros sMAPE, MAE e RRMSE. A Figura 26, é apresentado este modelo com o intuito de corrigir o erro que o LR estava tendo em prever muitos dias à frente. Este modelo, por ser mais robusto, consegue trabalhar na otimização dos hiperparâmetros, tornando-o melhor que o LR na questão de horizontes mais longos. Na Figura 27, o modelo é construído e analisado em comparação com os outros modelos, e ele se destaca em relação aos modelos anteriores já analisados em um passo à frente.

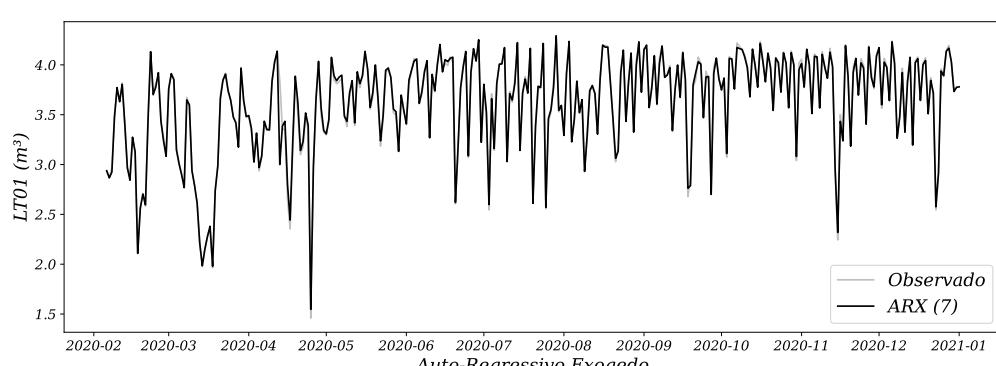
Na Figura 28, são apresentados os modelos XGBoost e LightGBM. Esses modelos, devido à sua semelhança, exibem tempos de desempenho muito próximos um do outro. Na Figura 28a, é exibida uma previsão de um passo à frente, e observa-se que esse modelo parece ser superior aos demais modelos previamente apresentados. Por outro lado, na Figura 28b, apesar de ser um modelo mais leve em termos de tempo de computação, ele ainda não atingiu o desempenho esperado para o tema abordado.

Os modelos de rede neural, como RNN, ANN, CNN, GRU, LSTM e Transformer, não foram apresentados aqui, pois não demonstraram tanta relevância no gráfico, mas estão detalhados na tabulação. O modelo RNN é mostrado no Apêndice E, onde uma comparação com os horizontes de previsão escolhidos é apresentada na Figura 56, exibindo o próprio modelo em si.

Figura 17: Comparação dos modelos AR e ARX



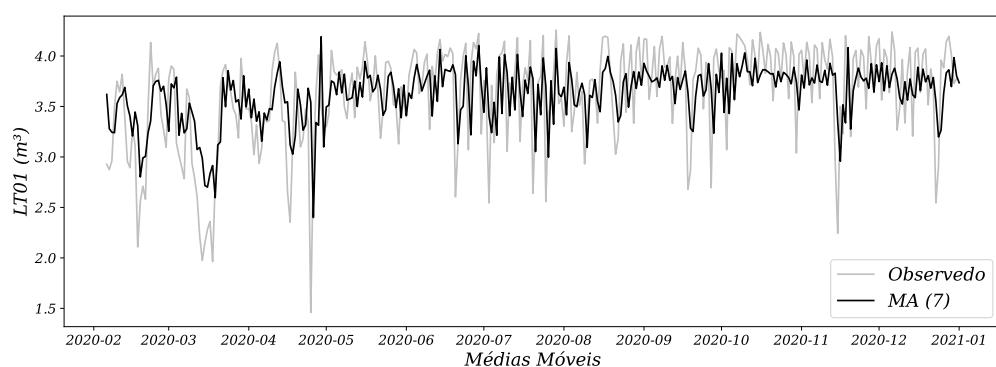
(a) Modelo AR(7)



(b) ARX (7)

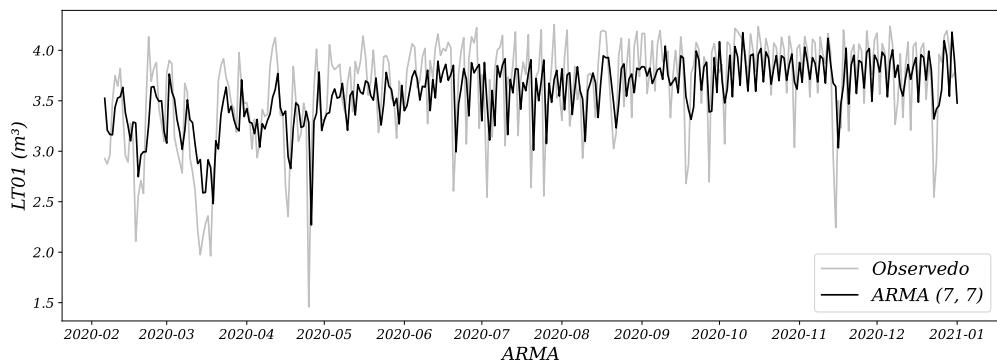
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 18: Modelo MA(7)



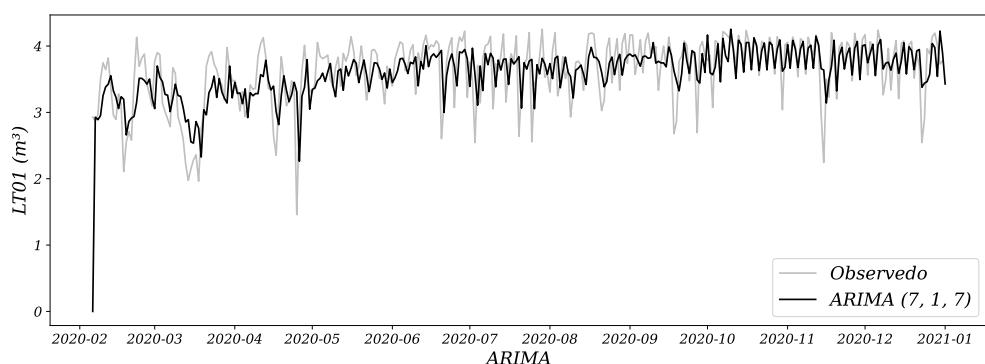
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 19: ARMA (7,7)

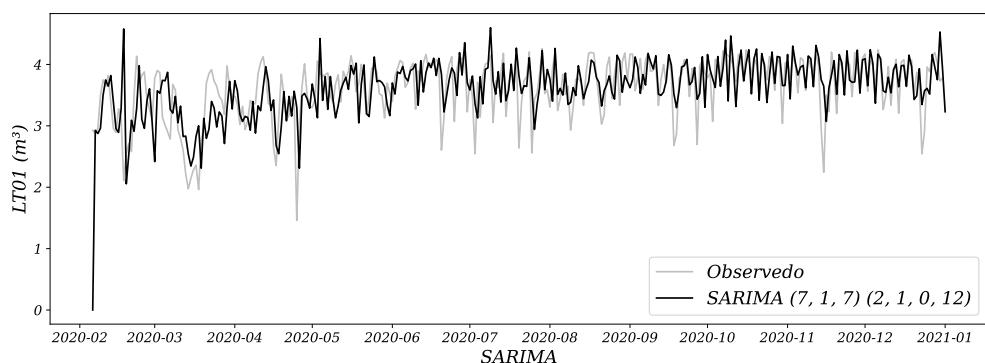


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 20: ARIMA (7,1,7)

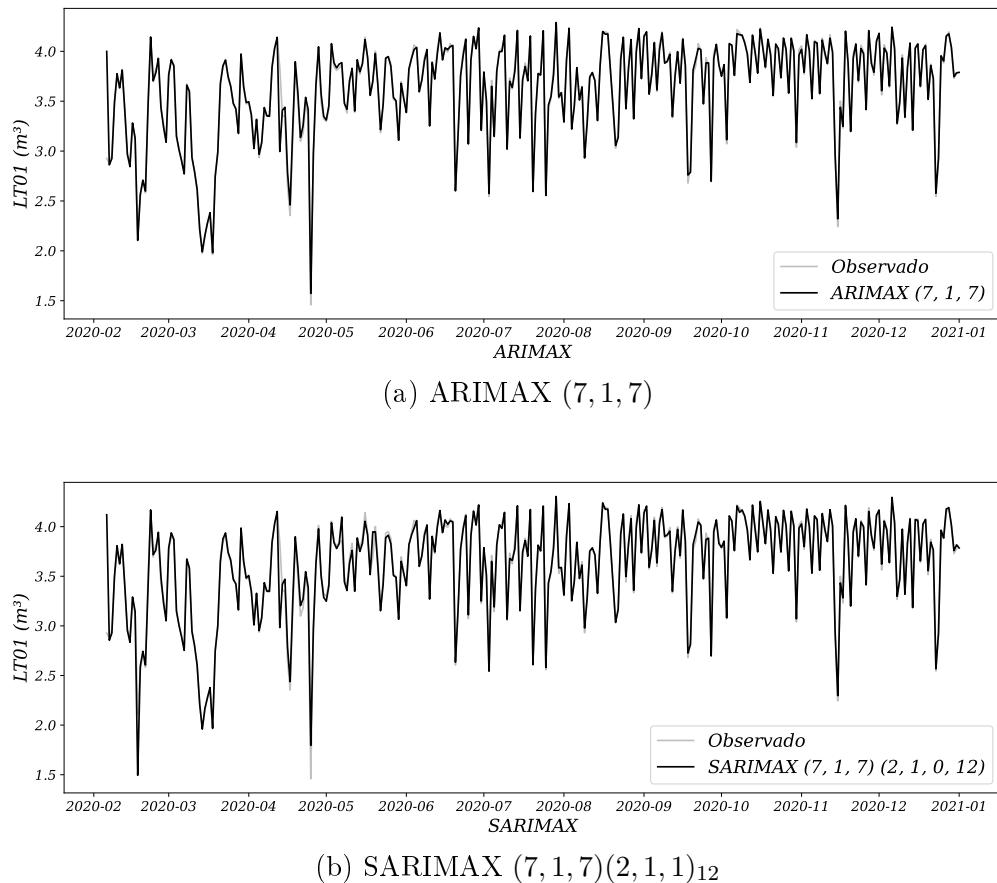


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 21: SARIMA (7,1,7)(2,1,1)₁₂

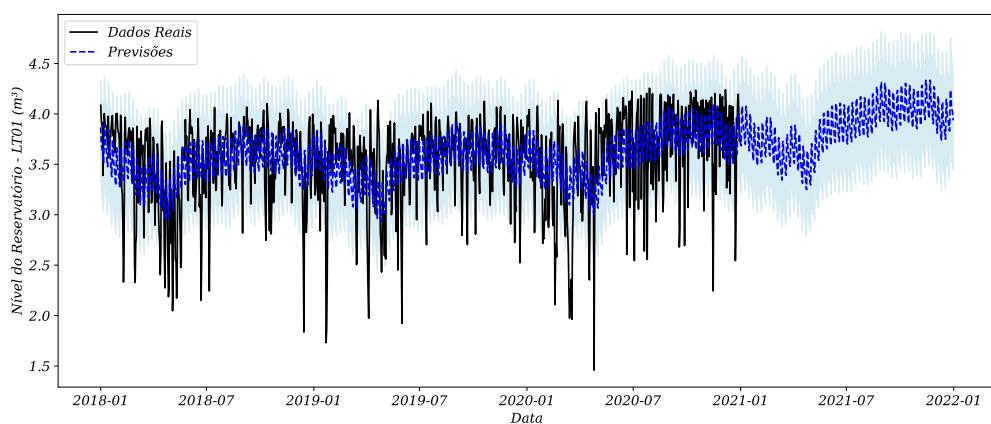
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 22: Comparação entre ARIMAX e SARIMAX



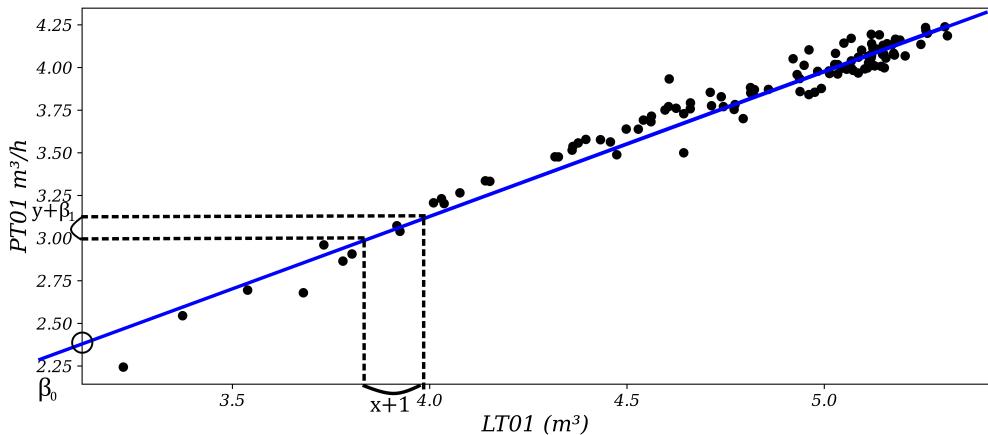
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 23: Previsões do modelo Prophet para o Reservatório LT01



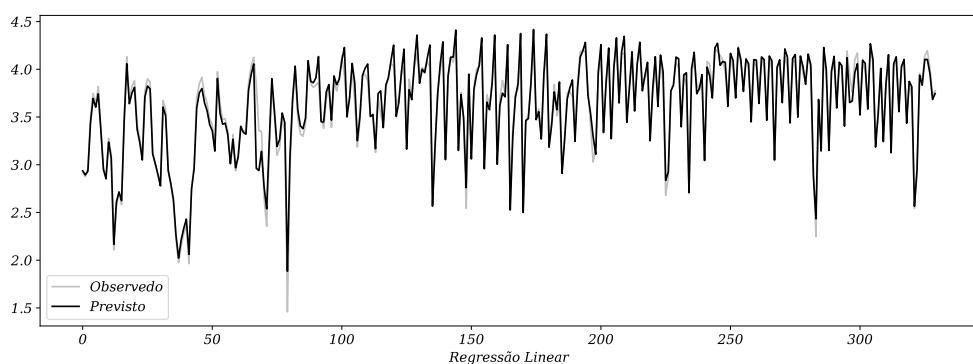
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 24: Regressão linear LT01 vs PT01 correlação 98%



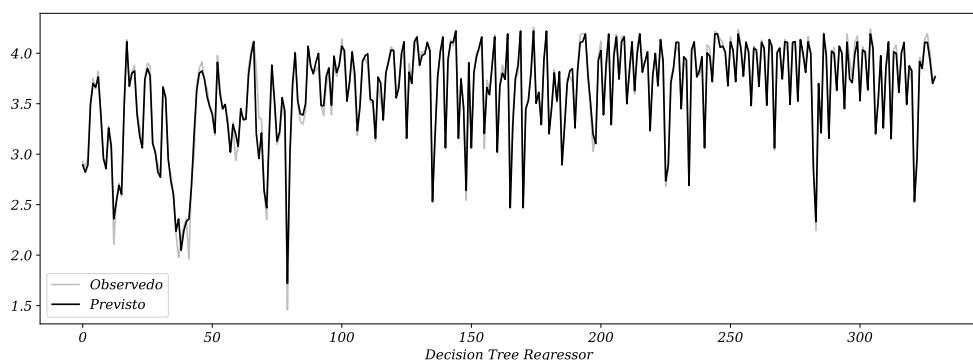
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 25: Regressão linear (LR) um passo a frente



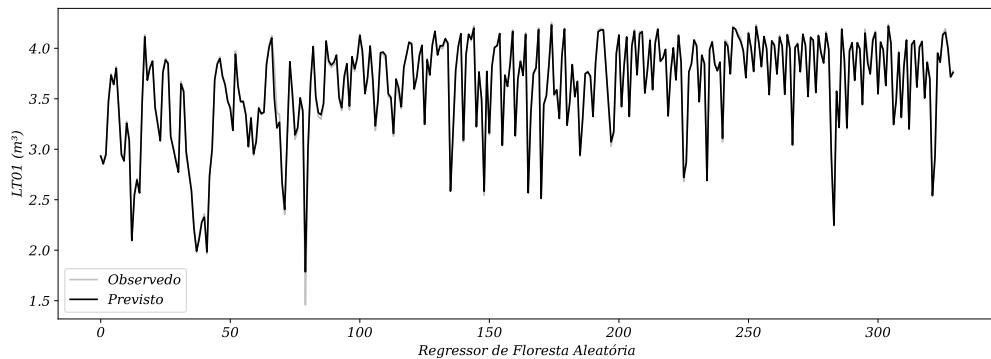
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 26: Regressor de Árvore de Decisão



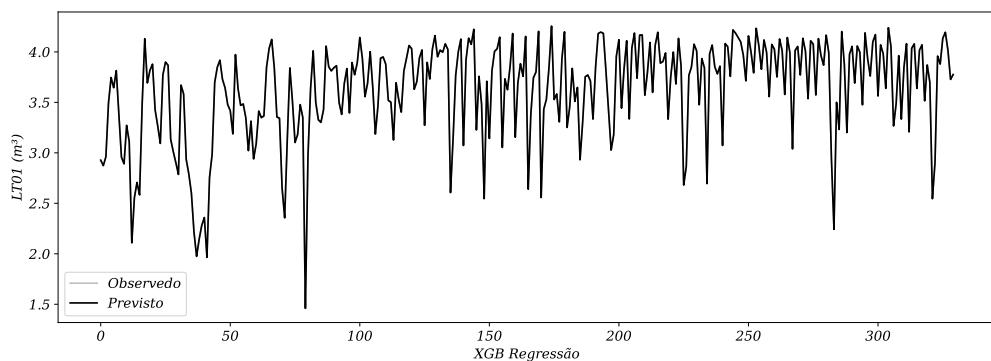
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 27: Regressão da Floresta Aleatória (RFR)

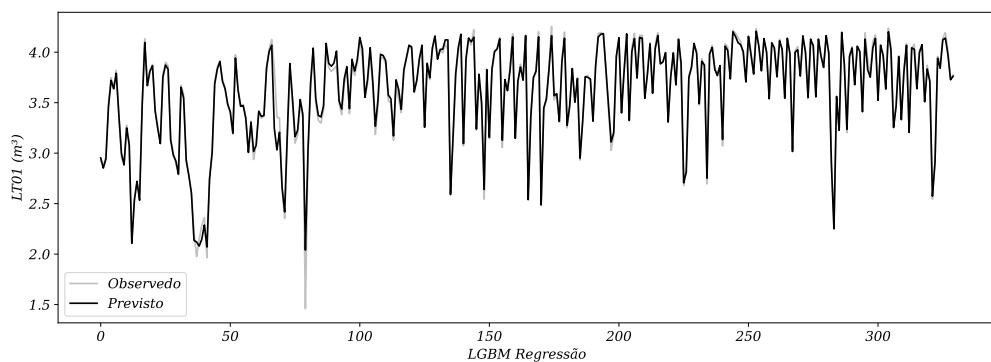


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 28: A performance da regressão utilizando XGBoost e LightGBM é comparada



(a) Regressão XGBoost



(b) Regressão LightGBM

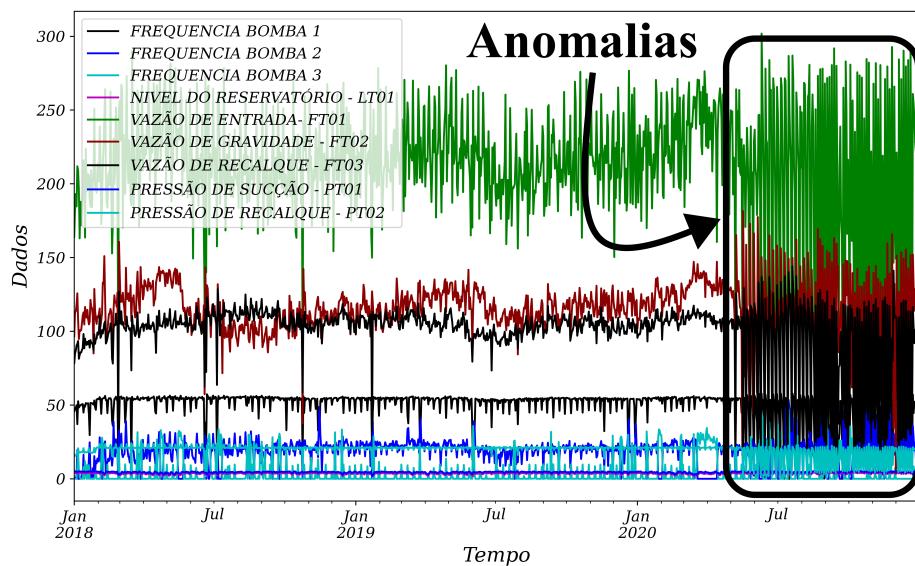
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

4.1.1 Detecção de anomalias

A detecção de anomalias em séries temporais representa um desafio significativo para os previsores, pois requer habilidade em identificar mudanças nos dados, mesmo quando não estão claramente evidentes. Nesse contexto, a coleta de dados realizada ao longo do tempo pela empresa SANEPAR revela anomalias mais expressivas do que inicialmente imaginado. A escassez de água que afetou a cidade de Curitiba se prolongou por vários dias, como é evidenciado pelos gráficos de linha utilizados na etapa de trabalho mencionada (**Etapa 1**). Esses gráficos oferecem uma representação visual clara das variações nos níveis de água ao longo do tempo, auxiliando na compreensão da extensão do problema e na necessidade de uma abordagem adequada.

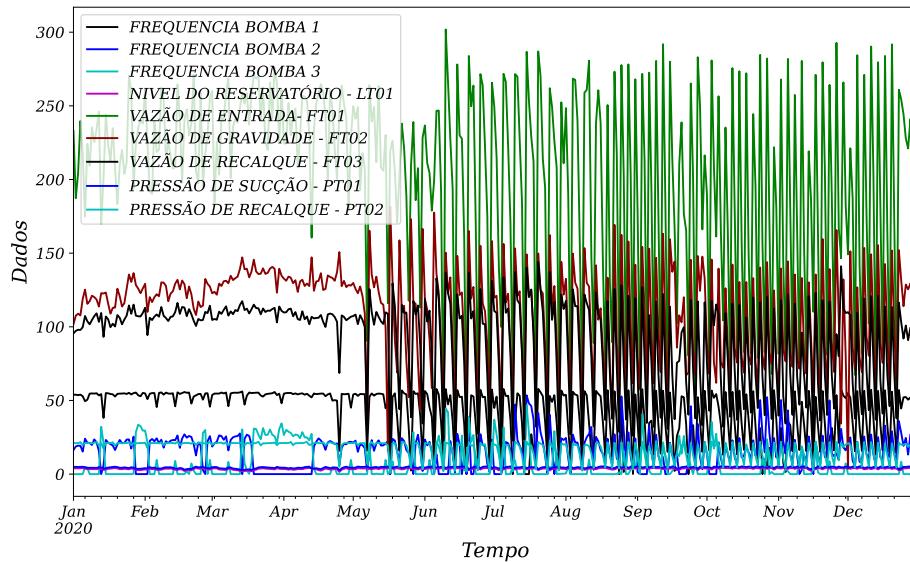
As Figuras 29 e 30 apresentadas ilustram as variações e padrões observados nos dados ao longo do tempo, destacando a importância de explorá-los de maneira apropriada a fim de compreender as anomalias e embasar a tomada de decisões. Os dados coletados possuem uma dimensão de 26.306 linhas e 9 colunas, o período da amostragem é nos anos de 2018 à 2020 e essa ampla quantidade de dados será utilizada nos modelos descritos na subseção mencionada para que seja possível prever e analisar as anomalias evidenciadas.

Figura 29: Dados completos com uma frequência média de 24 horas



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 30: Plotagem de dados para o ano de 2020



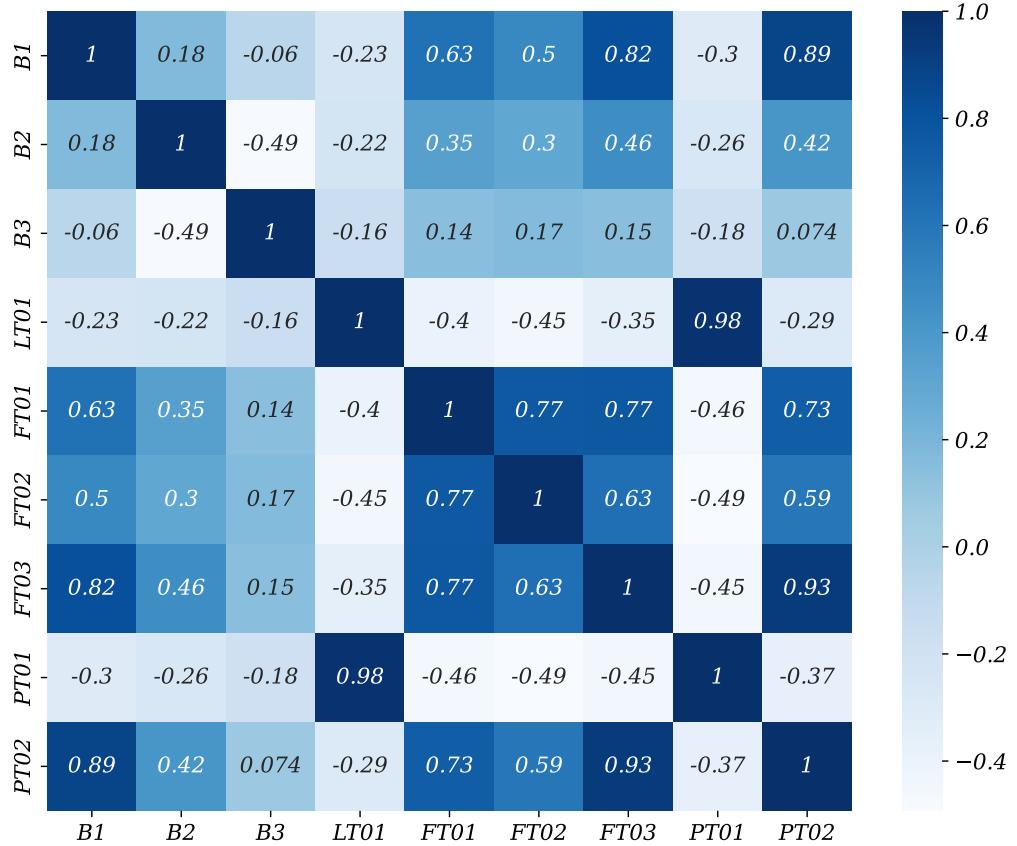
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

4.1.2 Análise Exploratória dos dados (EDA)

A partir do passo **Etapa 1**, foi realizado o EDA (do inglês *Exploratory Data Analysis*) para processar os dados obtidos até o momento. O EDA permite responder às questões de pesquisa levantadas. Conforme mencionado por Yu (2016), na era dos grandes dados, é desafiador descobrir as regras, modelos analíticos e hipóteses por trás dos volumes massivos de dados caóticos, não estruturados e multimídia coletados por meio de vários canais. A análise exploratória de dados foi promovida por John Tukey como uma abordagem para explorar os dados, resumir suas principais características e formular hipóteses que possam direcionar a coleta adicional de dados e experimentos. No contexto de grandes análises de dados, várias técnicas de EDA têm sido adotadas.

Ao analisar a pergunta **Q 1**, que relaciona a demanda com a variável prevista e a pressão para a variável PT01, pode-se observar na Figura 31 que ambas as variáveis apresentam uma correlação quase perfeita, com um coeficiente de correlação de Pearson (r) igual a 1. Portanto, para responder a essa pergunta, basta observar a correlação de Pearson na Figura 31.

Figura 31: Correlação de Pearson



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

A Figura 31 ilustra a correlação entre as variáveis no conjunto de dados em questão. Essa imagem representa graficamente a relação entre as variáveis e é usada para demonstrar a existência de uma correlação forte entre elas. Com base nessa análise, é possível responder à pergunta de pesquisa **Q 1**, pois a correlação entre as variáveis é significativa.

Para responder à pergunta **Q 2**, é criada uma tabela para fornecer uma resposta mais completa.

Tabela 7: Descrição estatística dos dados com o filtro aplicado das 18h às 21h

18 a 21h	B1	B2	B3	LT01	FT01	FT02	FT03	PT01	PT02
Contagem	4385	4385	4385	4385	4385	4385	4385	4385	4385
Média	51,94	27,81	6,41	3,24	112,68	132,93	112,41	4,11	20,80
STD	17,14	17,61	16,77	0,70	132,59	44,78	31,33	0,76	6,14
Min	0	0	0	0,29	0	0	0	0,88	0
25%	57,84	0	0	2,79	0,12	123,96	111,66	3,62	21,72
50%	57,99	34,91	0	3,30	0,12	136,00	118,82	4,15	22,05
75%	57,99	38,02	0	3,78	264,27	148,20	125,63	4,66	23,02
Max	59,99	59,99	59,99	4,40	383,87	326,17	194,35	5,68	28,08

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Na Tabela 7, o desvio padrão é representado pela sigla STD, que corresponde à expressão em inglês “*standard deviation*”. Além disso, em resposta à pergunta Q 2, é importante mencionar que, assim como em qualquer empresa de tratamento de água, é utilizado um mecanismo de acionamento automático chamado "trava de segurança" para evitar que o nível do tanque chegue a zero e haja falta de água nos locais abastecidos por esse tanque. O nível mínimo que o tanque pode alcançar é de $5.29m^3$ (equivalente a 5,29 litros). As bombas são ativadas em sua potência máxima para evitar que sejam acionadas quando o nível do tanque. No entanto, a bomba 1 ainda estaria operando para completar o nível do tanque caso ele esteja dentro dessa faixa.

Em situações de demanda de pico, uma abordagem ideal, embora não necessariamente a mais econômica, seria ter um tanque de reserva adicional e instalar uma tubulação que os conecte. Durante o dia, ambos os tanques seriam abastecidos e, à noite, por meio da ação da gravidade, eles manteriam o mesmo nível até que o consumo atinja um ponto em que as bombas sejam acionadas. Essa estratégia permite um abastecimento contínuo e eficiente de água.

Na pergunta Q 3, observa-se que o tanque tem uma capacidade máxima de $4,256m^3$, o que equivale a 4.256 litros. Para atender a essa demanda e manter o tanque quase cheio ou sempre cheio, é necessário que o fluxo de entrada esteja na faixa de $[238, 302] m^3/h$, o fluxo de gravidade esteja entre $[126, 182] m^3/h$, o fluxo de retorno esteja entre $[110, 144] m^3/h$, a pressão de sucção esteja entre $[1.92, 4.24] mca$ e a pressão de retorno esteja entre $[21, 24] mca$.

Para responder à pergunta Q 4, o ponto de equilíbrio, onde as bombas não precisam ser acionadas, ocorre quando o fluxo de FT01 é de $211 m^3/h$, FT02 é de $114 m^3/h$, FT03 é de $100 m^3/h$ e o nível do tanque está em $3.545 m^3$. No que diz respeito à pergunta

Q 5a., o nível do tanque deve ser de 4,00 m^3 para evitar o funcionamento das bombas durante as horas de pico.

4.1.3 Múltiplas entradas e saída única (MISO)

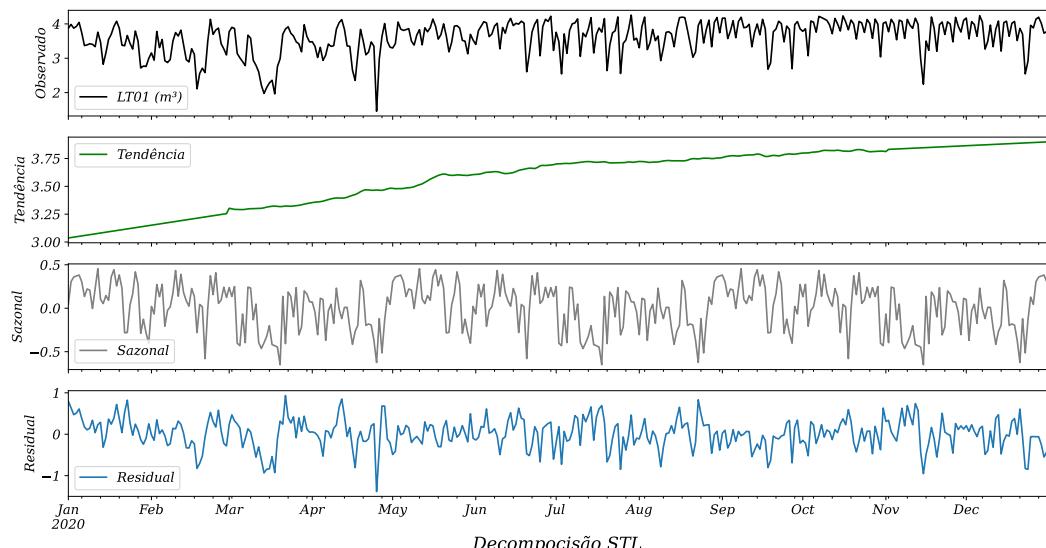
Na etapa **Etapa 2**, foi explorado o modelo MISO (do inglês *Multiple Inputs, Single Output*) na dissertação. O modelo ARIMA, juntamente com suas variantes e extensões, foi amplamente estudado durante a pesquisa, assim como modelos regressivos que envolvem múltiplas variáveis de entrada e uma variável de saída, neste caso, a LT01. As demais variáveis foram utilizadas como suporte para melhorar o modelo do tipo ARIMAX ou modelos com variáveis exógenas. Quando aplicado sem o uso de variáveis exógenas, o modelo ARIMA apresenta apenas uma entrada, semelhante ao modelo de regressão linear (LR). No entanto, ao incluir variáveis exógenas, o modelo se torna MISO, permitindo uma modelagem mais abrangente e considerando a interação de várias variáveis para prever a variável de interesse.

4.1.4 Decomposição STL

Na resposta à pergunta **Q 5b.**, as Figuras 32 e 33 fornecem informações sobre a presença de tendência, sazonalidade e resíduos na série temporal.

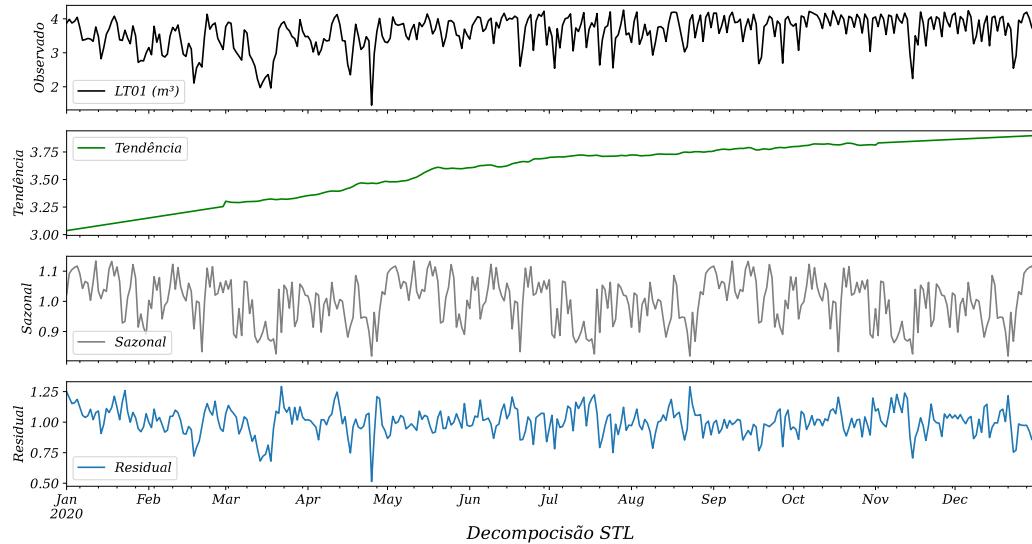
Através da decomposição, é possível analisar se a série apresenta tendência, sazonalidade e resíduos. Ao observar as Figuras 32 e 33, é evidente que os dados exibem ambos os padrões. Isso indica que a série é estacionária, como confirmado pelo seguinte teste.

Figura 32: Decomposição STL aditiva dos dados coletados



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 33: Decomposição STL multiplicativa dos dados coletados

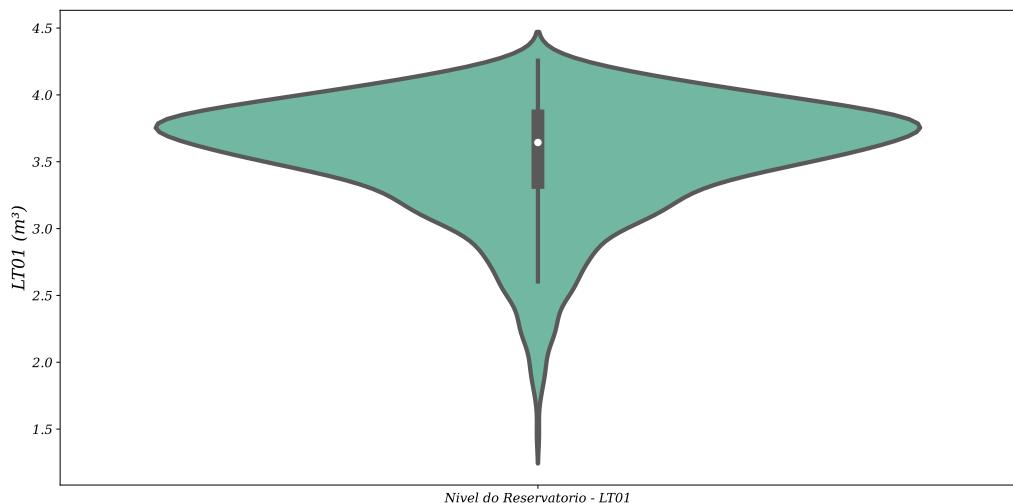


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Teste de Dickey-Fuller (DF) Aumentado:

Estatística de teste ADF: -4,25; Valor de p: 0,001; Atrasos utilizados: 21; Observações: 1074; Valor crítico (1%): -3,44; Valor crítico (5%): -2,86; Valor crítico (10%): -2,57; Com base na forte evidência contra a hipótese nula, podemos rejeitar a hipótese nula. Isso indica que os dados não possuem raiz unitária e são estacionários em Q 5c.. Identificar as horas de pico entre 18h e 21h não é uma tarefa fácil. No entanto, ao observar a Figura 34, podemos notar um aumento na demanda durante essas horas durante o ano de 2020.

Figura 34: Violino no nível do reservatório



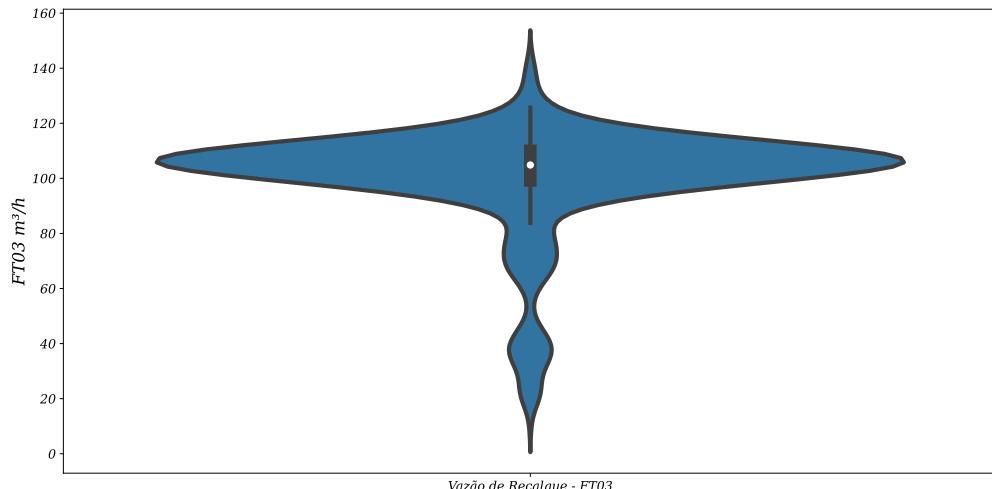
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Conforme mencionado na subseção 1.1.1, as anomalias climáticas ocorridas em 2020, especialmente a falta de chuvas e devido ao COVID-19, tiveram um impacto significativo nos resultados. Isso contribuiu para as mudanças observadas na demanda de água ao longo desse período.

Com relação à pergunta **Q 5d.**, durante as horas de pico, é necessário que o nível do tanque esteja dentro da faixa de $[3.545, 4.256] m^3$ para evitar o acionamento das bombas. Manter o nível do tanque dentro dessa faixa permitirá que o sistema opere de forma eficiente, atendendo à demanda sem a necessidade de acionar as bombas.

Para responder à pergunta **Q 5e.**, a Figura 35 ilustra como a vazão pode ser afetada pelo nível do tanque. É interessante observar que a vazão de recalque tem um impacto mais significativo no nível do tanque em comparação com as outras vazões. Isso ocorre porque a vazão de recalque está associada à injeção de água diretamente no tanque por meio da bomba localizada próxima à base do tanque. Por outro lado, as demais vazões apresentam alguns valores ausentes, o que limita sua influência na análise geral.

Figura 35: Violino da vazão de recalque



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

O ACF (do inglês *Auto-Correlation Function*) é uma medida estatística utilizada para identificar a presença de correlação serial em uma série temporal. Ele calcula a autocorrelação entre os valores da série em diferentes defasagens, ou seja, a correlação entre os valores atuais e os valores passados da série.

O ACF é útil para analisar a dependência temporal dos dados e identificar padrões de sazonalidade, tendência ou outros efeitos temporais. Através do ACF, é possível avaliar se a série exibe autocorrelação significativa em defasagens específicas, o que pode indicar a presença de não estacionariedade ou estrutura temporal que precisa ser considerada na

análise ou modelagem da série temporal.

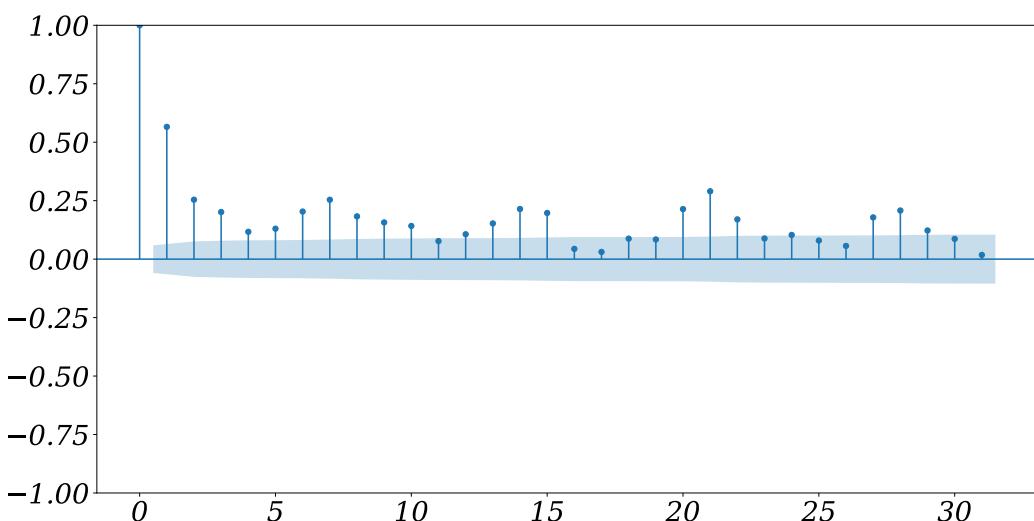
A estatística ADF (do inglês *Augmented Dickey-Fuller*) de $-4,27$ indica a evidência de estacionariedade na série temporal. Quanto mais negativo for o valor da estatística ADF, maior é a evidência de estacionariedade nos dados.

O valor-p de $0,0005$, por sua vez, está associado ao teste ADF. O valor-p é uma medida estatística que representa a probabilidade de obter um resultado igual ou mais extremo do que o observado, sob a suposição de que a hipótese nula seja verdadeira. No caso do teste ADF, a hipótese nula é a presença de raiz unitária na série temporal, o que indica não estacionariedade. Assim, um valor-p baixo (geralmente abaixo de um nível de significância predefinido, como $0,05$) sugere que a série temporal é estacionária, enquanto um valor-p alto sugere que a série temporal é não estacionária. Neste caso, o valor-p de $0,0005$ é bastante baixo, o que indica forte evidência contra a hipótese nula e sugere que a série temporal é estacionária.

Na Figura 37, pode-se observar a diferença entre a autocorrelação (ACF) exibida na Figura 37 e a autocorrelação parcial (PACF) exibida na Figura 38. A autocorrelação é uma medida da correlação entre os valores da série temporal em diferentes defasagens, levando em consideração tanto a correlação direta quanto a correlação indireta. Por outro lado, a autocorrelação parcial mede apenas a correlação direta entre os valores, desconsiderando a influência das defasagens intermediárias. Essas análises são úteis para identificar padrões e relações de dependência entre os valores da série temporal, fornecendo informações importantes para a modelagem e previsão desses dados.

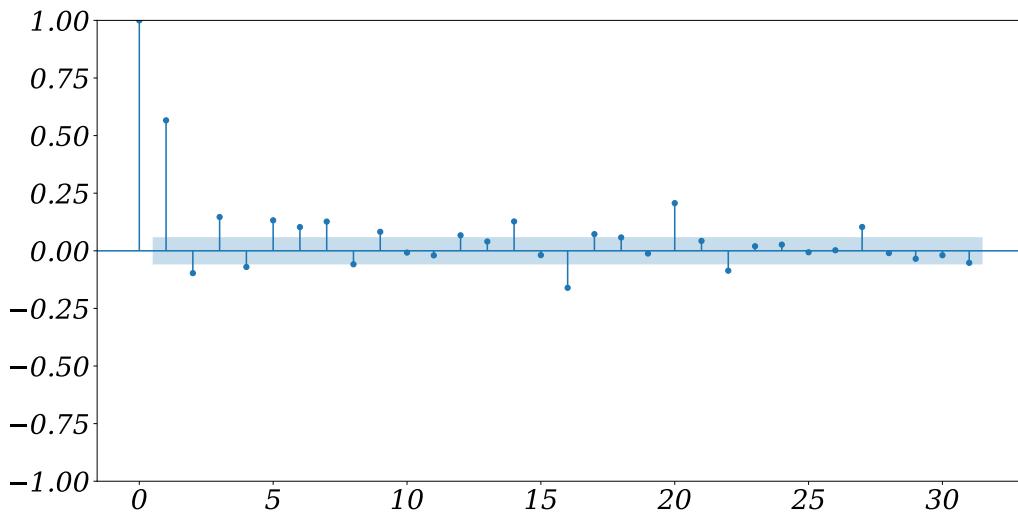
Figura 36: Autocorrelação e Autocorrelação parcial

Figura 37: ACF



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 38: PACF



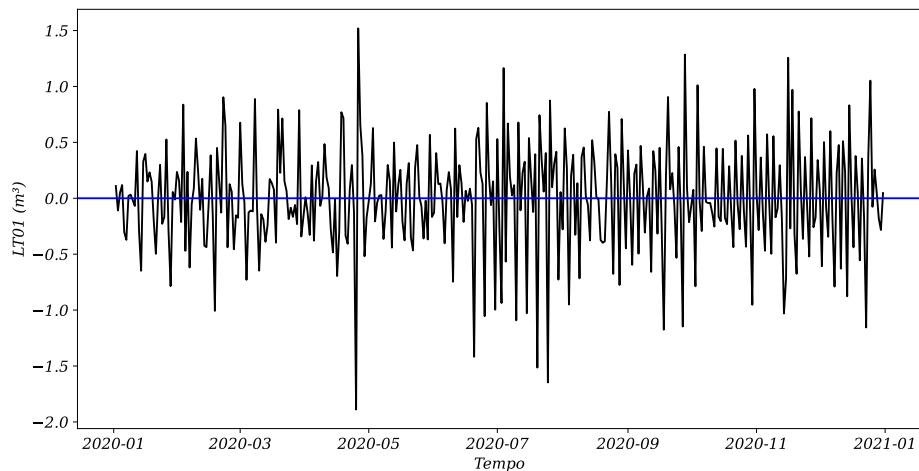
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

O intervalo de confiança padrão de 95% é representado pela marca azul na Figura. As observações que estão fora desse intervalo são consideradas estatisticamente correlacionadas, indicando a presença de padrões ou estrutura na série temporal.

A correlação visualizada na Figura ?? é fundamental para a interpretação do teste DF. Em uma série de ruído branco, os valores são completamente aleatórios e não apresentam correlação significativa. Portanto, quando há correlação presente na série, isso indica a existência de padrões ou dependências entre os valores, o que pode ser explorado para a modelagem e previsão da série temporal.

Na Figura 39, é possível observar uma série temporal que pode ser caracterizada como ruído branco. Uma série temporal é considerada ruído branco se suas variáveis forem independentes e distribuídas de forma idêntica, com média zero. Isso implica que todas as variáveis possuem a mesma variância (σ^2) e que cada valor não possui correlação com os demais valores da série.

Figura 39: Ruído branco



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Importante destacar o comprimento dos zeros na variável prevista, o que conclui a etapa **Etapa 3**.

4.1.5 Separação dos dados

Na etapa **Etapa 4**, os dados foram divididos em conjuntos de treinamento, teste e validação. Essa prática é comum entre profissionais de aprendizado de máquina, pois permite avaliar o desempenho do modelo em conjuntos de dados diferentes.

Quanto à divisão dos dados, foi adotada uma estratégia básica em que 70% dos dados foram destinados ao conjunto de treinamento e os 30% restantes foram reservados para o conjunto de teste. Dentro dos 70% de treinamento, foi realizada uma subdivisão em que 80% desses dados foram usados novamente para treinamento e os 20% restantes foram utilizados para validação. Essa abordagem foi implementada em linguagem de programação para facilitar o processo e evitar a necessidade de recalculá-la a cada modificação do modelo.

4.1.6 Modelagem e Seleção do Modelo

A estratégia recursiva é mencionada por Petropoulos et al. (2022) como uma abordagem eficaz na previsão de séries temporais de múltiplos passos. De acordo com o autor, essa estratégia envolve o uso de previsões anteriores como entradas para prever os próximos passos da série temporal. A abordagem recursiva tem demonstrado potencial para melhorar a acurácia das previsões de séries temporais de longo prazo.

Na Etapa **Etapa 5**, discute-se a previsão dos dados em uma janela de horizonte de

previsão estendida, abrangendo diferentes períodos de tempo, como um dia, uma semana, duas semanas e um mês. Essa estratégia de previsão recorrente permite a comparação entre modelos de regressão e modelos ARIMA em diferentes horizontes temporais.

Essa abordagem é vantajosa, pois cada modelo possui suas próprias características e desempenho ao lidar com previsões de curto prazo, como um dia, e previsões de prazo mais longo, como um mês. Ao utilizar uma janela de previsão mais ampla, é possível observar e avaliar melhor as diferenças entre os modelos e analisar seu desempenho em horizontes de tempo variados.

Além desses modelos, vários outros foram implementados no documento, tais como Decision Tree Regressor, RFR, XGBRegressor, LGBMRegressor, LSTM, GRU, Prophet, RNN, Transformer, CNN e ANN, a fim de obter o melhor resultado para o tema de pesquisa.

4.1.7 Horizonte

Na etapa **Etapa 6**, o horizonte de previsão foi personalizado com base no método recursivo de previsão de série temporal e na previsão do nível do tanque LT01. Foram selecionados os seguintes passos para a previsão à frente: um dia, uma semana, duas semanas e um mês. Essa escolha do horizonte de previsão foi feita levando em consideração a estratégia recursiva e os objetivos específicos do estudo. Identifica-se que essa janela de tempo proporciona uma análise mais adequada e comparável entre os modelos utilizados.

4.1.8 Previsão e Avaliação

A partir da etapa **Etapa 7**, foram empregadas três métricas amplamente utilizadas na literatura para avaliar e comparar os modelos ARIMA e os modelos de regressão. Essas métricas foram detalhadas na seção 3.8.

Ao analisar os modelos desenvolvidos, observou-se que o modelo Decision Tree Regressor (DTR) obteve o melhor desempenho tanto para previsões de curto prazo, com uma janela de modelagem de 24 horas, quanto durante as horas de pico, que ocorrem entre 18h e 21h. Além disso, os modelos MA, AR, SARIMA, ARIMA, SARIMAX, ARIMAX, ARX, LGBMRegressor, XGBRegressor, RFR, RNN, ANN, CNN, GRU, LSTM, Prophet e Transformer também apresentaram resultados satisfatórios, seguindo uma ordem decrescente de desempenho.

No contexto de previsões de longo prazo, como nos casos de 30 dias, procedeu-se à avaliação dos modelos ARMA, AR, MA, ARIMA, ARIMAX, ARX, SARIMA, SARIMAX, XGBRegressor, RFR, LGBMRegressor, DTR, RNN, ANN, CNN, GRU, LSTM, Prophet e Transformer. Mais uma vez, observou-se que os modelos que incorporam variáveis

exógenas parecem apresentar uma capacidade superior de previsão em relação aos demais modelos. Essa tendência é claramente evidenciada nas Figuras de 44 a 57 e nas Tabelas de 10 a 13, onde os valores menores estão destacados em **negrito** para facilitar a análise. Vale destacar que o modelo de rede neural recorrente (RNN) se sobressai tanto nos conjuntos de treinamento quanto na avaliação geral, consolidando-se como o modelo mais eficaz nas previsões realizadas.

4.1.9 Teste de Significância

Na etapa **Etapa 8**, realizou-se o teste de Friedman e o teste de Nemenyi para comparar as classificações médias entre os diversos classificadores. O teste de Nemenyi é uma ferramenta de comparação múltipla frequentemente empregada após a aplicação de testes não paramétricos com três ou mais fatores.

A matriz de comparação entre os classificadores, apresentada na Tabela 8, exibe os valores de comparação múltipla de Nemenyi, onde as entradas evidenciam as diferenças significativas entre os pares de classificadores.

A Tabela 8 apresenta os resultados do teste de Nemenyi, um método utilizado para comparar as classificações médias entre diferentes classificadores após a aplicação de testes não paramétricos com três ou mais fatores. Cada célula da tabela mostra os valores de comparação múltipla de Nemenyi, que indicam as diferenças significativas entre os pares de classificadores. O valor na interseção da linha i e da coluna j representa a diferença significativa entre os classificadores i e j .

Tabela 8: Teste Nemenyi

Nemenyi	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	1,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
1	0,001	1,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,157
2	0,001	0,001	1,000	0,847	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3	0,001	0,001	0,847	1,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
4	0,001	0,001	0,001	0,001	1,000	0,001	0,001	0,001	0,001
5	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	1,000	0,001	0,001	0,001
6	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	1,000	0,001	0,001
7	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	1,000	0,001
8	0,001	0,157	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	1,000

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

No contexto do estudo, os resultados da análise comparativa revelaram diferenças estatisticamente significativas entre vários pares de classificadores, como indicado pelas

entradas da tabela. Isso sugere que pelo menos um modelo é considerado estatisticamente superior aos demais, com base nas comparações realizadas.

O valor crítico CD foi utilizado para determinar se dois classificadores eram significativamente diferentes entre si. Esse valor é calculado com base no valor crítico obtido da Tabela 8 de teste de Nemenyi, o número de classificadores e o número total de amostras. O valor CD é uma métrica que auxilia na interpretação das diferenças entre os classificadores, ajudando a identificar quais pares de classificadores apresentam diferenças estatisticamente significativas.

Os resultados da pesquisa indicaram a existência de evidências estatísticas que sugerem a superioridade de pelo menos um modelo em relação aos demais. Além disso, a análise de comparação significativa entre os modelos revelou pares de classificadores que apresentam diferenças estatisticamente significativas em seus desempenhos. Essas informações são valiosas para a seleção e avaliação dos modelos de classificação, permitindo uma compreensão mais precisa das diferenças de desempenho entre os classificadores avaliados no estudo.

Modelo com menor valor em cada métrica:

Primeiramente, os diversos modelos de previsão de séries temporais foram avaliados para um horizonte de previsão de 30 dias. Para cada métrica (**sMAPE**, **MAE** e **RRMSE**), identificou-se o modelo que apresentou o menor valor. A métrica **sMAPE** apontou que o modelo **RNN** obteve o menor valor. Quanto à métrica **MAE**, novamente o modelo **RNN** demonstrou o menor valor. A métrica **RRMSE** também indicou que o modelo **RNN** teve o menor valor.

Evidências estatísticas de que pelo menos um modelo é superior:

Para validar estatisticamente as diferenças entre os modelos, foi realizado um teste estatístico denominado **Teste de Friedman**. Esse teste avalia o desempenho dos modelos em todas as métricas simultaneamente. O resultado do teste de Friedman revelou **evidências estatísticas** que pelo menos um dos modelos apresenta superioridade estatística em relação aos demais, considerando um nível de significância de 0.05.

Comparação significativa entre modelos - Teste de Nemenyi:

A fim de determinar quais modelos apresentam diferenças estatisticamente significativas entre si, foi conduzido o **teste de comparações múltiplas de Nemenyi**. Esse teste avalia todos os pares possíveis de modelos e identifica quais deles possuem diferenças estatisticamente significativas. Os resultados indicaram **diferenças estatisticamente significativas** entre vários pares de modelos. Especificamente:

O modelo **RNN** apresentou diferenças significativas em relação aos modelos **LSTM** e **GRU**. O modelo **LSTM** apresentou diferenças significativas em relação ao modelo **RNN**. O modelo **GRU** exibiu diferenças significativas em relação ao modelo **RNN**. Com

base na análise estatística de Friedman e no teste de comparações múltiplas de Nemenyi, conclui-se que o modelo **RNN** apresenta o melhor desempenho geral em relação às métricas consideradas (**sMAPE**, **MAE** e **RRMSE**) para um horizonte de previsão de 30 dias, utilizando os dados completos.

4.1.10 Comparação dos Modelos

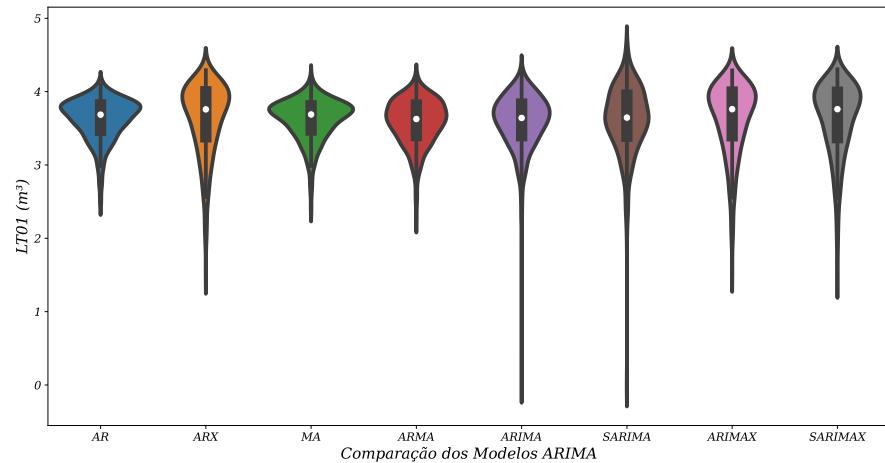
Com o objetivo de obter uma análise mais aprofundada do desempenho de cada modelo, foi realizada uma comparação por meio de um gráfico de violino. Dessa forma, pôde-se observar qual dos modelos apresentava o melhor desempenho.

Ao examinar os modelos representados nas Figuras 40 e 41, identifico os modelos que se destacam em relação à natureza dos dados. Na Figura 42b, que compara os modelos ARIMA e XGBoost com outros, torna-se evidente que os modelos ARIMA como AR, ARX, MA, ARMA, ARIMAX e SARIMAX demonstram um desempenho sólido. Além disso, os modelos baseados em gradientes e regressão, como o XGBoost, exibem resultados comparáveis, beneficiando-se da otimização por meio do Optuna, uma abordagem mais eficaz em relação aos tradicionais Grid Search e Randomized Search.

Na Figura 42a, que contrasta as redes neurais com o modelo Prophet, é importante destacar que os modelos de redes neurais, incluindo RNN, LSTM, GRU, ANN, CNN e Transformer, foram avaliados em conjunto com o modelo Prophet. A análise estatística também demonstrou que o modelo RNN se sobressai como o vencedor entre as métricas avaliadas. Essa conclusão é respaldada pelas evidências de que pelo menos um modelo é superior aos demais. Os modelos com valores de p-valor abaixo de 0,05 foram realçados em *italico* para enfatizar sua significância.

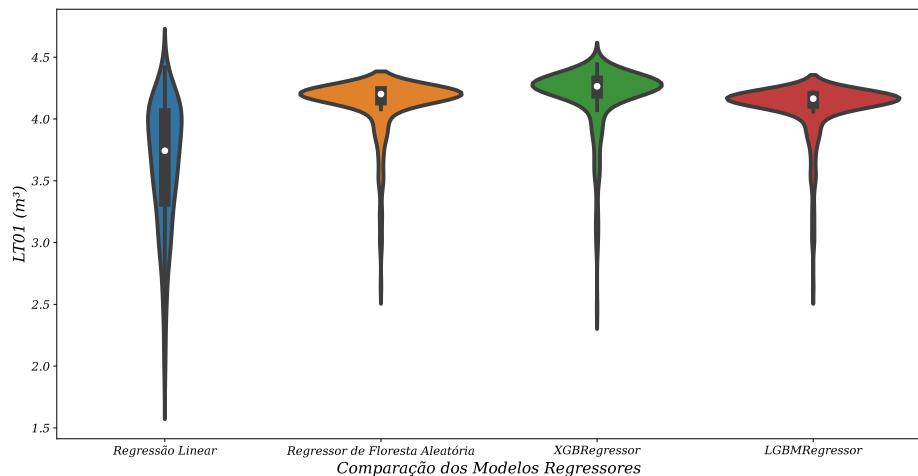
A avaliação da eficácia dos modelos ARIMA em previsões de longo prazo emprega o teste de Ljung-Box, conforme detalhado no Apêndice B. As Tabelas 14a a 14d ilustram a acurácia dos modelos ARIMA ao longo do tempo, com valores menores sendo destacados em **negrito** e *italico* para facilitar a interpretação. Modelos como ARX, ARIMAX e SARIMAX, que incorporam variáveis exógenas, demonstram um desempenho superior nesse contexto. Esses modelos não lineares apresentam uma capacidade de previsão robusta em horizontes temporais mais longos, diferenciando-se positivamente dos outros modelos ARIMA.

Figura 40: Comparação dos modelos ARIMA



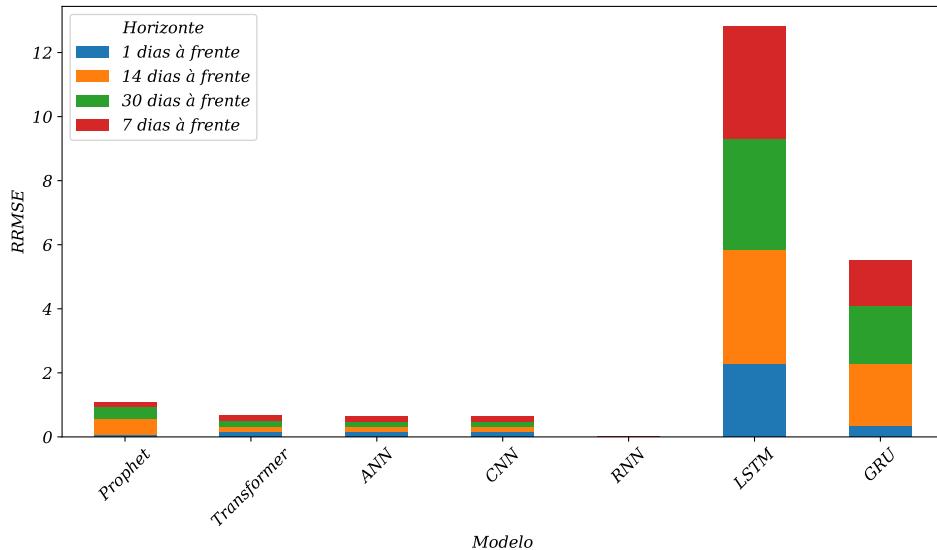
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 41: Comparação de modelos de regressão

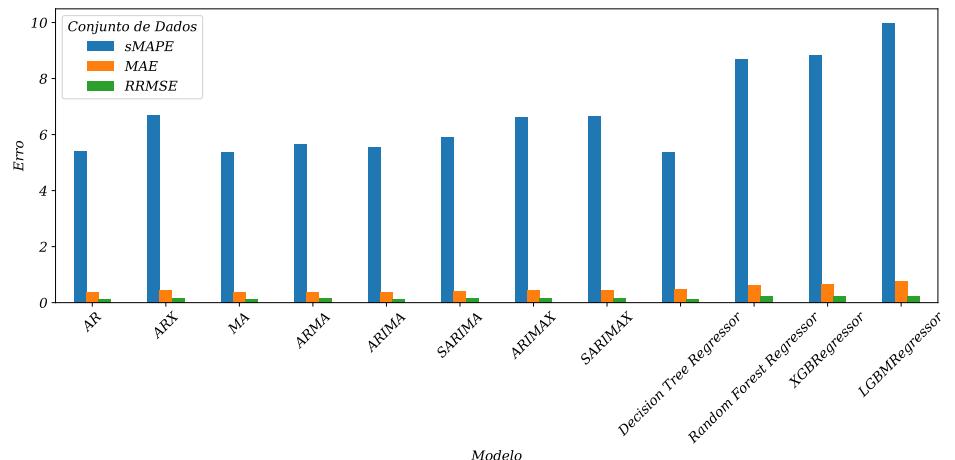


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 42: Análise Comparativa dos Modelos Utilizando Gráfico de Barras



(a) Comparação de Modelos de Redes Neurais e Prophet através da Métrica RRMSE



(b) Comparação de modelos

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

4.2 Aplicação do Mundo Real

A previsão da demanda de água é uma preocupação fundamental para muitas organizações e autoridades responsáveis pelo abastecimento de água. Neste estudo de caso, explorou-se como a análise de séries temporais pode ser aplicada para prever a demanda de água ao longo do tempo.

A análise de séries temporais é uma abordagem comumente utilizada para prever padrões futuros com base em dados históricos. No estudo, foram aplicadas técnicas de modelagem e previsão, permitindo obter valiosos sobre a demanda de água futura. Diversos modelos, como ARIMA e SARIMA, foram empregados para analisar os dados

históricos e gerar previsões confiáveis. Ao longo do estudo, identificaram-se sazonalidades na demanda de água, bem como padrões de consumo que variam ao longo do tempo. Essas informações são essenciais para o planejamento adequado do abastecimento de água, permitindo uma alocação eficiente dos recursos e uma resposta adequada às flutuações de demanda.

A aplicação da análise de séries temporais na previsão da demanda de água proporciona uma base sólida para a tomada de decisões informadas. Com base nos resultados obtidos, é possível ajustar estratégias de gerenciamento, antecipar picos de demanda e otimizar o uso dos recursos hídricos disponíveis. Em suma, este estudo demonstrou que a análise de séries temporais é uma abordagem eficaz para prever a demanda de água ao longo do tempo. Ao fornecer precisos e confiáveis, essa técnica contribui para o planejamento e o gerenciamento eficiente do abastecimento de água, promovendo a sustentabilidade e a utilização racional dos recursos hídricos.

4.2.1 Descrição do Sistema de Abastecimento de Água

Foram realizadas análises e modelagens utilizando a abordagem de séries temporais para prever a demanda diária de água em uma determinada cidade para os próximos seis meses. Os resultados obtidos forneceram valiosos sobre a demanda futura e contribuíram para um melhor planejamento do abastecimento hídrico. A seguir, apresentam-se as principais conclusões para cada uma das perguntas de pesquisa:

Q 1: Qual é a adequação da pressão atual para atender à demanda diária?

Após análise dos dados e das métricas utilizadas, conclui-se que a pressão atual é adequada para atender à demanda diária. Durante o período analisado, não foram identificadas situações de pressão insuficiente que afetassem o fornecimento de água.

Q 2: Qual é o volume mínimo de água necessário no reservatório para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico?

Com base na frequência de funcionamento das bombas e na demanda durante o horário de pico, determinou-se que é necessário manter um volume mínimo de água no reservatório, correspondente a 5285,90 litros, para evitar o acionamento das bombas nesse período.

Q 3: Qual é a vazão ótima para atender à demanda diária?

Após análise e modelagem dos dados, identificou-se que a vazão ótima para atender à demanda varia conforme o período do dia e as características sazonais. A pressão necessária para atender à demanda é de 3,60 PSI (do inglês *pound-force per square inch*) na sucção.

Q 4: Como encontrar o ponto de equilíbrio entre a demanda e a vazão?

Após análise e modelagem dos dados, foi constatado que não existe um ponto de equilíbrio entre a demanda e a vazão no reservatório. No entanto, identificou-se um volume mínimo de reserva de 3.545 litros que permite manter um armazenamento adequado no reservatório sem a necessidade de acionar as bombas durante o período de maior custo energético.

Embora essa estimativa de volume mínimo seja importante para garantir o abastecimento contínuo durante o período de pico, é importante ressaltar que não há um equilíbrio perfeito entre a demanda e a vazão nos dados analisados. Portanto, é necessário considerar estratégias adicionais, como otimização do sistema de abastecimento e gerenciamento eficiente dos recursos hídricos, para atender de forma adequada às necessidades da população.

Q 5: Qual é o impacto do acionamento das bombas durante o horário de pico?

Confirmou-se que a ativação das bombas de sucção durante o período de 18h às 21h resulta em um maior custo energético para a SANEPAR. Portanto, é recomendado evitar o acionamento das bombas durante esse período, utilizando estratégias de armazenamento e gerenciamento eficientes.

4.2.2 Estudo de Caso 1

As questões de pesquisa levantadas neste estudo foram cuidadosamente abordadas e respondidas ao longo da análise. A seguir, apresenta-se as respostas para cada uma das questões:

Q 1 Com base nos resultados obtidos, conclui-se que as pressões atuais das variáveis **PRESSÃO DE SUCÇÃO - PT01** e **PRESSÃO DE RECALQUE - PT02** são adequadas para atender à demanda diária. O percentil 10 das pressões de sucção (3,48 mca) indica que apenas 10% dos valores estão abaixo desse limite, o que sugere que a pressão de sucção geralmente se mantém em níveis adequados para o funcionamento adequado do sistema. Da mesma forma, o percentil 90 das pressões de recalque (24,02 mca) indica que apenas 10% dos valores estão acima desse limite, evidenciando que a pressão de recalque também se mantém dentro dos padrões necessários para atender à demanda diária. Esses resultados indicam que as pressões de sucção e de recalque estão em conformidade com as exigências do sistema, fornecendo a pressão necessária para o adequado abastecimento de água.

Q 2 Com base na frequência de funcionamento das bombas e na demanda durante o horário de pico, determinou-se que é necessário manter um volume mínimo de água no reservatório, correspondente a 5285,90 litros, para evitar o acionamento das bombas nesse período. A vazão ótima para atender à demanda diária do tanque é determinada pelas faixas de fluxo de entrada, gravidade e retorno, juntamente com as faixas de pressão de

sucção e retorno. Com base nas informações fornecidas na pergunta **Q 3**, para manter o tanque quase cheio ou sempre cheio, as seguintes faixas de vazão devem ser consideradas:

Fluxo de entrada: entre $238 \text{ m}^3/\text{h}$ e $302 \text{ m}^3/\text{h}$; Fluxo de gravidade: entre $126 \text{ m}^3/\text{h}$ e $182 \text{ m}^3/\text{h}$; Fluxo de retorno: entre $110 \text{ m}^3/\text{h}$ e $144 \text{ m}^3/\text{h}$; Pressão de sucção: entre $1,92 \text{ mca}$ e $4,24 \text{ mca}$; Pressão de retorno: entre 21 mca e 24 mca . Essas faixas de vazão e pressão garantem que a demanda diária do tanque seja atendida de forma adequada, mantendo o nível de água próximo ao máximo e garantindo a pressão necessária para o funcionamento adequado do sistema de abastecimento de água.

Para responder à pergunta **Q 4** sobre o ponto de equilíbrio entre a demanda e a vazão, o sistema alcança o equilíbrio quando a vazão da FT01 é de $211 \text{ m}^3/\text{h}$, a vazão da FT02 é de $114 \text{ m}^3/\text{h}$, a vazão da FT03 é de $100 \text{ m}^3/\text{h}$ e o nível do tanque está em 3.545 m^3 . Nesse ponto de equilíbrio, as bombas não precisam ser acionadas, o que indica que o sistema de abastecimento de água está em uma condição estável. Esses valores de vazão e nível do tanque permitem atender à demanda diária sem a necessidade de tomar medidas adicionais.

4.2.3 Estudo de Caso 2

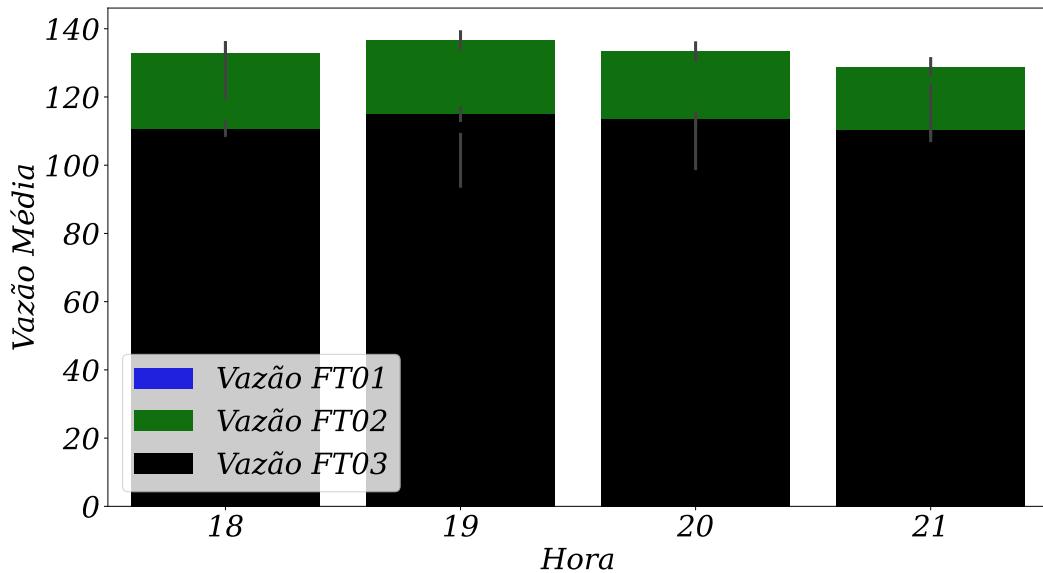
(**Q 5**) Confirmou-se que a ativação das bombas de succão durante o período de 18h às 21h resulta em um maior custo energético para a SANEPAR. Portanto, é recomendado evitar o acionamento das bombas durante esse período, utilizando estratégias de armazenamento e gerenciamento eficientes.

(**Q 5)a.** Verificou-se que, para evitar o acionamento das bombas durante o horário de pico (18h às 21h) sem comprometer o abastecimento de água para a população, é necessário manter o nível do reservatório acima de 4.000 litros.

(**Q 5)b.** Ao analisar os dados dos últimos 3 anos do Bairro Alto, identificou-se a presença de tendências sazonais e padrões de consumo de água. Essas informações são valiosas para compreender os padrões de demanda e planejar o abastecimento de forma mais eficiente.

(**Q 5)c.** Observou-se que os horários de pico, nesse caso, correspondem aos períodos em que há maior consumo de água. Esses horários são críticos para o abastecimento, pois a demanda é significativamente maior, exigindo uma gestão cuidadosa dos recursos hídricos nesse intervalo de tempo. É importante monitorar e garantir que haja suprimento adequado nesses horários para atender à demanda da população.

Figura 43: Demanda Média das Variáveis de Fluxo



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

O gráfico de barras apresentado na Figura 43 mostra a demanda média das variáveis de fluxo (Vazão de Entrada-FT01, Vazão de Gravidade-FT02 e Vazão de Recalque-FT03) durante o intervalo das 18h às 21h. Cada barra representa a média da demanda para cada variável em um horário específico dentro desse intervalo. A altura de cada barra indica a magnitude da demanda média para a respectiva variável. Essa visualização permite que sejam identificados os horários em que as variáveis de fluxo apresentaram maior demanda, o que é útil para o planejamento e gerenciamento adequado do sistema.

A questão de pesquisa Q 5c. foi respondida através da análise dos dados, permitindo a identificação dos horários de maior demanda durante o período das 18h às 21h. A tabela a seguir apresenta os resultados para as três variáveis estudadas: vazão de entrada-FT01, vazão de gravidade-FT02 e vazão de recalque-FT03.

Tabela 9: Demanda de água

Variável	Horário de Maior Demanda	Valor da Demanda
Vazão de entrada - FT01	2020/10/08 21:00:00	383,87m ³ /h
Vazão de gravidade - FT02	2020/10/20 18:00:00	326,17m ³ /h
Vazão de recalque - FT03	2020/11/26 19:00:00	194,35m ³ /h

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Os resultados destacam os horários específicos em que cada variável apresentou maior demanda dentro do intervalo das 18h às 21h, fornecendo importantes para o planejamento e gerenciamento adequado do sistema. A tabela 9 resume essas informações.

(Q 5)d. Durante as horas de pico, é necessário que o nível do reservatório esteja mantido dentro na média de $3.9005\ m^3$ para evitar o acionamento das bombas. Manter o nível do reservatório dentro dessa faixa permitirá que o sistema opere de forma eficiente, atendendo à demanda de água sem a necessidade de acionar as bombas.

(Q 5)e. É importante destacar que a vazão de recalque exerce um impacto mais significativo no nível do reservatório em comparação com as outras vazões. Essa diferença se deve ao fato de que a vazão de recalque está diretamente relacionada à injeção de água no reservatório por meio da bomba localizada próxima à sua base. Em contraste, as demais vazões possuem alguns valores ausentes, o que limita sua influência na análise geral do sistema.

5 Conclusões

Na dissertação realizada, foi conduzido um estudo abrangente sobre a previsão da demanda de água por meio da análise de séries temporais. Através da análise exploratória dos dados e da aplicação da decomposição STL, foram identificados padrões sazonais e tendências na demanda de água.

Com base nos resultados obtidos, conclui-se que a abordagem de séries temporais é uma ferramenta eficaz para prever a demanda futura de água. Os resultados também indicaram a importância de considerar as flutuações sazonais e as diferentes partes do dia ao determinar a vazão ótima e o volume mínimo de reserva no reservatório.

Apesar dos avanços alcançados nesta pesquisa, é importante ressaltar que existem algumas limitações a serem consideradas. Primeiramente, a análise foi baseada em dados históricos de demanda de água de uma única região, limitando a generalização dos resultados para outras áreas geográficas. O estudo não levou em conta fatores externos, como mudanças climáticas ou eventos imprevistos, que podem influenciar a demanda de água.

Para pesquisas futuras, sugere-se abordar essas limitações e expandir o escopo do estudo. Uma proposta seria coletar dados de demanda de água de diferentes regiões e considerar variáveis climáticas e socioeconômicas para aprimorar a precisão das previsões. Outra proposta futura seria investigar estratégias adicionais para o gerenciamento eficiente dos recursos hídricos, como a implementação de sistemas de reúso de água, a promoção de práticas de conservação e o desenvolvimento de fontes alternativas de abastecimento. Essas medidas podem contribuir para a sustentabilidade do abastecimento de água e reduzir a dependência de recursos naturais limitados.

5.1 Limitações da Pesquisa

Embora o estudo tenha alcançado resultados significativos e sobre o tema em questão, algumas limitações podem ser identificadas. Uma das principais restrições desta pesquisa reside na ausência de exploração de modelos avançados de redes neurais, como LSTM, RNN, GRU, ANN, CNN, Transformer e o modelo Prophet. Esses modelos, amplamente reconhecidos em problemas de processamento de linguagem natural, apresentam atributos distintos que podem potencializar o desempenho e a compreensão dos padrões presentes nos dados.

Para estudos subsequentes, recomenda-se também investigar a influência de outros fatores e características nos modelos de aprendizado de máquina aplicados à detecção de fraudes em transações financeiras. Por exemplo, é pertinente explorar o impacto de informações demográficas dos usuários, dados geográficos e histórico de comportamento

de transações anteriores. Além disso, uma análise mais aprofundada das técnicas de engenharia de recursos e seleção de variáveis pode ser realizada, objetivando identificar quais atributos possuem maior relevância para a detecção de fraudes e, dessa forma, aprimorar a precisão dos modelos.

5.2 Propostas Futuras

Apesar dos resultados promissores evidenciados por esta pesquisa, é essencial reconhecer suas limitações e instigar a exploração de novos horizontes em pesquisas subsequentes. Para aprimorar ainda mais a detecção de fraudes em transações financeiras, recomenda-se uma análise mais profunda e abrangente, que investigue modelos de redes neurais mais avançados, a implementação de técnicas de otimização matemática mais refinadas e a inclusão cuidadosa de variáveis exógenas em todos os modelos pertinentes.

A incorporação dos modelos LSTM, RNN, GRU, ANN, CNN, Transformer e do modelo Prophet à pesquisa amplia significativamente o escopo da investigação. Notavelmente, o RNN demonstrou sua eficácia nesse contexto. No entanto, é imprescindível salientar a necessidade de uma exploração contínua sobre como melhor integrar variáveis exógenas em todos esses modelos. Essa lacuna no conhecimento ressalta a importância de investigações contínuas neste domínio.

Tais pesquisas prospectivas não apenas fortalecerão as estratégias de segurança e proteção das instituições financeiras, mas também têm o potencial de contribuir substancialmente para a mitigação de perdas e danos originados por atividades fraudulentas. Ao abordar as limitações identificadas e ao direcionar o foco para áreas como aprimoramento de modelos, otimização matemática avançada e utilização eficaz de variáveis exógenas, as futuras investigações podem desempenhar um papel crucial na evolução das abordagens de detecção de fraudes no cenário das transações financeiras.

Referências

- FOTIOS Petropoulos and Daniele Apiletti and Vassilios Assimakopoulos and others.
- AHMAD, T. et al. A comprehensive overview on the data driven and large scale based approaches for forecasting of building energy demand: A review. **ENERGY AND BUILDINGS**, v. 165, p. 301–320, 2018. ISSN 0378-7788.
- AIJAZ, I.; AGARWAL, P. A study on time series forecasting using hybridization of time series models and neural networks. **Recent Advances in Computer Science and Communications**, v. 13, p. 827–832, 2020. ISSN 26662558.
- AKIBA, T. et al. Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. **CoRR**, abs/1907.10902, 2019. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1907.10902>>.
- ANDERSON, J.; WILLIAMS, S. Random forest regression for time series forecasting. **Journal of Time Series Analysis**, v. 32, n. 2, p. 234–256, 2021.
- BERGMEIR, C.; HYNDMAN, R.; KOO, B. A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 120, p. 70–83, 2018.
- BHANGU, K.; SANDHU, J.; SAPRA, L. Time series analysis of covid-19 cases. **World Journal of Engineering**, v. 19, p. 40–48, 2022. ISSN 17085284.
- BOOK, D. L. **Arquitetura de Redes Neurais: Gated Recurrent Unit (GRU)**. 2023. <<https://www.deeplearningbook.com.br/arquitetura-de-redes-neurais-gated-recurrent-unit-gru/>>. Acessado em: 22 de Março de 2023.
- BOROOJENI, K. et al. A novel multi-time-scale modeling for electric power demand forecasting: From short-term to medium-term horizon. **Electric Power Systems Research**, v. 142, p. 58–73, 2017.
- BRANDÃO, G. A. **Séries Temporais: Parte 1**. DEV Community, 2020. Disponível em: <<https://dev.to/giselyalves13/series-temporais-parte-1-13l8>>.
- BROWN, D.; LEE, J. A gentle introduction to xgboost for applied machine learning. **Machine Learning Journal**, v. 25, n. 3, p. 345–367, 2021.
- BUYUKSAHIN, U.; ERTEKIN. Improving forecasting accuracy of time series data using a new ARIMA-ANN hybrid method and empirical mode decomposition. **Neurocomputing**, v. 361, p. 151–163, 2019.
- BUYUKSAHIN, U.; ERTEKIN. Improving forecasting accuracy of time series data using a new arima-ann hybrid method and empirical mode decomposition. **Neurocomputing**, v. 361, p. 151–163, 2019. ISSN 09252312.
- CAHUANTZI, R.; CHEN, X.; GÜTTEL, S. A comparison of LSTM and GRU networks for learning symbolic sequences. **CoRR**, abs/2107.02248, 2021. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2107.02248>>.

- Carvalho Jr., J. G.; Costa Jr., C. T. Non-iterative procedure incorporated into the fuzzy identification on a hybrid method of functional randomization for time series forecasting models. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier Ltd, Postgraduate Program in Electrical Engineering, Federal University of Pará, Brazil, v. 80, p. 226–242, 2019. ISSN 15684946 (ISSN). Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85064441622&doi=10.1016%2Fj.asoc.2019.03.059&partnerID=40&md5=84d0bd291cc451de280dc9ed77524736>>.
- CHEN, Y. Y. et al. Applications of Recurrent Neural Networks in Environmental Factor Forecasting: A Review. **NEURAL COMPUTATION**, v. 30, n. 11, p. 2855–2881, 2018. ISSN 0899-7667.
- CHO, K. et al. Gated recurrent units. **arXiv preprint arXiv:1412.3555**, 2014.
- CHOU, J.-S.; NGUYEN, T.-K. Forward Forecast of Stock Price Using Sliding-Window Metaheuristic-Optimized Machine-Learning Regression. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 14, n. 7, p. 3132–3142, 2018.
- CHOU, J.-S.; TRAN, D.-S. Forecasting energy consumption time series using machine learning techniques based on usage patterns of residential householders. **Energy**, v. 165, p. 709–726, 2018.
- COELHO, I. et al. A GPU deep learning metaheuristic based model for time series forecasting. **Applied Energy**, v. 201, p. 412–418, 2017.
- de Oliveira, E. M.; Cyrino Oliveira, F. L. Forecasting mid-long term electric energy consumption through bagging arima and exponential smoothing methods. **Energy**, v. 144, p. 776–788, 2018. ISSN 0360-5442. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217320820>>.
- DU, S. et al. Multivariate time series forecasting via attention-based encoder–decoder framework. **Neurocomputing**, v. 388, p. 269–279, 2020.
- ESPOSITO, P. **Análise de sentimento usando LSTM no PyTorch**. 2021. <<https://medium.com/turing-talks/an%C3%A1lise-de-sentimento-usando-lstm-no-pytorch-d90f001eb9d7>>. Acessado em: 22 de Março de 2023.
- FOUILLOY, A. et al. Solar irradiation prediction with machine learning: Forecasting models selection method depending on weather variability. **Energy**, v. 165, p. 620–629, 2018. ISSN 03605442.
- GARCIA, M.; RODRIGUEZ, A. Time series forecasting with lightgbm. **Journal of Machine Learning Research**, v. 10, n. 4, p. 789–812, 2023.
- GOLYANDINA, N. Particularities and commonalities of singular spectrum analysis as a method of time series analysis and signal processing. **WILEY INTERDISCIPLINARY REVIEWS-COMPUTATIONAL STATISTICS**, v. 12, n. 4, 2020. ISSN 1939-0068.
- GRAFF, M. et al. Time series forecasting with genetic programming. **Natural Computing**, v. 16, n. 1, p. 165–174, 2017.

- GUO, H.; PEDRYCZ, W.; LIU, X. Hidden markov models based approaches to long-term prediction for granular time series. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 26, p. 2807–2817, 2018. ISSN 10636706.
- GUPTA, S.; SINGH, S.; JAIN, P. Time series forecasting to improve predictive modelling in public maternal healthcare data. **Recent Patents on Engineering**, v. 14, p. 422–439, 2020. ISSN 18722121.
- GUSTIN, M.; MCLEOD, R.; LOMAS, K. Forecasting indoor temperatures during heatwaves using time series models. **Building and Environment**, v. 143, p. 727–739, 2018. ISSN 03601323.
- HANIFI, S. et al. Offshore wind power forecasting—a new hyperparameter optimisation algorithm for deep learning models. **Energies**, MDPI, v. 15, n. 19, 2022. ISSN 19961073. Cited by: 8; All Open Access, Gold Open Access, Green Open Access. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85139960930&doi=10.3390%2fen15196919&partnerID=40&md5=49aa8d6a99dd9cbf68d7e31b7a1d21af>>.
- HAO, J. et al. A bi-level ensemble learning approach to complex time series forecasting: Taking exchange rates as an example. **Journal of Forecasting**, v. 42, p. 1385–1406, 2023. ISSN 02776693.
- HASAN, S. **Recurrent Neural Network and it's variants**. 2020. <<https://medium.com/analytics-vidhya/recurrent-neural-network-and-its-variants-de75f9ee063>>. Acessado em: 22 de Março de 2023.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Effect of question formats on item endorsement rates in web surveys. **International Journal of Forecasting**, v. 22, n. 4, p. 679–688, 2006.
- JONES, A. B.; SMITH, C. D.; JOHNSON, E. F. Comparing forecasting models for solar power generation. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 107, p. 452–461, 2017.
- KORSTANJE, J. **Advanced Forecasting with Python**. [S.l.]: Springer, 2021.
- KOTSIANTIS, S. B. Decision tree algorithm. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, Wiley Online Library, v. 1, n. 1, p. 14–23, 2011.
- KULSHRESHTHA, S.; VIJAYALAKSHMI, A. An ARIMA-LSTM hybrid model for stock market prediction using live data. **Journal of Engineering Science and Technology Review**, v. 13, n. 4, p. 117–123, 2020.
- KULSHRESHTHA, S.; VIJAYALAKSHMI, A. An arima-lstm hybrid model for stock market prediction using live data. **Journal of Engineering Science and Technology Review**, v. 13, p. 117–123, 2020. ISSN 17919320.
- KUMAR, G.; JAIN, S.; SINGH, U. P. Stock Market Forecasting Using Computational Intelligence: A Survey. **ARCHIVES OF COMPUTATIONAL METHODS IN ENGINEERING**, v. 28, n. 3, p. 1069–1101, 2021. ISSN 1134-3060.

- KUSHWAH, A.; WADHVANI, R. Trend triplet based data clustering for eliminating nonlinear trend components of wind time series to improve the performance of statistical forecasting models. **Multimedia Tools and Applications**, v. 81, p. 33927–33953, 2022. ISSN 13807501.
- LARA-BENITEZ, P.; CARRANZA-GARCIA, M.; RIQUELME, J. C. An Experimental Review on Deep Learning Architectures for Time Series Forecasting. **INTERNATIONAL JOURNAL OF NEURAL SYSTEMS**, v. 31, n. 3, 2021. ISSN 0129-0657.
- LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Convolutional neural networks. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015.
- LI, A. W.; BASTOS, G. S. Stock Market Forecasting Using Deep Learning and Technical Analysis: A Systematic Review. **IEEE ACCESS**, v. 8, p. 185232–185242, 2020. ISSN 2169-3536.
- LI, P. et al. Dynamic similar sub-series selection method for time series forecasting. **IEEE Access**, v. 6, p. 32532–32542, 2018. ISSN 21693536.
- LIPTON, Z. C.; BERKOWITZ, J.; ELKAN, C. Recurrent neural networks. **arXiv preprint arXiv:1511.07889**, 2015.
- LIU, H.; CHEN, C. Data processing strategies in wind energy forecasting models and applications: A comprehensive review. **APPLIED ENERGY**, v. 249, p. 392–408, 2019. ISSN 0306-2619.
- LIU, H. et al. Dual-stage time series analysis on multifeature adaptive frequency domain modeling. **International Journal of Intelligent Systems**, v. 37, p. 7837–7856, 2022. ISSN 08848173.
- LIU, Z. Y. et al. Forecast Methods for Time Series Data: A Survey. **IEEE ACCESS**, v. 9, p. 91896–91912, 2021. ISSN 2169-3536 J9 - IEEE ACCESS JI - IEEE Access.
- LOPES, J.; SILVA, M.; SANTOS, P. Evaluation metrics for regression models. **Journal of Data Science**, v. 15, n. 2, p. 345–362, 2020.
- MARTINOVIC, M.; HUNJET, A.; TURCIN, I. Time series forecasting of the austrian traded index (Atx) using artificial neural network model. **Tehnicki Vjesnik**, v. 27, n. 6, p. 2053–2061, 2020.
- MARTINS, L. E. G.; GORSCHEK, T. Requirements engineering for safety-critical systems: A systematic literature review. **Information and Software Technology**, v. 75, p. 71–89, 2016. ISSN 0950-5849. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950584916300568>>.
- MIGLIATO, A. L. T.; PONTI, M. A. **Detecção de Outliers em Dados não Vistos de Séries Temporais por meio de Erros de Predição com SARIMA e Redes Neurais Recorrentes LSTM e GRU**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2021.

MOHAN, S. et al. Predicting the impact of the third wave of covid-19 in india using hybrid statistical machine learning models: A time series forecasting and sentiment analysis approach. **Computers in Biology and Medicine**, v. 144, 2022. ISSN 00104825.

MOON, J. et al. Temporal data classification and forecasting using a memristor-based reservoir computing system. **Nature Electronics**, v. 2, n. 10, p. 480–487, 2019.

NGUYEN, A. K. **Toxicological and Materials Evaluation of Photopolymers for Use in Additively Manufactured Medical Devices**. [S.l.]: North Carolina State University, 2020.

O'DONNCHA, F. et al. A spatio-temporal lstm model to forecast across multiple temporal and spatial scales. **Ecological Informatics**, v. 69, 2022. ISSN 15749541.

PAWŁOWSKI, A. et al. Model predictive control using miso approach for drug co-administration in anesthesia. **Journal of Process Control**, v. 117, p. 98–111, 2022. ISSN 0959-1524. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152422001287>>.

PEIMANKAR, A. et al. Multi-objective ensemble forecasting with an application to power transformers. **Applied Soft Computing Journal**, v. 68, p. 233–248, 2018. ISSN 15684946.

PELLETIER, C. et al. Assessing the robustness of random forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 156–168, 2016. Cited By 296. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84992151859&doi=10.1016%2fj.rse.2016.10.010&partnerID=40&md5=09efc79bab8e893b97fd21cb4844b98d>>.

PENG, Z. et al. An effective method for inventory forecasting based on online machine learning. **Industrial Management & Data Systems**, Emerald Publishing Limited, v. 117, n. 4, p. 704–718, 2017.

PETROPOULOS, F. et al. Forecasting: theory and practice. **International Journal of Forecasting**, v. 38, n. 3, p. 705–871, 2022. ISSN 0169-2070. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207021001758>>.

PINHEIRO, N. M. **Introdução a Series Temporais — Parte 1**. Data Hackers, 2022. Disponível em: <<https://medium.com/data-hackers/series-temporais-parte-1-a0e75a512e72>>.

READER, T. C. Decision tree regression explained with implementation in python. **Medium**, 2023. Disponível em: <<https://medium.com/@theclickreader/decision-tree-regression-explained-with-implementation-in-python-1e6e48aa7a47>>.

REISEN, V. et al. Robust dickey–fuller tests based on ranks for time series with additive outliers. **Metrika**, v. 80, n. 1, p. 115–131, 2017. Cited By 1. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84986317325&doi=10.1007%2fs00184-016-0594-8&partnerID=40&md5=c83f82d0c372e22d5970aff448f05411>>.

- REMIGIO, M. **Árvores de decisão (Decision Trees)**. 2023. Disponível em: <<https://medium.com/@msremigio/%C3%A1rvore-de-decis%C3%A3o-decision-trees-4cb6857671b3>>.
- RIBEIRO, M. H. D. M. et al. Time series forecasting based on ensemble learning methods applied to agribusiness, epidemiology, energy demand, and renewable energy. Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 2021.
- ROSSI, R. Relational time series forecasting. **Knowledge Engineering Review**, v. 33, 2018.
- ROSTAM, N. A. P. et al. A complete proposed framework for coastal water quality monitoring system with algae predictive model. **IEEE Access**, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 9, p. 108249 – 108265, 2021. ISSN 21693536. Cited by: 12; All Open Access, Gold Open Access. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85112659996&doi=10.1109%2fACCESS.2021.3102044&partnerID=40&md5=a078d7fe0d04f37177f1ae6f798ff71b>>.
- ROSTAMIAN, A.; O'HARA, J. G. Event prediction within directional change framework using a cnn-lstm model. **NEURAL COMPUTING & APPLICATIONS**, v. 34, p. 17193–17205, 2022. ISSN 0941-0643.
- RUIZ-ROSERO, J.; RAMIREZ-GONZALEZ, G.; VIVEROS-DELGADO, J. Software survey: Scientopy, a scientometric tool for topics trend analysis in scientific publications. **Scientometrics**, v. 121, n. 2, p. 1165–1188, Nov 2019. ISSN 1588-2861. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11192-019-03213-w>>.
- SADAEI, H. et al. Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series. **Energy**, v. 175, p. 365–377, 2019. ISSN 03605442.
- SADAEI, H. et al. Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series. **Energy**, v. 175, p. 365–377, 2019.
- SALGOTRA, R.; GANDOMI, M.; GANDOMI, A. Time Series Analysis and Forecast of the COVID-19 Pandemic in India using Genetic Programming. **Chaos, Solitons and Fractals**, v. 138, 2020.
- SAMANTA, S. et al. Learning elastic memory online for fast time series forecasting. **Neurocomputing**, v. 390, p. 315–326, 2020.
- SANG, Y.-F. et al. Wavelet-based hydrological time series forecasting. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 21, 2016. ISSN 10840699.
- SCIENCE, T. D. **Time Series Forecasting with ARIMA, SARIMA, and SARIMAX**. Towards Data Science, 2023. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/time-series-forecasting-with-arima-sarima-and-sarimax-ee61099e78f6>>.
- SEZER, O. B.; GUDELEK, M. U.; OZBAYOGLU, A. M. Financial time series forecasting with deep learning : A systematic literature review: 2005-2019. **APPLIED SOFT COMPUTING**, v. 90, 2020. ISSN 1568-4946.

- SEZER, O. B.; GUDELEK, M. U.; OZBAYOGLU, A. M. Financial time series forecasting with deep learning : A systematic literature review: 2005-2019. **APPLIED SOFT COMPUTING**, v. 90, 2020. ISSN 1568-4946.
- SHEN, L.; WANG, Y. Tct: Tightly-coupled convolutional transformer on time series forecasting. **Neurocomputing**, v. 480, p. 131–145, 2022. ISSN 09252312.
- SHEN, Z. et al. A novel time series forecasting model with deep learning. **Neurocomputing**, v. 396, p. 302–313, 2020.
- SHIH, S.-Y.; SUN, F.-K.; LEE, H.-Y. Temporal pattern attention for multivariate time series forecasting. **Machine Learning**, v. 108, n. 8-9, p. 1421–1441, 2019.
- SHIH, S.-Y.; SUN, F.-K.; LEE, H.-Y. Temporal pattern attention for multivariate time series forecasting. **Machine Learning**, v. 108, p. 1421–1441, 2019. ISSN 08856125.
- SHOLTANYUK, S. Comparative analysis of neural networking and regression models for time series forecasting. **Pattern Recognition and Image Analysis**, v. 30, p. 34–42, 2020. ISSN 10546618.
- SMITH, J.; JOHNSON, E. Time series forecasting with arima in python. **Journal of Data Science**, v. 15, n. 2, p. 123–145, 2022.
- SOYER, R.; ZHANG, D. Bayesian modeling of multivariate time series of counts. **WIREs Computational Statistics**, v. 14, n. 6, p. e1559, 2022. Disponível em: <<https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/wics.1559>>.
- TAIEB, S. B.; ATIYA, A. F. A Bias and Variance Analysis for Multistep-Ahead Time Series Forecasting. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Department of Computer Science, Université Libre de Bruxelles, Brussels, 1050, Belgium, v. 27, n. 1, p. 62–76, 2016. ISSN 2162237X (ISSN). Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84925431469&doi=10.1109%2FTNNLS.2015.2411629&partnerID=40&md5=e1c7f3c7a1136a0e0e4d2aff817b4008>>.
- TAN, Y. F. et al. Exploring Time-Series Forecasting Models for Dynamic Pricing in Digital Signage Advertising. **FUTURE INTERNET**, v. 13, n. 10, 2021. ISSN 1999-5903.
- TAO, H. et al. Training and testing data division influence on hybrid machine learning model process: Application of river flow forecasting. **Complexity**, Hindawi, Oct 2020.
- THEODOSIOU, M. Forecasting monthly and quarterly time series using stl decomposition. **International Journal of Forecasting**, v. 27, n. 4, p. 1178–1195, 2011. Cited By 86. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-80052160927&doi=10.1016%2fijforecast.2010.11.002&partnerID=40&md5=e8242471ba1ec14ada46ab567f3a364d>>.
- TRENBERTH, K. E. Signal versus noise in the southern oscillation. **Monthly Weather Review**, v. 112, n. 2, p. 326–332, 1984.
- TYRALIS, H.; PAPACHARALAMPOUS, G. Variable selection in time series forecasting using random forests. **Algorithms**, v. 10, n. 4, 2017.

- TYRALIS, H.; PAPACHARALAMPOUS, G. Variable selection in time series forecasting using random forests. **Algorithms**, v. 10, 2017. ISSN 19994893.
- URSU, E.; PEREAU, J. C. Application of periodic autoregressive process to the modeling of the Garonne river flows. **STOCHASTIC ENVIRONMENTAL RESEARCH AND RISK ASSESSMENT**, v. 30, n. 7, p. 1785–1795, 2016. ISSN 1436-3240.
- VASCONCELOS, F. **Falta d'água em curitiba e região metropolitana não É culpa só da estiagem**. 2020. Disponível em: <<https://www.brasildefato.com.br/2020/11/03/falta-d-agua-em-curitiba-e-regiao-metropolitana-nao-e-culpa-so-da-estiagem>>.
- VASWANI, A. et al. Attention is all you need. In: **Advances in Neural Information Processing Systems**. [S.l.: s.n.], 2017.
- VIDHYA, A. **Time Series Forecasting and Analysis — ARIMA and Seasonal ARIMA**. Medium, 2023. Disponível em: <<https://medium.com/analytics-vidhya/time-series-forecasting-and-analysis-arima-and-seasonal-arima-cacaff61ae863>>.
- VLACHAS, P. et al. Backpropagation algorithms and Reservoir Computing in Recurrent Neural Networks for the forecasting of complex spatiotemporal dynamics. **Neural Networks**, v. 126, p. 191–217, 2020.
- WANG, J. et al. Financial time series prediction using elman recurrent random neural networks. **Computational Intelligence and Neuroscience**, v. 2016, 2016. ISSN 16875265.
- WANG, Y. et al. Recycling combustion ash for sustainable cement production: A critical review with data-mining and time-series predictive models. **CONSTRUCTION AND BUILDING MATERIALS**, v. 123, p. 673–689, 2016. ISSN 0950-0618.
- WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (mae) over the root mean square error (rmse) in assessing average model performance. **Climate Research**, Inter-Research, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.
- XIAN, S. et al. A novel fuzzy time series forecasting method based on the improved artificial fish swarm optimization algorithm. **Soft Computing**, v. 22, p. 3907–3917, 2018. ISSN 14327643.
- XIE, T. et al. Hybrid forecasting model for non-stationary daily runoff series: A case study in the Han River Basin, China. **JOURNAL OF HYDROLOGY**, v. 577, 2019. ISSN 0022-1694.
- XU, W. et al. Deep belief network-based AR model for nonlinear time series forecasting. **Applied Soft Computing Journal**, v. 77, p. 605–621, 2019.
- XU, W. et al. A hybrid modelling method for time series forecasting based on a linear regression model and deep learning. **Applied Intelligence**, v. 49, p. 3002–3015, 2019. ISSN 0924669X.
- YANG, S.; GUO, H.; LI, J. Cnn-grua-fc stock price forecast model based on multi-factor analysis. **Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics**, v. 26, p. 600–608, 2022. ISSN 13430130.

YANG, W. et al. Hybrid wind energy forecasting and analysis system based on divide and conquer scheme: A case study in China. **Journal of Cleaner Production**, v. 222, p. 942–959, 2019.

YU, C. Research of time series air quality data based on exploratory data analysis and representation. In: . Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2016. ISBN 9781509023509. Cited By 5; Conference of 5th International Conference on Agro-Geoinformatics, Agro-Geoinformatics 2016 ; Conference Date: 18 July 2016 Through 20 July 2016; Conference Code:124077. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84994079422&doi=10.1109%2fAgro-Geoinformatics.2016.7577697&partnerID=40&md5=fef861624a35632bf2d84acf63986bbe>>.

ZHANG, E. **Recurrent Neural Network is All You Need**. 2021. <<https://medium.com/mcgill-mma-intro-to-ai/recurrent-neural-network-is-all-you-need-f576782c5d2>>. Acessado em: 22 de Março de 2023.

ZHANG, H.; XU, J.; SHEN, J. Evaluation and comparison of forecasting performance of three typical crop models for winter wheat in the north china plain. **Agricultural and Forest Meteorology**, Elsevier, v. 228-229, p. 276–286, 2016.

A Apêndice - Comparação dos modelos de previsão de series temporais média de 24h

Os rótulos dos modelos foram incluídos nas tabelas, o que permite uma identificação clara e organizada das diferentes abordagens de previsão utilizadas. Esses rótulos facilitam a compreensão e a referência aos modelos ao longo do estudo, proporcionando uma estrutura coerente para a apresentação dos resultados.

$(p = 7, d = 1, q = 7)(P = 2, D = 1, Q = 1)_{M=12}$ Média 24h

- A** AR
- B** ARX
- C** MA
- D** ARMA
- E** ARIMA
- F** SARIMA
- G** ARIMAX
- H** SARIMAX
- I** Decision Tree Regressor
- J** Random Forest Regressor
- K** XGBRegressor
- L** LGBMRegressor
- M** LSTM
- N** GRU
- O** Prophet
- P** RNN
- Q** Transformer
- R** CNN
- S** ANN

Tabela 10: Comparaçāo dos modelos de previsão com as métricas de desempenho **treino**

		Modelos Treino																		
Horizontes	Métricas	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1 dia à frente	sMAPE	4,56	5,74	4,42	4,78	4,50	5,09	5,74	5,73	6,03	8,44	8,50	9,12	25,49	30,17	2,01	0,34	9,33	17,63	17,63
	MAE	0,31	0,38	0,30	0,32	0,30	0,34	0,38	0,38	0,34	0,62	0,62	0,68	0,99	1,21	0,08	0,01	0,31	0,58	0,58
	RRMSE	0,12	0,15	0,12	0,12	0,13	0,15	0,15	0,14	0,19	0,19	0,20	2,55	0,43	0,08	0,00	0,16	0,18	0,18	
7 dias à frente	sMAPE	4,46	5,74	4,95	4,84	5,13	5,40	5,76	5,76	4,98	9,56	9,77	9,12	35,84	84,93	3,43	0,08	9,34	17,73	17,73
	MAE	0,30	0,38	0,33	0,32	0,34	0,36	0,38	0,38	0,43	0,71	0,73	0,68	1,49	5,12	0,13	0,00	0,31	0,58	0,58
	RRMSE	0,11	0,15	0,13	0,12	0,13	0,14	0,15	0,15	0,11	0,24	0,24	0,20	3,67	1,56	0,15	0,00	0,16	0,18	0,18
14 dias à frente	sMAPE	5,02	6,08	5,05	5,17	5,27	5,51	6,09	6,10	4,98	9,50	9,80	9,12	36,25	99,91	9,49	0,14	9,33	16,76	16,76
	MAE	0,33	0,40	0,34	0,34	0,35	0,37	0,40	0,40	0,43	0,70	0,73	0,68	1,51	6,94	0,34	0,00	0,31	0,55	0,55
	RRMSE	0,13	0,16	0,13	0,13	0,14	0,14	0,16	0,16	0,11	0,23	0,24	0,20	3,72	2,10	0,49	0,00	0,16	0,18	0,18
30 dias à frente	sMAPE	5,73	6,58	5,67	5,71	5,92	6,08	6,60	6,62	4,98	9,34	9,54	9,12	35,38	97,81	8,45	0,09	9,31	15,85	15,85
	MAE	0,38	0,43	0,38	0,38	0,40	0,41	0,43	0,43	0,43	0,69	0,71	0,68	1,47	6,65	0,31	0,00	0,31	0,53	0,53
	RRMSE	0,15	0,17	0,15	0,15	0,15	0,17	0,17	0,11	0,23	0,23	0,20	3,62	2,01	0,39	0,00	0,16	0,17	0,17	

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Tabela 11: Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho teste

		Modelos Teste																		
Horizontes	Métricas	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1 dia à frente	sMAPE	4,75	6,69	4,86	4,92	4,96	5,69	6,69	6,74	7,58	6,75	6,80	7,39	21,61	25,86	2,01	0,32	11,78	13,97	13,97
	MAE	0,33	0,46	0,34	0,34	0,34	0,40	0,46	0,46	0,49	0,49	0,49	0,54	0,84	1,04	0,08	0,01	0,41	0,48	0,48
	RRMSE	0,12	0,16	0,12	0,12	0,14	0,16	0,16	0,17	0,16	0,16	0,17	1,97	0,40	0,08	0,00	0,18	0,18	0,18	
7 dias à frente	sMAPE	5,54	7,01	5,80	5,58	5,68	6,25	7,03	7,05	6,56	7,87	7,96	7,39	32,56	81,89	3,43	0,08	11,80	14,34	14,34
	MAE	0,38	0,48	0,40	0,38	0,39	0,43	0,48	0,48	0,58	0,58	0,59	0,54	1,37	4,98	0,13	0,00	0,41	0,50	0,50
	RRMSE	0,14	0,17	0,15	0,14	0,14	0,15	0,17	0,18	0,15	0,21	0,21	0,17	2,95	1,50	0,15	0,00	0,18	0,18	0,18
14 dias à frente	sMAPE	5,50	5,74	5,61	5,06	4,97	5,30	5,73	5,72	6,56	7,80	7,94	7,39	32,99	97,30	9,49	0,18	11,78	13,76	13,76
	MAE	0,38	0,38	0,39	0,34	0,34	0,36	0,38	0,38	0,58	0,57	0,58	0,54	1,39	6,81	0,34	0,01	0,41	0,48	0,48
	RRMSE	0,14	0,15	0,14	0,13	0,13	0,14	0,15	0,15	0,15	0,21	0,21	0,17	3,00	2,02	0,49	0,00	0,18	0,18	0,18
30 dias à frente	sMAPE	5,43	6,76	5,55	5,55	5,62	6,15	6,72	6,76	6,56	7,73	7,78	7,39	32,12	95,24	8,45	0,13	11,76	15,86	15,86
	MAE	0,37	0,46	0,38	0,38	0,39	0,43	0,46	0,46	0,58	0,57	0,57	0,54	1,34	6,54	0,31	0,00	0,41	0,55	0,55
	RRMSE	0,14	0,17	0,14	0,14	0,14	0,16	0,17	0,17	0,15	0,21	0,21	0,17	2,91	1,95	0,39	0,00	0,18	0,19	0,19

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Tabela 12: Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho **validação**

		Modelos Validação																		
Horizontes	Métricas	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1 dia à frente	sMAPE	4,07	5,08	3,98	4,21	4,02	4,68	5,07	5,15	5,00	7,74	7,78	8,53	19,95	22,35	2,01	0,33	7,61	11,41	11,41
	MAE	0,28	0,35	0,28	0,30	0,28	0,33	0,35	0,36	0,34	0,58	0,59	0,65	0,77	0,88	0,08	0,01	0,27	0,39	0,39
	RRMSE	0,10	0,13	0,10	0,10	0,10	0,12	0,13	0,13	0,11	0,18	0,18	0,19	2,54	0,29	0,08	0,00	0,10	0,12	0,12
7 dias à frente	sMAPE	3,52	4,58	3,86	3,94	4,19	4,54	4,57	4,61	4,33	8,35	8,56	8,53	33,45	81,77	3,43	0,08	7,62	11,13	11,13
	MAE	0,25	0,32	0,27	0,27	0,29	0,32	0,32	0,32	0,38	0,63	0,65	0,65	1,42	4,92	0,13	0,00	0,27	0,39	0,39
	RRMSE	0,09	0,12	0,10	0,10	0,11	0,12	0,12	0,12	0,10	0,20	0,20	0,19	4,38	1,42	0,15	0,00	0,10	0,12	0,12
14 dias à frente	sMAPE	3,79	4,44	3,81	4,54	4,25	4,46	4,43	4,43	4,33	8,27	8,59	8,53	33,94	97,96	9,49	0,14	7,61	12,52	12,52
	MAE	0,26	0,31	0,27	0,32	0,30	0,31	0,31	0,31	0,38	0,63	0,65	0,65	1,44	6,83	0,34	0,00	0,27	0,43	0,43
	RRMSE	0,10	0,12	0,10	0,11	0,11	0,11	0,12	0,12	0,10	0,20	0,20	0,19	4,45	1,97	0,49	0,00	0,10	0,13	0,13
30 dias à frente	sMAPE	4,44	4,33	4,37	4,35	4,88	4,82	4,31	4,32	4,33	8,11	8,32	8,53	33,08	96,24	8,45	0,09	7,59	12,33	12,33
	MAE	0,31	0,30	0,31	0,30	0,34	0,34	0,30	0,30	0,38	0,61	0,63	0,65	1,40	6,60	0,31	0,00	0,27	0,42	0,42
	RRMSE	0,11	0,12	0,11	0,11	0,12	0,12	0,12	0,12	0,10	0,20	0,20	0,19	4,32	1,90	0,39	0,00	0,10	0,13	0,13

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Tabela 13: Comparação dos modelos de previsão com as métricas de desempenho **inteiro**

		Modelos inteiros																		
Horizontes	Métricas	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1 dia à frente	sMAPE	4,44	5,98	4,43	4,63	4,51	5,11	5,87	5,95	6,36	7,83	7,89	8,51	23,38	27,41	2,01	0,33	9,83	17,63	17,63
	MAE	0,30	0,40	0,30	0,32	0,31	0,35	0,39	0,40	0,39	0,57	0,58	0,63	0,91	1,09	0,08	0,01	0,34	0,58	0,58
	RRMSE	0,11	0,15	0,11	0,12	0,12	0,13	0,15	0,15	0,15	0,18	0,18	0,19	2,30	0,40	0,08	0,00	0,16	0,18	0,18
7 dias à frente	sMAPE	4,67	6,06	5,14	4,61	4,66	5,64	5,99	6,03	5,36	8,88	9,06	9,94	34,52	83,48	3,43	0,08	9,84	17,73	17,73
	MAE	0,32	0,41	0,35	0,31	0,32	0,39	0,40	0,41	0,47	0,66	0,67	0,75	1,44	5,04	0,13	0,00	0,34	0,58	0,58
	RRMSE	0,12	0,16	0,13	0,12	0,12	0,14	0,15	0,16	0,12	0,22	0,23	0,25	3,45	1,52	0,15	0,00	0,16	0,18	0,18
14 dias à frente	sMAPE	4,95	5,92	5,00	4,62	4,74	5,37	5,86	5,90	5,36	8,81	9,07	10,17	34,94	98,84	9,49	0,15	9,83	16,76	16,76
	MAE	0,33	0,39	0,34	0,31	0,32	0,36	0,39	0,39	0,47	0,65	0,67	0,77	1,47	6,89	0,34	0,01	0,34	0,55	0,55
	RRMSE	0,13	0,15	0,13	0,12	0,12	0,14	0,15	0,15	0,12	0,22	0,23	0,25	3,50	2,06	0,49	0,00	0,16	0,18	0,18
30 dias à frente	sMAPE	5,40	6,68	5,36	5,66	5,56	5,93	6,63	6,67	5,36	8,69	8,84	9,99	34,08	96,83	8,45	0,10	9,81	15,85	15,85
	MAE	0,37	0,45	0,36	0,39	0,38	0,40	0,44	0,45	0,47	0,64	0,66	0,75	1,42	6,61	0,31	0,00	0,33	0,53	0,53
	RRMSE	0,14	0,17	0,14	0,14	0,14	0,15	0,17	0,17	0,12	0,22	0,22	0,25	3,40	1,98	0,39	0,00	0,16	0,17	0,17

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

B Apêndice - Comparação dos modelos de previsão com o método Ljung-Box

Modelo ARIMA com defasagem de 10 para previsão de longo prazo na demanda de água.

Tabela 14: Comparaçāo dos modelos Ljung Box

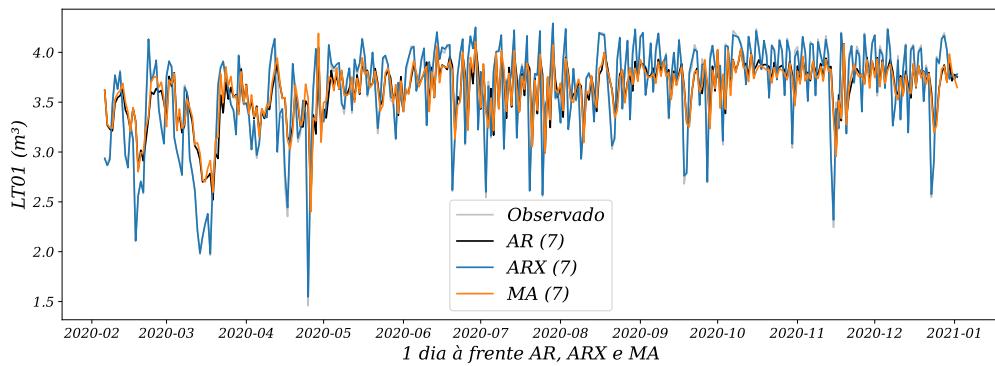
(a) Treinamento			(b) Teste		
Ljung Box	Estatística de Teste	Valor De p	Ljung Box	Estatística de Teste	Valor De p
A	7,125	0,072	A	7,795	0,649
B	6,297	0,790	B	0,857	1
C	34,340	0	C	7,886	0,64
D	11,603	0,313	D	19,344	0,036
E	13,011	0,223	E	9,499	0,485
F	10,165	0,426	F	3,567	0,965
G	30,360	0,001	G	0,597	1
H	11,634	0,310	H	3,717	0,959

(c) Validação			(d) Inteiro		
Ljung Box	Estatística de Teste	Valor De p	Ljung Box	Estatística de Teste	Valor De p
A	2,428	0,992	A	4,262	0,161
B	7,468	0,681	B	4,703	0,91
C	1,387	0,999	C	30,713	0,001
D	5,416	0,862	D	40,49	0
E	4,038	0,946	E	40,49	0
F	4,447	0,925	F	40,49	0
G	0,021	1	G	60,913	0
H	0,044	1	H	5,827	0,83

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

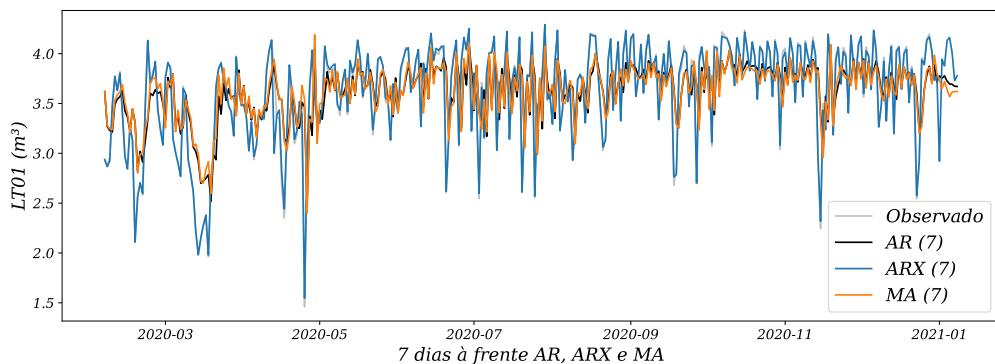
C Apêndice - Modelos AR, ARX e MA

Figura 44: Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 1 dia à frente



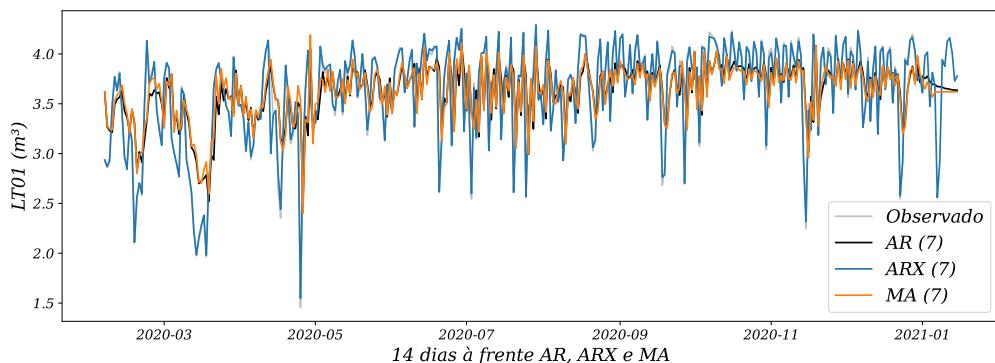
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 45: Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 7 dias à frente



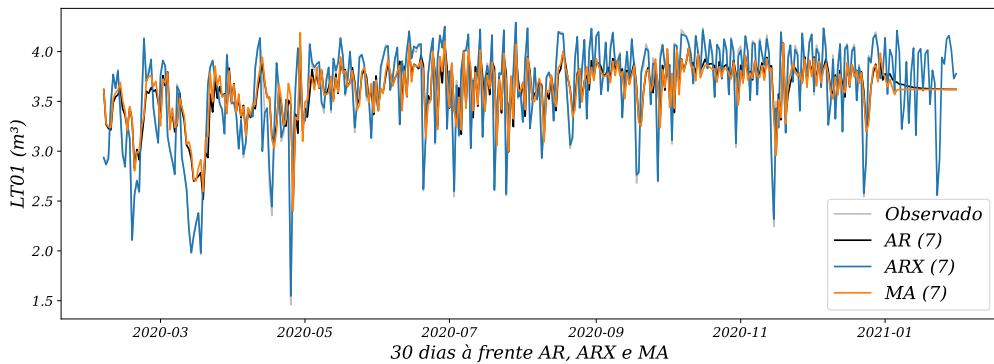
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 46: Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 14 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

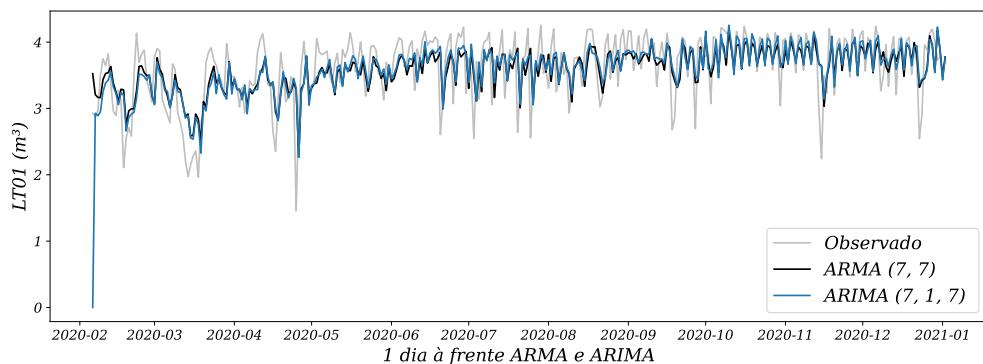
Figura 47: Comparação dos modelos AR, ARX e MA, 30 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

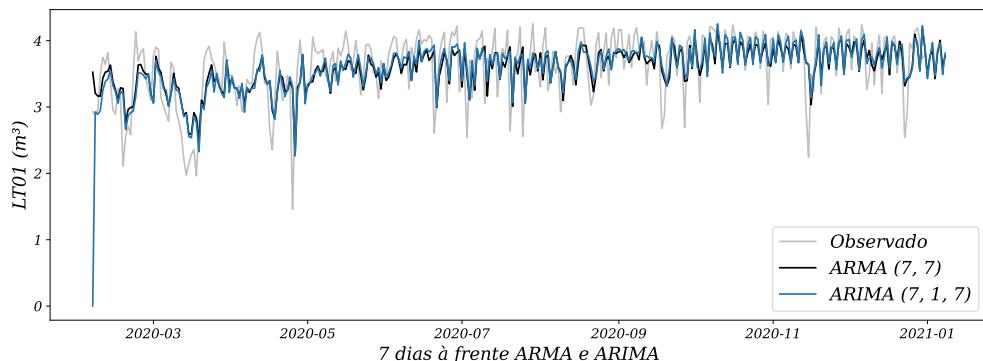
D Apêndice - Modelos ARMA e ARIMA

Figura 48: Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 1 dia à frente



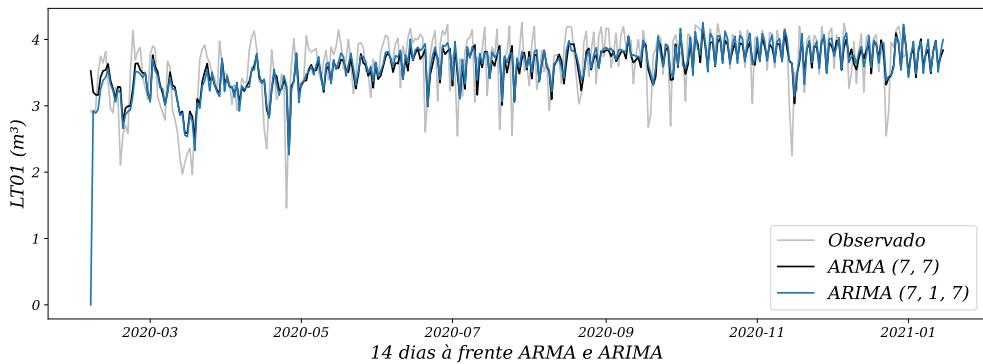
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 49: Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 7 dias à frente



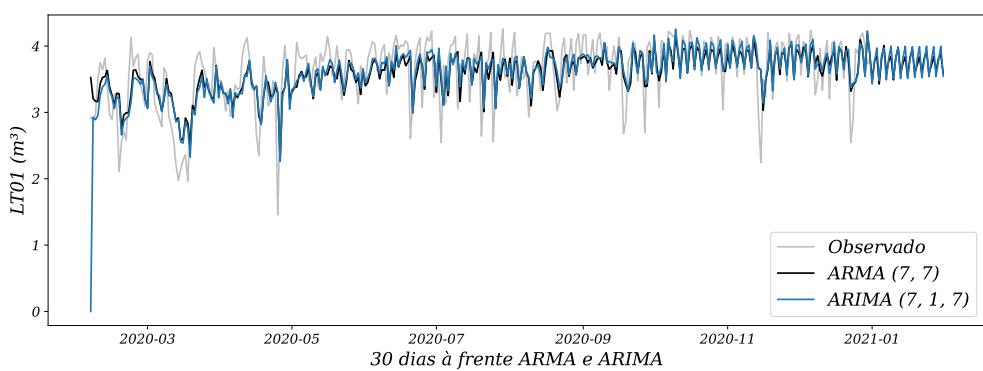
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 50: Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 14 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

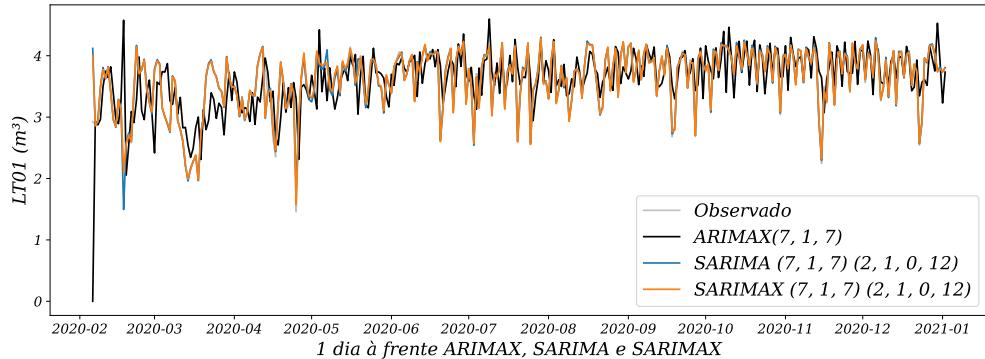
Figura 51: Comparação dos modelos ARMA e ARIMA, 30 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

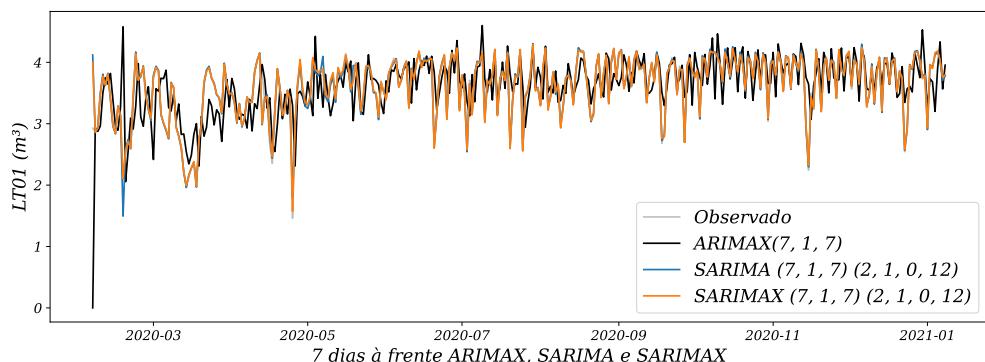
E Apêndice - Modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX

Figura 52: Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 1 dia à frente



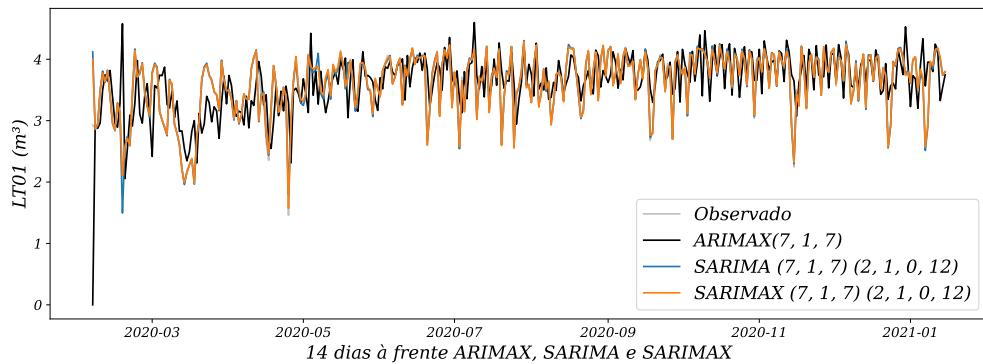
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 53: Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 7 dias à frente



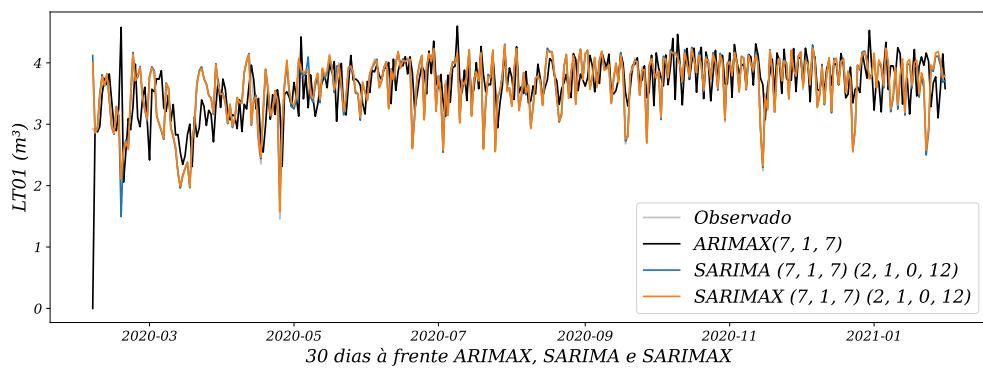
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 54: Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 14 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

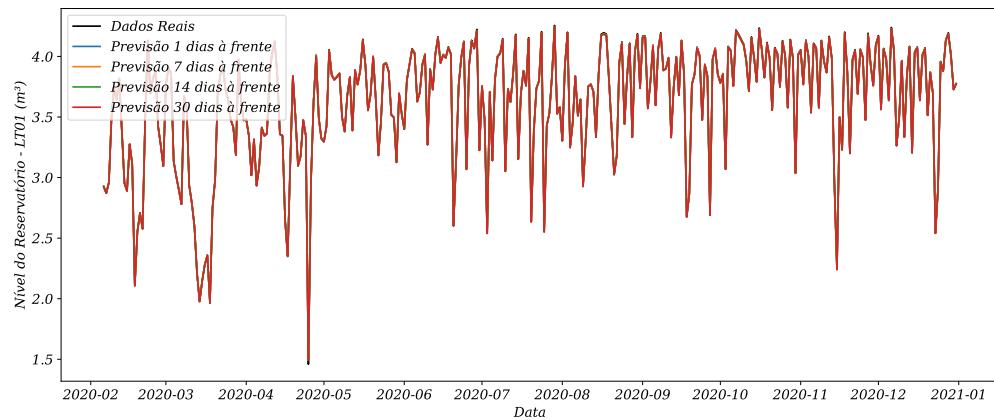
Figura 55: Comparação dos modelos ARIMAX, SARIMA e SARIMAX, 30 dias à frente



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

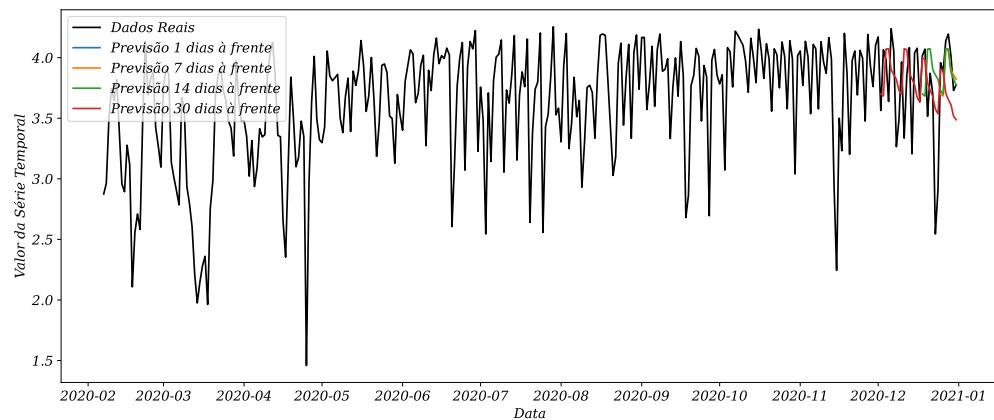
F Apêndice - Modelos RNN e Prophet

Figura 56: A rede neural recorrente (RNN) com todos os horizontes



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)

Figura 57: Previsões do Modelo Prophet para Diferentes Horizontes



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da SANEPAR (2018 a 2020)