



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO, DE CIÊNCIAS EXATAS E EDUCAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENG. DE CONTROLE, AUTOMAÇÃO E COMPUTAÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Cláudio Lourenço Moreira

**Previsão do Nível do Rio Guaíba a partir de Dados Meteorológicos: Aplicação
de Técnicas de Aprendizado de Máquina com Regressão Ridge**

Blumenau
2025

Cláudio Lourenço Moreira

**Previsão do Nível do Rio Guaíba a partir de Dados Meteorológicos: Aplicação
de Técnicas de Aprendizado de Máquina com Regressão Ridge**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação do Centro Tecnológico, de Ciências Exatas e Educação da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Maiquel de Brito

Blumenau
2025

Ficha de identificação da obra

A ficha de identificação é elaborada pelo próprio autor.

Orientações em:

<http://portalbu.ufsc.br/ficha>

Cláudio Lourenço Moreira

**Previsão do Nível do Rio Guaíba a partir de Dados Meteorológicos: Aplicação
de Técnicas de Aprendizado de Máquina com Regressão Ridge**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de
“Engenheiro de Controle e Automação” e aprovado em sua forma final pelo Curso de
Graduação em Engenharia de Controle e Automação.

Blumenau, dia de julho de 2025.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Maiquel de Brito
Instituição xxxx

Prof. Segundo, Dr.
Instituição xxxx

Prof. Terceiro, Dr.
Instituição xxxx

Dedico este trabalho aos meus pais, amigos, professores, e
a todos que passaram e deixaram uma marca, seja ela
qual for, ao longo desse capítulo da graduação.

AGRADECIMENTOS

Ao longo dessa jornada árdua, desafiadora, porém imensamente prazerosa de se viver, diversas pessoas foram importantes para a minha formação como engenheiro, pessoa e profissional. Não poderia começar diferente meu agradecimento, senão aos meus pais, que são minha base, minha referência e minha motivação para sempre buscar ser melhor em todos os sentidos. Dar orgulho a eles é o que me move, e sem eles eu não teria sequer começado essa jornada.

Na mesma prateleira de troféus e presentes dessa vida, estão meus amigos, que tenho o prazer e a alegria de dizer que ultrapassaram a barreira da universidade e se tornaram meus amigos pra vida, ou melhor, uma segunda família. A turma 19.1 foi especial desde o primeiro dia, e ao longo dos semestres, pandemia e demais percausos, essa turma se manteve unida e compartilhando dúvidas, risadas, histórias e momentos que guardo com imenso carinho. Meu obrigado a todos da turma 19.1, em especial ao time que me acompanhou um passo a mais de perto, e caminhou comigo dentro e fora da sala de aula. Vítor, Augusto, Samuel, Felipe (Borto) e Lauro, os Business Boys, a melhor equipe de robótica, a melhor turma de visão, de controle, de sistemas computacionais, ou de qualquer disciplina do curso, modéstia a parte. Vocês me mostraram o que é ser um estudante e um profissional de extrema qualidade, e eu sou muito grato pela convivência e pelos ensinamentos diários que tive perto de vocês.

Não seria justo deixar de dedicar um parágrafo separado ao professor que caminhou comigo como aluno, amigo e atualmente, família, João Victor Zanoni. Desde o primeiro dia de aula, você esteve ao meu lado como uma das maiores referências que tive na graduação. A tua determinação, dedicação, qualidade, profissionalismo e "n" outras virtudes fizeram do curso uma formação ímpar, sem sombra de dúvidas a melhor e mais especial que eu poderia ter. A UFSC, embora seja uma universidade de excelência, jamais teria me proporcionado uma formação tão completa e especial se não fosse por você. Cada trabalho, seja ele em dupla, trio, quarteto ou qualquer tamanho que fosse, eu sabia que seria no mínimo, eu e você. Foi uma honra vivenciar essa etapa da vida e todos esses obstáculos contigo, parceiro. Obrigado por tudo, professor Zanoni.

Aos meus amigos que tive a felicidade de conhecer fora da turma ao qual entrei, principalmente através da Integre Jr., meu muito obrigado. Passar pelo MEJ com vocês me trouxe um crescimento pessoal e profissional que nenhuma disciplina poderia agregar, e tudo só se tornou mais especial porque essa empresa estava formada por pessoas como vocês. Agradeço por cada evento, cada reunião, desafios, projetos, imersões, viagens e momentos que cultivamos juntos.

Por fim, meu agradecimento a todos os professores que passaram pela minha vida acadêmica, e que contribuíram de alguma forma para a minha formação. o Campus de Blumenau pode ser pequeno em tamanho, mas em compensação tem uma equipe de

professores extremamente qualificados e com grande gabarito, que tornaram a transmissão de conhecimento algo rico e determinante na minha formação. Em especial, agradeço ao meu professor orientador, Maiquel de Brito, que me acompanhou nesse trabalho e me deu todo o suporte necessário nessa reta final, além de estar presente desde o meu primeiro ano no curso.

É difícil agradecer a todos que contribuíram de alguma forma nessa metade de década da minha vida, acredito que cada pessoa que passar por nós e deixa uma marca, não importa o tamanho, é importante para chegarmos aonde estamos agora, e por isso, agradeço de coração a todos que fizeram parte de capítulo tão transformador.

"A única maneira de se definir o limite do possível é ir além dele, para o impossível."
(CLARKE, 1962)

RESUMO

Este trabalho teve como objetivo desenvolver um modelo de previsão do nível do Rio Guaíba, no Rio Grande do Sul, utilizando dados meteorológicos integrados a técnicas de aprendizado de máquina, especificamente a Regressão Ridge. O estudo envolveu a coleta e preparação de dados meteorológicos do INMET e níveis hidrométricos dos rios da bacia do Guaíba, abrangendo etapas de limpeza, normalização, redução de dimensionalidade e sincronização temporal das bases. O modelo foi implementado utilizando diferentes valores do parâmetro de regularização alpha e múltiplas proporções de divisão dos dados em conjuntos de treinamento e teste (80:20, 70:30, 60:40). As métricas MSE, RMSE, MAE e R² indicaram bom desempenho, com o coeficiente de determinação entre 87% e 89% e erro absoluto médio de 15 a 16,81 centímetros do nível do rio, demonstrando robustez e baixo risco de sobreajuste. Os resultados confirmam que variáveis meteorológicas têm forte influência no comportamento hidrológico do rio.

Palavras-chave: Previsão hidrológica; Aprendizado de máquina; Regressão Ridge; Rio Guaíba; Meteorologia.

ABSTRACT

This study aimed to develop a forecasting model for the Guaíba River level in Rio Grande do Sul, using meteorological data integrated with machine learning techniques, specifically Ridge Regression. The study involved the collection and preparation of meteorological data from INMET and water level data from the Guaíba basin rivers, encompassing steps such as data cleaning, normalization, dimensionality reduction, and temporal synchronization of the datasets. The model was implemented using different values of the regularization parameter alpha and multiple train-test split ratios (80:20, 70:30, 60:40). The MSE, RMSE, MAE, and R² metrics indicated good performance, with a coefficient of determination between 87% and 89% and a mean absolute error of 15 to 16.81 centimeters in river level, demonstrating robustness and low risk of overfitting. The results confirm that meteorological variables have a strong influence on the river's hydrological behavior.

Keywords: Hydrological forecasting; Machine learning; Ridge Regression; Guaíba River; Meteorology.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Relação entre o índice de felicidade e expectativa de vida.	18
Figura 2 – Diferentes correlações entre variáveis.	19
Figura 3 – Interpretação de uma regressão linear	21
Figura 4 – Situações de inadequação da RLS	22
Figura 5 – Passo 1 da regressão linear pelo método MQO.	25
Figura 6 – Passo 2 da regressão linear pelo método MQO.	26
Figura 7 – Passo 3 da regressão linear pelo método MQO.	27
Figura 8 – Iterações da aplicação do método MQO	28
Figura 9 – Passo 10 da regressão linear pelo método MQO.	29
Figura 10 – Passos para preparação dos dados.	31
Figura 11 – Dados meteorológicos.	32
Figura 12 – Dados do nível do rio.	34
Figura 13 – Limpeza dos dados coletados.	35
Figura 14 – Gráfico de Temperatura do orvalho Máx. na Hora Anterior (°C) não tratado.	35
Figura 15 – Gráfico de Temperatura do orvalho Máx. na Hora Anterior (°C) tratado.	36
Figura 16 – Gráfico de Umidade Relativa Máxima na Hora Anterior (%) sem tratamento.	37
Figura 17 – Gráfico de Umidade Relativa Máxima na Hora Anterior (%) com tratamento.	37
Figura 18 – Comparativo de gráficos de temperatura em diferentes tipos de medição	39
Figura 19 – Gráfico de Temperatura do Ar - Bulbo Seco	40
Figura 20 – Gráfico de Pressão Atmosférica ao Nível da Estação.	40
Figura 21 – Gráfico de Vento - Velocidade Horária.	41
Figura 22 – Gráfico de Umidade Relativa do Ar	41
Figura 23 – Gráfico de Radiação Global	42
Figura 24 – Gráfico de Precipitação Total	42
Figura 25 – Gráfico comparativo de temperatura e nível quanto a sazonalidade . . .	43
Figura 26 – Gráfico comparativo de pressão atmosférica e nível quanto a sazonalidade	43
Figura 27 – Gráfico comparativo de radiação global e nível quanto a sazonalidade .	44
Figura 28 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com $\alpha = 1$ e split de treinamento e teste 60:40	48
Figura 29 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com $\alpha = 1$ e split de treinamento e teste 70:30	48
Figura 30 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com $\alpha = 1$ e split de treinamento e teste 80:20	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela de Valores Ordenados: Variável Independente vs. Variável Dependente	24
Tabela 2 – Tabela de tipos de dados da base de informações meteorológicas.	33
Tabela 3 – Tabela de dados meteorológicos reduzidos - 1 ^a Filtragem	38
Tabela 4 – Datas mínima e máxima disponíveis para cada rio analisado	45
Tabela 5 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 0.01	49
Tabela 6 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 0.1	49
Tabela 7 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 1	49
Tabela 8 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 10	50
Tabela 9 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 100	50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CSV	Comma Separated Values (Valores Separados por Vírgula)
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IQR	Interquartile Range (Faixa Interquartílica)
MAE	Mean Absolute Error (Erro Absoluto Médio)
ML	Machine Learning (Aprendizado de Máquina)
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
MSE	Mean Squared Error (Erro Quadrático Médio)
R2	Coeficiente de Determinação
RLM	Regressão Linear Múltipla
RLS	Regressão Linear Simples
RMSE	Root Mean Squared Error (Raiz do Erro Quadrático Médio)
SEMA-RS	Secretaria do Meio Ambiente e Infraestrutura do Rio Grande do Sul

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	OBJETIVOS	14
1.1.1	Objetivo Geral	14
1.1.2	Objetivos Específicos	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1	AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E AS CATÁSTROFES NATURAIS .	16
2.1.1	Cenário de enchentes no sul do Brasil	16
2.1.2	Dinâmica do Rio Guaíba	16
2.2	APRENDIZADO DE MÁQUINA	17
2.2.1	Categorias de aprendizado de máquina	17
2.3	REGRESSÃO	18
2.4	REGRESSÃO LINEAR	19
2.5	MÉTODO DOS QUADRADOS ORDINÁRIOS	22
2.6	MODELO RIDGE	29
3	PREPARAÇÃO DOS DADOS PARA O TREINAMENTO	31
3.1	COLETA DE DADOS	31
3.2	PRÉ PROCESSAMENTO DOS DADOS	32
3.3	LIMPEZA DOS DADOS	34
3.4	REDUÇÃO DOS DADOS	38
3.5	TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS	45
3.6	DIVISÃO DOS DADOS EM CONJUNTOS DE TREINAMENTO E TESTE	46
3.7	APLICAÇÃO DO MODELO DE PREVISÃO	47
3.8	ANÁLISE DOS RESULTADOS	50
4	CONCLUSÃO	52
	REFERÊNCIAS	54
	APÊNDICE A – Descrição	56
	ANEXO A – Descrição	57

1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho de conclusão de curso tem como foco o desenvolvimento de um modelo preditivo para a previsão do nível do Rio Guaíba, localizado no estado do Rio Grande do Sul. Utilizando dados meteorológicos como variáveis de entrada, junto a dados coletados dos níveis dos rios que constituem a bacia do Guaíba, foram aplicadas técnicas de aprendizado de máquina para criar um modelo eficiente e capaz de prever variações no nível do rio, essencial para mitigar desastres naturais como enchentes, que assolararam a região de forma grave em 2024 e assola em diversos outros anos.

O modelo adotado neste trabalho é baseado na técnica de regressão Ridge, que combina a simplicidade da regressão linear com uma regularização eficaz, visando melhorar a generalização do modelo e prevenir o sobreajuste (overfitting). A escolha de variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade, precipitação e velocidade do vento, como preditores, se dá pela sua forte correlação com os fenômenos hidrológicos, impactando diretamente o nível dos rios da bacia do Guaíba.

A relevância desse estudo foca na exploração de técnicas de aprendizado de máquina, buscando contribuir para a atuação preditiva a catástrofes e melhoria do planejamento urbano, além de permitir alertas mais eficazes sobre enchentes, potencializando a capacidade de resposta das autoridades e a segurança da população.

1.1 OBJETIVOS

Posto o contexto da realização do trabalho, é possível definir os objetivos que guiarão o desenvolvimento do modelo preditivo, com a estipulação de objetivos e métricas de interesse para a avaliação do modelo.

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo de previsão do nível do Rio Guaíba utilizando dados meteorológicos por meio de técnicas de aprendizado de máquina, especificamente a regressão Ridge.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Coletar e tratar dados meteorológicos e de níveis de rios relevantes para o modelo.
- Aplicar técnicas de pré-processamento de dados, incluindo limpeza e redução de dimensionalidade, para garantir a qualidade das informações.
- Implementar e treinar um modelo de regressão Ridge para prever o nível do Rio Guaíba com base nos dados meteorológicos.

- Avaliar o desempenho do modelo utilizando métricas de erro como MSE, RMSE, MAE e R^2 .
- Analisar os resultados obtidos e propor ajustes para otimizar a previsão.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Explicar brevemente o que será tratado como fundamentação teórica para o entendimento do contexto em que o modelo de aprendizagem de máquina será aplicado.

2.1 AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E AS CATÁSTROFES NATURAIS

As grandes cidades brasileiras enfrentam desafios mais frequentes relacionados às mudanças climáticas, que agravam problemas como enchentes, inundações e deslizamentos. Projeções indicam que, até 2030, a mancha urbana de São Paulo pode aumentar em até 38%, ampliando o risco para mais de 20% das áreas de expansão urbana, que se tornarão suscetíveis a acidentes naturais (Nobre et al., 2011). O estudo também destaca que o aumento na frequência de eventos de chuvas intensas pode dobrar o número de dias com precipitação acima de 10 milímetros, agravando a vulnerabilidade da população, especialmente nas áreas periféricas e de menor infraestrutura.

2.1.1 Cenário de enchentes no sul do Brasil

Com base no histórico das enchentes no Rio Grande do Sul, observa-se que os desastres relacionados ao excesso de chuvas não são um fenômeno recente. Desde 1941, o estado lida com eventos catastróficos, como a enchente que devastou Porto Alegre naquele ano, considerada uma das mais graves da história da cidade. Ao longo das décadas, esses episódios continuaram a ocorrer, expondo a vulnerabilidade da região diante de chuvas intensas e repentinhas. A combinação de fatores naturais, como a geografia da região e os ciclos climáticos, aliado as ações humanas nocivas ao meio ambiente, contribui para a repetição e intensificação dessas tragédias (VEJA, 2024).

Em Santa Catarina, estado adjacente ao Rio Grande do Sul, as enchentes também são fenômenos recorrentes que, ao longo dos anos, têm causado impactos sociais, econômicos e ambientais. Um dos eventos mais recentes foi registrado em maio de 2024, quando o estado registrou vários dias com altos índices pluviométricos, levando ao transbordamento de rios, deslizamentos de terra e bloqueios em diversas rodovias (G1, 2024).

2.1.2 Dinâmica do Rio Guaíba

O Rio Guaíba, principal manancial de abastecimento de água para a capital do Rio Grande do Sul e região, é alvo de estudo sobre diversos temas, incluindo sua hidrodinâmica e nível ao longo do ano. No Artigo conduzido pelos pesquisadores (ANDRADE et al., 2017), a variabilidade nas descargas líquidas do Rio Guaíba revelou flutuações significativas nos volumes de descarga, variando de 407 m³/s a 14.270 m³/s, o que indica uma grande influência das condições climáticas sazonais e da vazão dos rios tributários, como o Jacuí, Taquarí, Caí e Sinos. Essas variações extremas foram observadas durante o período de

2014 a 2017 e reforçam a importância de monitorar continuamente o regime de águas do Guaíba para prevenir enchentes e outros desastres associados (ANDRADE *et al.*, 2017).

2.2 APRENDIZADO DE MÁQUINA

Desde que os computadores foram inventados, criou-se o questionamento da possibilidade de fazê-los pensar de modo semelhante ao ser humano. Por meio desse avanço, diversas áreas sofreriam grandes transformações, uma vez que a capacidade da máquina aprender e aprimorar o seu conhecimento sobre determinado assunto traria melhorias e uma maior performance na atividade desejada (CARBONELL; MICHALSKI; MITCHELL, 1983).

Embora os computadores ainda não alcancem o mesmo nível de aprendizado geral do ser humano, nos últimos anos, o ML (Machine Learning (Aprendizado de Máquina)) se tornou realidade, com aplicações em diversos setores relacionados ou não à tecnologia, agregando valor e conhecimento por meio de dados e informações antes tratados apenas por profissionais da área.

Esse conceito envolve a criação de sistemas que são capazes de aprender a partir de dados, identificando padrões e realizando previsões sem a necessidade de programação explícita. De acordo com (CARBONELL; MICHALSKI; MITCHELL, 1983), o principal objetivo do ML é construir algoritmos que permitam que os computadores adquiram conhecimento e melhorem sua performance de forma autônoma, baseando-se em experiências passadas.

2.2.1 Categorias de aprendizado de máquina

Com pesquisas e algoritmos sendo desenvolvidos para novas aplicações e/ou aprimoramento de implementações existentes, tornou-se necessário criar categorias de ML, a fim de classificar a sua função e estipular em quais cenários o seu uso é adequado.

Os quatro principais tipos de ML são: supervisionado, não supervisionado, semi-supervisionado e reforço (SARAVANAN; SUJATHA, 2018).

- Supervisionado: é o mais comum e envolve a utilização de dados rotulados, no qual o modelo é treinado com entradas e saídas conhecidas para fazer previsões sobre novos dados;
- Não supervisionado: lida com dados não rotulados, onde o sistema busca encontrar padrões ou agrupamentos nos dados;
- Semi supervisionado: combina elementos de ambos os métodos, utilizando uma pequena quantidade de dados rotulados e uma grande quantidade de dados não rotulados, sendo útil em cenários onde a rotulação de dados é cara ou complexa;

- Aprendizado por reforço: se baseia em um sistema de recompensas e punições, onde um agente interage com o ambiente e aprende a otimizar suas ações para alcançar um objetivo a partir de feedbacks recebidos.

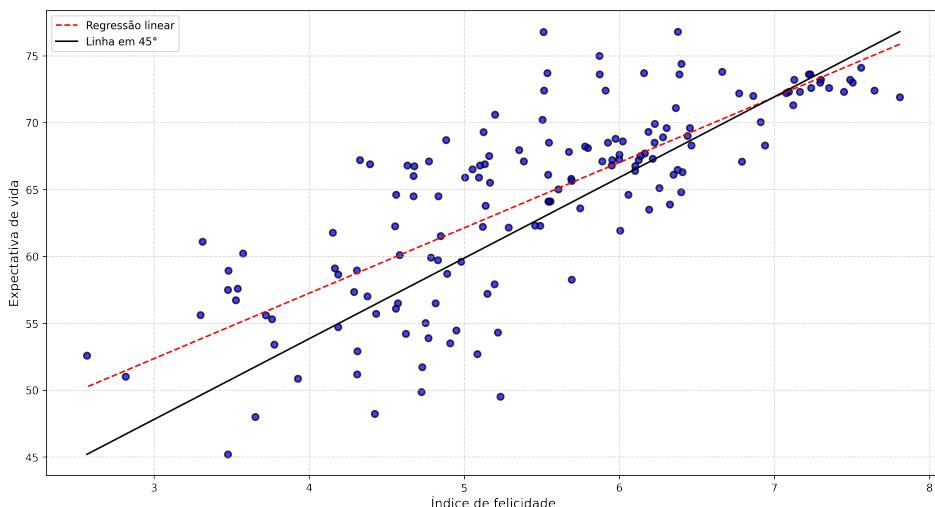
2.3 REGRESSÃO

A partir da necessidade de realizar previsões, visando compreender e estimar a dinâmica dos fenômenos estudados, a regressão se apresenta como uma ferramenta que busca modelar relações entre variáveis dependentes e independentes através de métodos estatísticos (SOTO, 2013).

Em uma equação linear, uma variável independente, comumente representada pela letra x , caracteriza uma grandeza que está sendo manipulada durante um experimento. Dado esse comportamento, a variável x não sofre influência de outras variáveis. A variável dependente, comumente representada pela letra y , caracteriza valores que estão diretamente associados à variável independente. Assim, de forma direta ou indireta, x exerce influência sobre y .

Na Figura 1, a fim de exemplificar um caso de regressão, é apresentada a relação entre a expectativa de vida baseada e um índice de felicidade calculado em diversos países obtidos a partir de um levantamento feito por (HELLIWELL *et al.*, 2020). Neste estudo, a variável independente é representada pelo índice de felicidade, enquanto a expectativa de vida representa a variável independente. Desse modo, uma análise visual do gráfico permite inferir uma tendência de expectativa de vida maior em países com alto índice de felicidade.

Figura 1 – Relação entre o índice de felicidade e expectativa de vida.



Fonte: (HELLIWELL *et al.*, 2020)

Embora uma inferência inicial permita constatar uma correlação entre as variáveis

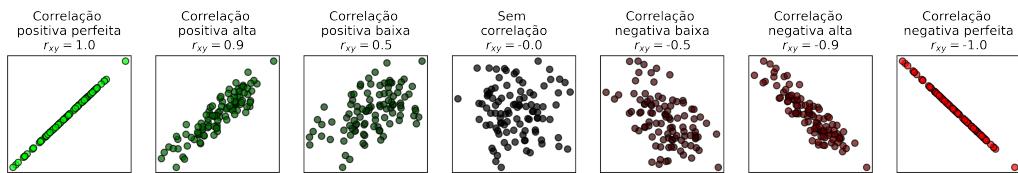
da equação, a criação de um modelo de previsão necessita de métodos que comprovem a correlação pressuposta. Para determinar as relações entre as variáveis dependentes e independentes de um sistema, coeficientes de correlação são calculados, gerando valores que medem e comprovam estatisticamente o grau de correspondência dos fatores estudados. Uma das métricas de correlação mais utilizadas é o coeficiente de Pearson, que mede a associação linear entre duas variáveis (KIRCH, 2008).

Esse coeficiente de correlação pode ser definido pela Equação (1), onde n é o total de amostras, \bar{x} e \bar{y} são as médias aritméticas de ambas as variáveis. Os valores do coeficiente de Pearson variam entre -1 e 1, de tal forma que quanto mais próximos desses extremos, melhor correlacionado estão as variáveis.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

A Figura 2 mostra alguns exemplos com gráficos de dispersão de variáveis com diferentes correlações.

Figura 2 – Diferentes correlações entre variáveis.



Fonte: (HELLIWELL *et al.*, 2020)

Sendo assim, com o cálculo do coeficiente indicando uma alta correlação entre os dados estudados, os métodos de regressão utilizam esta premissa entre as variáveis para estimar valores não existentes no conjunto de dados. Contudo, o coeficiente de correlação também pode mostrar variáveis que não interferem na dinâmica uma da outra no conjunto de informações analisadas, tornando necessário o uso de algoritmos robustos, que dispensam esse o fator de correlação para realizar as previsões desejadas.

2.4 REGRESSÃO LINEAR

A técnica de regressão linear é amplamente utilizada nos campos de estudo da engenharia, ciências físicas e químicas, economia, gestão, ciências biológicas e da vida, e ciências sociais. Em casos onde se deseja estabelecer uma relação entre uma variável preditora ou regressora (normalmente representada por x) e uma variável resposta (representada por y), a descrição dessa relação por meio de uma equação linear configura a implementação da técnica para a modelagem do problema estudado (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012).

A aplicação da técnica é relevante devido à sua simplicidade e capacidade de fornecer previsões baseadas em uma fórmula matemática interpretável. Além disso, o método é base para implementações de algoritmos na área de ciência de dados como aprendizado de máquina, otimizando o processamento de dados complexos e viabilizando a criação de modelos de previsão (SERVICES, 2024).

O método de regressão linear é dividido em dois grupos, sendo eles: RLS (Regressão Linear Simples) e RLM (Regressão Linear Múltipla) (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012). A RLS tem como objetivo estabelecer uma relação entre duas variáveis através de uma função, cuja definição é dada por:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2)$$

Onde y é a variável alvo, x a variável regressora, enquanto β_0 e β_1 são coeficientes calculados pela regressão, que representam o intercepto no eixo Y e a inclinação da reta, respectivamente.

A RLM, embora seja semelhante à RLS, possui múltiplas variáveis preditoras, sendo definida por:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (3)$$

Onde y é a variável alvo, x_1 a x_k as variáveis regressoras, e β_0 permanece sendo o coeficiente de intercepto do eixo Y enquanto β_1 a β_n representam os coeficientes associados à n -ésima variável (SASSI *et al.*, 2012).

Em (2) e (3), nota-se a presença do erro estatístico representado por ε , que é a diferença entre o valor observado e o valor previsto pela equação de regressão. Esse erro é considerado aleatório e contabiliza a falha do modelo ao tentar se aproximar do comportamento denotado pelos dados amostrados (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012).

Partindo para um cenário ideal, a fim de se ter uma melhor compreensão do modelo de regressão linear, assume-se que seja possível fixar o valor da variável regressora x ao observar um valor y correspondente. Partindo dessa premissa, todos os valores do lado direito da equação (2) são conhecidos, exceto o erro ε , que passa a determinar as propriedades de y . Realizando outra suposição, onde a média e a variância de ε são iguais a zero e σ^2 , respectivamente (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012), a resposta média para qualquer valor da variável regressora é dada por:

$$E(y | x) = \mu_{y|x} = E(\beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (4)$$

e a variância é dada por:

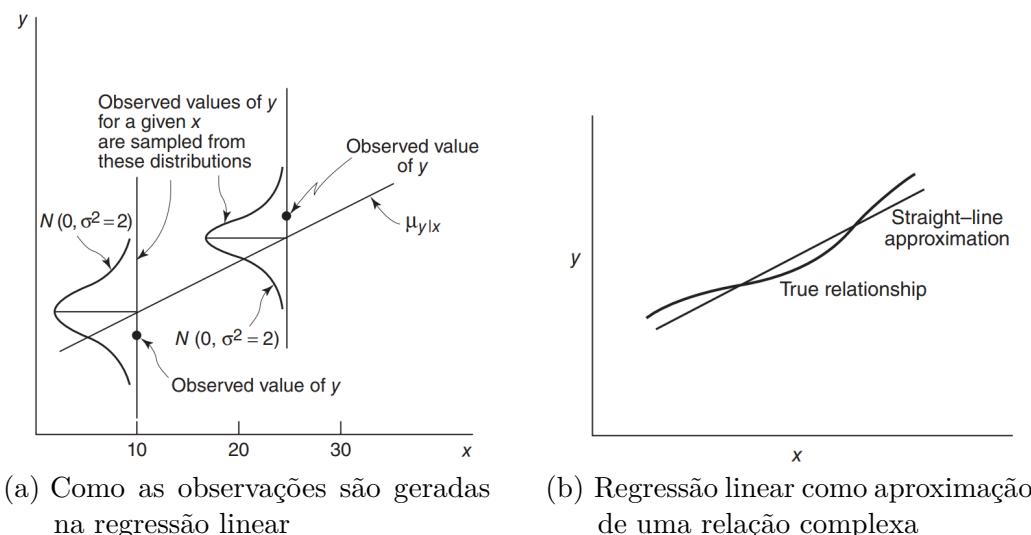
$$Var(y | x) = \sigma_{y|x}^2 = Var(\beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon) = \sigma^2 \quad (5)$$

Desse modo, o modelo de regressão verdadeiro $\mu_{y|x} = \beta_0 + \beta_1 x$ representa uma linha de valores médios, ou seja, a altura da linha de regressão em qualquer valor de x corresponde ao valor esperado de y para aquele x .

Para exemplificar a suposição acima, tem-se um modelo de regressão ilustrado pela Figura 3a, onde $\mu_{y|x} = 3,5 + 2x$, com variância $\sigma^2 = 2$. Nota-se que uma distribuição normal é utilizada para descrever a variação aleatória do erro ε . Estabelecido que y é a soma de uma constante $\beta_0 + \beta_1 x$ (a média) e uma variável aleatória normalmente distribuída, é possível inferir que y também segue uma distribuição normal. No mesmo exemplo, se $x = 10$ amostras, y terá distribuição normal com média $\mu_{y|x} = 3,5 + 2(10) = 23,5$ e variância $\sigma^2 = 2$. Quanto menor a variância, mais próximos os pontos estarão da linha de regressão, enquanto uma variância maior resultará em pontos mais dispersos em relação à linha de regressão (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012).

A maioria dos fenômenos nos quais se deseja obter a função que descreve o seu comportamento resulta em uma aproximação funcional através das variáveis de interesse. Essas relações funcionais frequentemente baseiam-se em teorias físicas, químicas ou de engenharia e ciências, ou seja, no conhecimento do mecanismo subjacente. Na Figura 3b, é mostrada uma relação entre as variáveis x e y relativamente complexa, mas que pode ser aproximada por uma equação de regressão linear, com um erro relativamente baixo.

Figura 3 – Interpretação de uma regressão linear



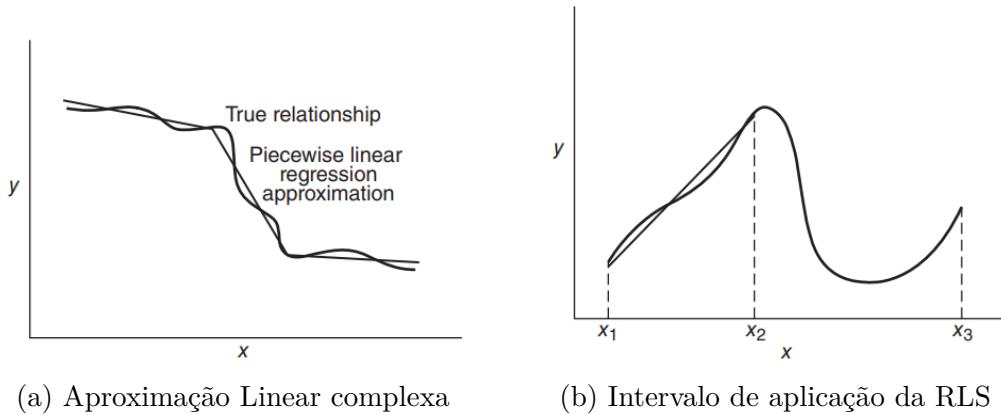
(a) Como as observações são geradas na regressão linear

(b) Regressão linear como aproximação de uma relação complexa

Fonte: (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012)

Contudo, em alguns casos, quando a dinâmica do modelo a ser estimada passa a ter um grau de complexidade maior, como é o caso da Figura 4a, utilizar uma RLS pode implicar em erros que extrapolam a tolerância exigida no estudo. Nesses cenários, utilizar uma função de regressão linear em intervalos específicos, ou seja, uma RLM, se torna uma alternativa plausível, tendo em vista que, para intervalos menores onde a dinâmica do fênômeno é mais linear, a regressão apresenta um erro menor, como mostra a Figura 8f.

Figura 4 – Situações de inadequação da RLS



Fonte: (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2012)

Partindo desses conceitos, para implementação de modelos de regressão linear e múltipla, o método dos Mínimos Quadrados Ordinários se apresenta como uma abordagem para estimar a melhor regressão dos pontos observados, encontrando uma reta com o menor erro entre as amostras e os valores da função estudada.

2.5 MÉTODO DOS QUADRADOS ORDINÁRIOS

O método MQO (Mínimos Quadrados Ordinários) atua como uma ferramenta estatística, visando estimar a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes (ALKAMA *et al.*, 2020), permitindo encontrar os coeficientes desejados para o funcionamento do modelo.

Para obter uma regressão que se aproxima da dinâmica analisada, o método visa minimizar a Soma Residual dos Quadrados (RSS), denotado por:

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \quad (6)$$

para os casos de RLS, ou seja, quando há apenas uma variável independente. Para o caso de RLM, a equação é dada por:

$$RSS = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right)^2 \quad (7)$$

onde:

- y_i é uma variável aleatória e representa o valor da variável resposta (variável dependente) na i-ésima observação
- x_{ij} representa o valor da variável explicativa (variável independente, variável regressora) na i-ésima observação. Nota-se que podem existir múltiplas variáveis independentes para uma variável independente;

- β_0 e β_j são os parâmetros do modelo que serão estimados, e que definem a reta de regressão

Para minimizar a SSR em um caso de RLS, por exemplo, são calculadas as derivadas parciais de β_0 e β_1 , igualando ambas a zero.

Derivada em relação à β_0 :

$$\frac{\partial SSR}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) = 0 \quad (8)$$

simplificando:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n y_i - n\beta_0 - \beta_1 \sum_{i=1}^n x_i &= 0 \end{aligned}$$

divindindo por n :

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} - \beta_0 - \beta_1 \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} &= 0 \\ \bar{y} - \beta_0 - \beta_1 \bar{x} &= 0 \end{aligned}$$

onde \bar{y} e \bar{x} são as médias amostrais de y e x , respectivamente. Assim, a equação pode ser reescrita como:

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1 \bar{x} \quad (9)$$

Derivada em relação à β_1 :

$$\frac{\partial SSR}{\partial \beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) = 0 \quad (10)$$

substituindo β_0 na equação:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n x_i (y_i - (\bar{y} - \beta_1 \bar{x}) - \beta_1 x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \bar{y} + \beta_1 \bar{x} - \beta_1 x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \bar{y}) + \sum_{i=1}^n x_i (\beta_1 \bar{x} - \beta_1 x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \bar{y}) - \beta_1 \sum_{i=1}^n x_i (x_i - \bar{x}) &= 0 \end{aligned}$$

sabendo que:

$$\sum_{i=1}^n x_i(x_i - \bar{x}) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

e

$$\sum_{i=1}^n x_i(y_i - \bar{y}) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

portanto:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) &= \beta_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\ \beta_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{aligned} \quad (11)$$

Desse modo, a partir de um problema onde uma ou mais entradas geram amostras que resultam em uma saída, torna-se possível estimar uma função que melhor representa seu comportamento, minimizando ao máximo o valor da soma residual dos quadrados entre os pontos amostrais e a curva do modelo.

Variável Independente	Variável Dependente
0,38	6,98
0,41	4,05
0,44	5,52
0,59	6,93
0,98	6,57
1,04	6,41
1,22	8,27
1,53	6,93
1,74	8,89
1,84	9,31

Tabela 1 – Tabela de Valores Ordenados: Variável Independente vs. Variável Dependente

A Tabela 1 apresenta um exemplo de dados amostrais, onde a variável independente é representada pela primeira coluna e a variável dependente pela segunda coluna. A partir desses dados, é possível aplicar o método dos mínimos quadrados para encontrar os coeficientes que melhor se ajustam à reta de regressão linear.

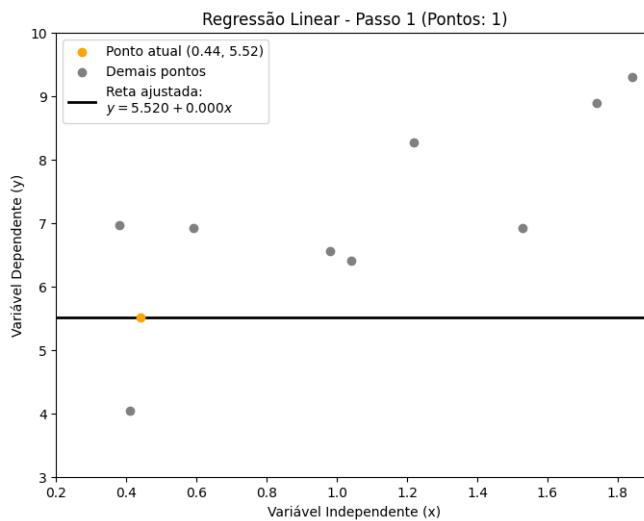
Ao aplicar o método para resolver um problema, como é o caso da Tabela 1, todos os pontos amostrados são utilizados para encontrar a reta que melhor se ajusta aos dados. Contudo, visando mostrar como a dinâmica de regressão utilizando MQO funciona, nos passos seguintes, as amostras são consideradas de forma cumulativa, alterando a cada iteração os valores de β_0 e β_1 , até que a reta de regressão linear se ajuste aos dados amostrais.

Passo 1: Apenas o ponto (0.44, 5.52)

Com um único ponto, a reta passa exatamente por sobre o mesmo, porém o método MQO exige pelo menos dois pontos para definir uma inclinação. Assim, assume-se uma reta horizontal ao usar o ponto como base inicial.

$$\beta_0 = 5.52, \quad \beta_1 = 0$$

Figura 5 – Passo 1 da regressão linear pelo método MQO.



Fonte: Autor.

Passo 2: Adiciona-se (1.74, 8.89)

$n=2$

$$\bar{x} = \frac{0.44 + 1.74}{2} = 1.09, \quad \bar{y} = \frac{5.52 + 8.89}{2} = 7.205$$

$$\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = (0.44 - 1.09)(5.52 - 7.205) + (1.74 - 1.09)(8.89 - 7.205) = (-0.65)(-1.685) + (0.65)(1.685) = 1.09525 + 1.09525 = 2.1905$$

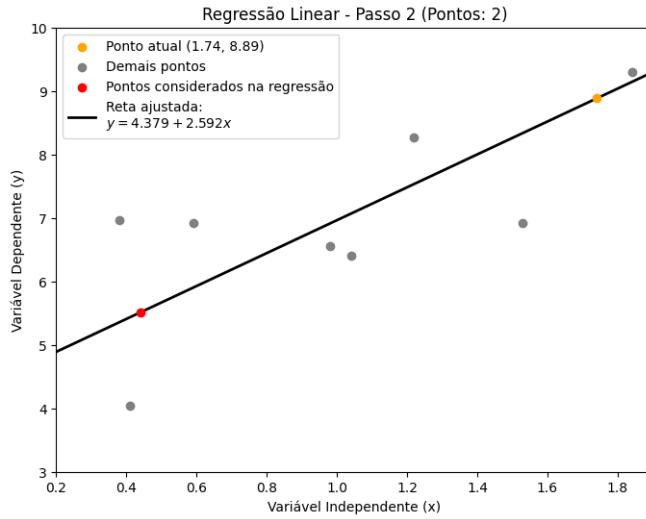
$$\sum(x_i - \bar{x})^2 = (0.44 - 1.09)^2 + (1.74 - 1.09)^2 = 0.4225 + 0.4225 = 0.845$$

$$\beta_0 = \frac{2.1905}{0.845} \approx 2.5923$$

$$\beta_1 = 7.205 - 2.5923 \cdot 1.09 \approx 7.205 - 2.8255 = 4.3795$$

$$\hat{y} = 4.3795 + 2.5923x$$

Figura 6 – Passo 2 da regressão linear pelo método MQO.



Fonte: Autor.

Passo 3: Adiciona $(0.41, 4.05)$ $n = 3$

$$\bar{x} = \frac{0.44 + 1.74 + 0.41}{3} = 0.8633, \quad \bar{y} = \frac{5.52 + 8.89 + 4.05}{3} = 6.1533$$

$$\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) =$$

$$(0.44 - 0.8633)(5.52 - 6.1533) +$$

$$(1.74 - 0.8633)(8.89 - 6.1533) +$$

$$(0.41 - 0.8633)(4.05 - 6.1533) \approx$$

$$0.268 + 2.399 + 0.953 = 3.62$$

$$\sum(x_i - \bar{x})^2 = (0.44 - 0.8633)^2 + (1.74 - 0.8633)^2 + (0.41 - 0.8633)^2$$

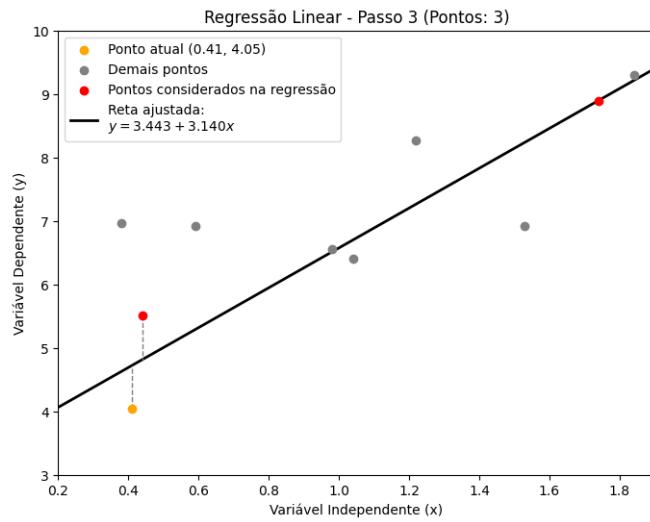
$$\approx 0.179 + 0.769 + 0.205 = 1.153$$

$$\beta_0 = \frac{3.62}{1.153} \approx 3.1402$$

$$\beta_1 = 6.1533 - 3.1402 \cdot 0.8633 \approx 6.1533 - 2.711 = 3.4423$$

$$\hat{y} = 3.4423 + 3.1402x$$

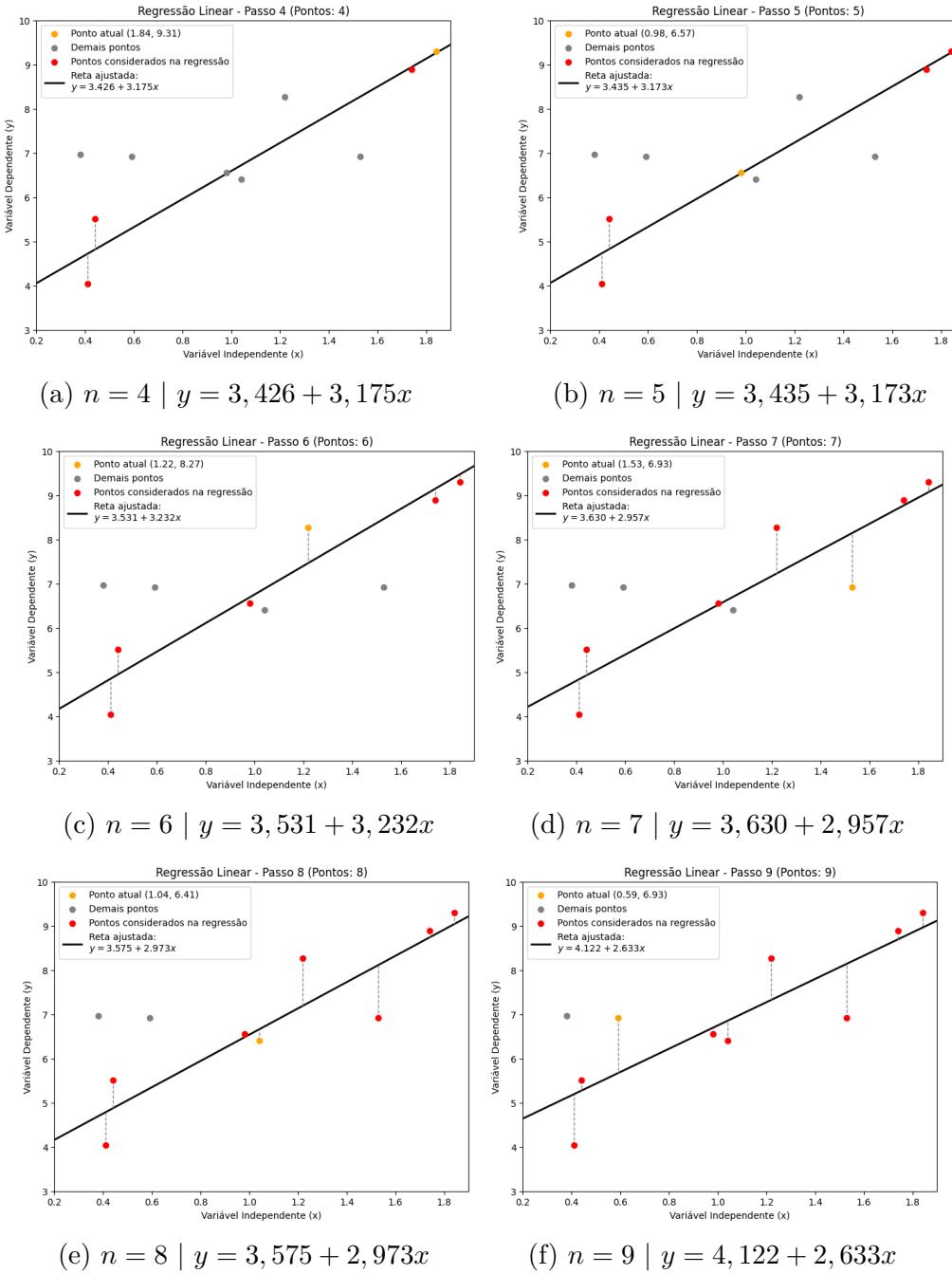
Figura 7 – Passo 3 da regressão linear pelo método MQO.



Fonte: Autor.

Para os demais passos, o mesmo cálculo é realizado, onde a média amostral e os coeficientes são recalculados a cada iteração, conforme os pontos são adicionados.

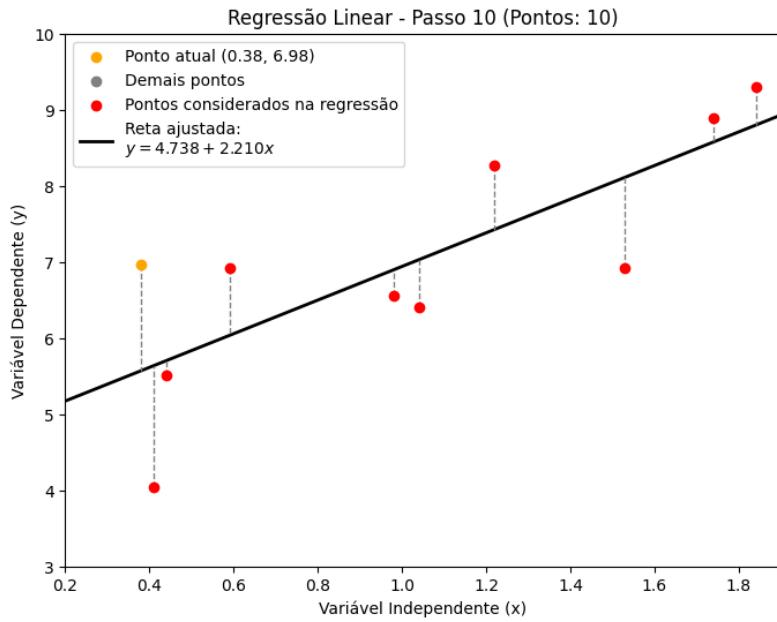
Figura 8 – Iterações da aplicação do método MQO



Fonte: Autor.

Assim, a cada ponto selecionado da amostra, é calculada a derivada parcial da função estimada, determinando novos coeficiente que melhor descrevem a reta entre as amostras. Dado que não é possível estimar uma reta que passe sobre todos os pontos amostrados, os resíduos representados pelas linhas tracejadas na Figura 9 são definidos de tal modo que o somatório dos seus quadrados seja o menor possível.

Figura 9 – Passo 10 da regressão linear pelo método MQO.



Fonte: Autor.

2.6 MODELO RIDGE

A Regressão Ridge é uma técnica de regularização estatística amplamente utilizada em modelos de regressão linear para abordar problemas de sobreajuste (overfitting) e multicolinearidade entre variáveis preditoras (MCDONALD, 2009). Essa técnica, também conhecida como regularização L2, é particularmente eficaz em cenários onde o número de variáveis preditoras é grande ou quando essas variáveis apresentam alta correlação, o que pode levar a estimativas de coeficientes instáveis e de baixa generalização.

Conforme visto em 2.4, na regressão linear tradicional, o objetivo é minimizar a soma dos quadrados dos resíduos (Residual Sum of Squares, RSS), que mede a diferença entre os valores observados e os valores previstos pelo modelo. A função de perda é dada por:

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (12)$$

onde y_i são os valores observados, \hat{y}_i são os valores previstos, e n é o número de observações. No entanto, em cenários com multicolinearidade (alta correlação entre variáveis preditoras) ou um grande número de preditores, o modelo pode se ajustar excessivamente aos dados de treinamento, resultando em alta variância e baixa performance em dados não vistos. A Regressão Ridge resolve esse problema ao adicionar um termo de penalidade à função de perda, proporcional à soma dos quadrados dos coeficientes de regressão.

A função objetivo da Regressão Ridge é:

$$RSS_{L2} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \alpha \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (13)$$

No contexto da biblioteca *Scikit-learn* em Python, a classe Ridge implementa a Regressão Ridge. O parâmetro *alpha* define a força da regularização: valores maiores de α resultam em coeficientes mais próximos de zero, enquanto valores menores permitem que o modelo se aproxime da regressão linear ordinária. A escolha adequada de α é crucial para evitar tanto o overfitting (quando o modelo se ajusta demais aos dados de treinamento) quanto o underfitting (quando o modelo é muito simples para capturar os padrões dos dados). (SCIKIT-LEARN DEVELOPERS, 2025b).

3 PREPARAÇÃO DOS DADOS PARA O TREINAMENTO

Antes de iniciar o treinamento, existem alguns procedimentos iniciais que garantem desde a coleta correta das informações necessárias para o modelo, até a limpeza, transformação e redução dos dados. Nesta seção, serão abordadas as etapas necessárias para preparar os dados para o treinamento do modelo, seguindo o fluxo de trabalho descrito na Figura 10.

Figura 10 – Passos para preparação dos dados.



Fonte: (AI, 2023)

3.1 COLETA DE DADOS

Considerando a premissa do trabalho, em que a previsão do nível do rio será dada a partir de dados meteorológicos da cidade de Porto Alegre, junto aos dados de monitoramento do nível dos rios que constituem a bacia do Guaíba, duas fontes de dados foram utilizadas. Para os dados meteorológicos, o portal do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia)¹ foi utilizado, onde foram coletadas as informações de temperatura, umidade relativa do ar, precipitação e velocidade do vento. Já os dados de monitoramento dos rios foram coletados na página do SEMA-RS (Secretaria do Meio Ambiente e Infraestrutura do Rio Grande do Sul)² da internet (Sala de situação), onde foram coletados os dados de nível do rio Guaíba, Caí, Jacuí, Sinos e Gravataí. Os dados meteorológicos foram coletados em formato CSV (Comma Separated Values (Valores Separados por Vírgula)), com arquivos separados por ano de monitoramento, com frequência horária. Os dados dos níveis dos rios foram coletados no formato .xlsx, com histórico completo de amostragem das informações em frequência de 15 minutos, utilizando a biblioteca *Pandas* do Python.

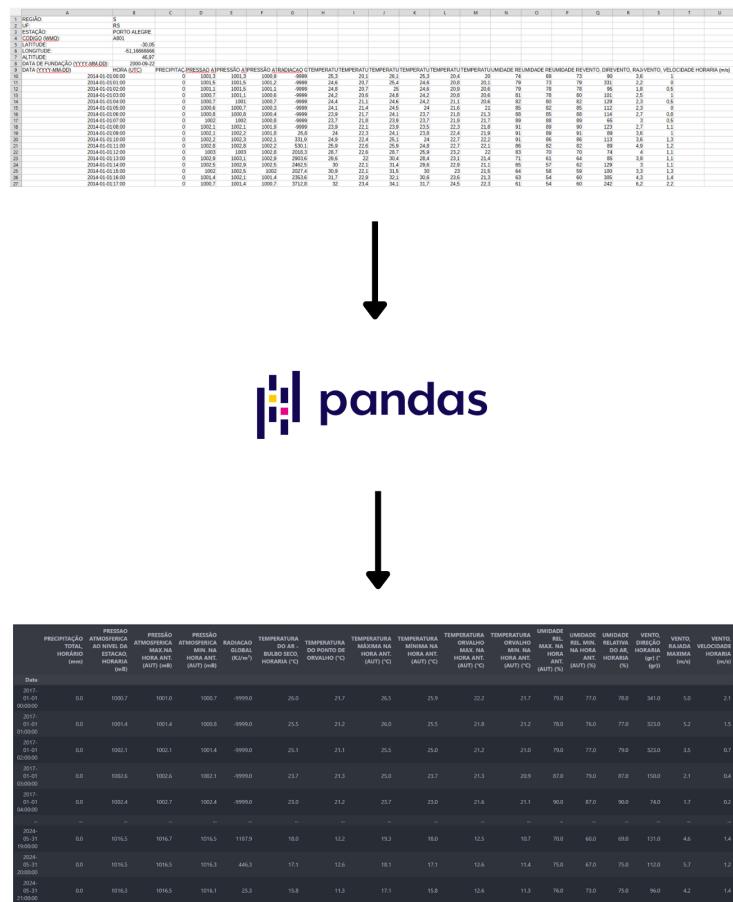
¹ <https://portal.inmet.gov.br/>

² <https://www.saladesituacao.rs.gov.br/dados>

3.2 PRÉ PROCESSAMENTO DOS DADOS

Antes de seguir para a etapa de limpeza dos dados mostrado na Figura 10, os dados coletados necessitam de um pré-processamento específico para cada uma das fontes utilizadas. Para os dados meteorológicos, devido às informações estarem separadas por ano de monitoramento, foi necessário concatenar os arquivos de cada ano em um único arquivo, utilizando a função *concat* da biblioteca *Pandas*, removendo o cabeçalho de informações geográficas da estação, ilustrado nas linhas 1 a 8 Figura 11. Além disso, foi necessário combinar as duas primeiras colunas e converter o formato de data e hora para o padrão *datetime*, utilizando a função *to_datetime* da mesma biblioteca.

Figura 11 – Dados meteorológicos.



Coluna	Tipo
Precipitação Total (mm)	float64
Pressão Atmosférica ao Nível da Estação (mB)	float64
Pressão Atmosférica Máx. na Hora Anterior (mB)	float64
Pressão Atmosférica Mín. na Hora Anterior (mB)	float64
Radiação Global (kJ/m ²)	float64
Temperatura do Ar - Bulbo Seco (°C)	float64
Temperatura do Ponto de Orvalho (°C)	float64
Temperatura Máxima na Hora Anterior (°C)	float64
Temperatura Mínima na Hora Anterior (°C)	float64
Temperatura Orvalho Máx. na Hora Anterior (°C)	float64
Temperatura Orvalho Mín. na Hora Anterior (°C)	float64
Umidade Relativa Máx. na Hora Anterior (%)	float64
Umidade Relativa Mín. na Hora Anterior (%)	float64
Umidade Relativa do Ar (%)	float64
Vento - Direção Horária (° (gr))	float64
Vento - Rajada Máxima (m/s)	float64
Vento - Velocidade Horária (m/s)	float64

Tabela 2 – Tabela de tipos de dados da base de informações meteorológicas.

Para os dados dos níveis dos rios, também foi necessário remover o cabeçalho com dados geográficos da estação de monitoramento, como mostra a Figura 12, junto da conversão do formato de data e hora para o padrão *datetime* da primeira coluna.

Figura 12 – Dados do nível do rio.

	A	B	C	D
1	Longitude: -51.0461			
2	Nome: CAMPO BOM			
3	Lattitude: -29.6917			
4	Código: 87380000			
5	Data	Nível (cm)	Vazão (m³/s)	Chuva (mm)
6				
7				
8				
9				
10	30/06/2024 09:00:00	618	276,88	0
11	30/06/2024 08:45:00	619	278,37	0
12	30/06/2024 08:30:00	619	278,37	0
13	30/06/2024 08:15:00	619	278,37	0
14	30/06/2024 08:00:00	619	278,37	0
15	30/06/2024 07:45:00	619	278,37	0
16	30/06/2024 07:30:00	620	279,87	0
17	30/06/2024 07:15:00	619	278,37	0
18	30/06/2024 07:00:00	620	279,87	0



3	Data	Nível (cm)
8	01/07/2024 00:45:00	398
9	01/07/2024 00:30:00	399
10	01/07/2024 00:15:00	399
11	01/07/2024 00:00:00	399
12	30/06/2024 23:45:00	399
...
197762	07/11/2017 13:00:00	275
197763	07/11/2017 12:45:00	275
197764	07/11/2017 12:30:00	275
197765	07/11/2017 12:15:00	275
197766	07/11/2017 12:00:00	275

Fonte: Autor.

3.3 LIMPEZA DOS DADOS

Após a coleta dos dados, o próximo passo é a limpeza dessas informações, cujo procedimento consiste em remover dados duplicados, corrigir erros de formatação e lidar com valores ausentes. Existem diferentes abordagens para tratar valores inconsistentes no dados coletados. Uma abordagem comum, principalmente em casos onde não há uma linearidade ou tendência clara é o preenchimento com zero (COUSINEAU; CHARTIER, 2010), como mostra a Figura 13, ou com a média dos dados na coluna a ser limpa.

Figura 13 – Limpeza dos dados coletados.

The diagram illustrates the use of the `df.fillna(0)` method to handle missing data in a dataset. It shows two tables side-by-side. The left table, labeled "df.fillna(0)", contains five columns: col1, col2, col3, col4, and col5. The first three rows have values: Row 1 (1, 2, 5.0, 3.0, 6), Row 2 (2, 9, ?, 9.0, 0), and Row 3 (3, 19, 17.0, ?, 9). The fourth column of Row 2 and Row 3, and the fifth column of Row 3, contain question marks (?). The right table shows the result after applying `df.fillna(0)`: all question marks have been replaced by zeros (0.0).

	col1	col2	col3	col4	col5
1	1	2	5.0	3.0	6
2	2	9	?	9.0	0
3	3	19	17.0	?	9

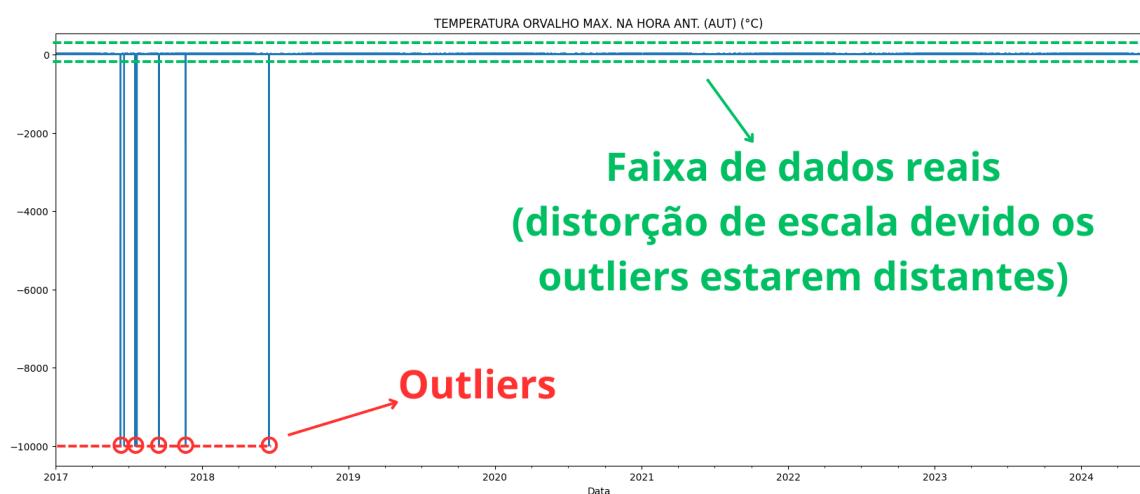
	col1	col2	col3	col4	col5
1	1	2	5.0	3.0	6
2	2	9	0.0	9.0	0
3	3	19	17.0	0.0	9

Fonte: (AI, 2023)

Nessa etapa, na base de dados meteorológicos, optou-se por preencher os dados ausentes, representados por “-”, e os dados com valor igual a “-9999” por zero, já que dados meteorológicos tendem a ser mais voláteis e não apresentam uma tendência clara. Desse modo, a abordagem de aproximação linear é descartada, a fim de não comprometer a análise do modelo de previsão.

Tomando como exemplo a coluna *TEMPERATURA ORVALHO MAX. NA HORA ANT. (AUT) (°C)*, na Figura 14, observa-se os valores ausentes representados por “-” e “-9999”, evidenciados na Figura pelos pontos distantes do restante dos dados.

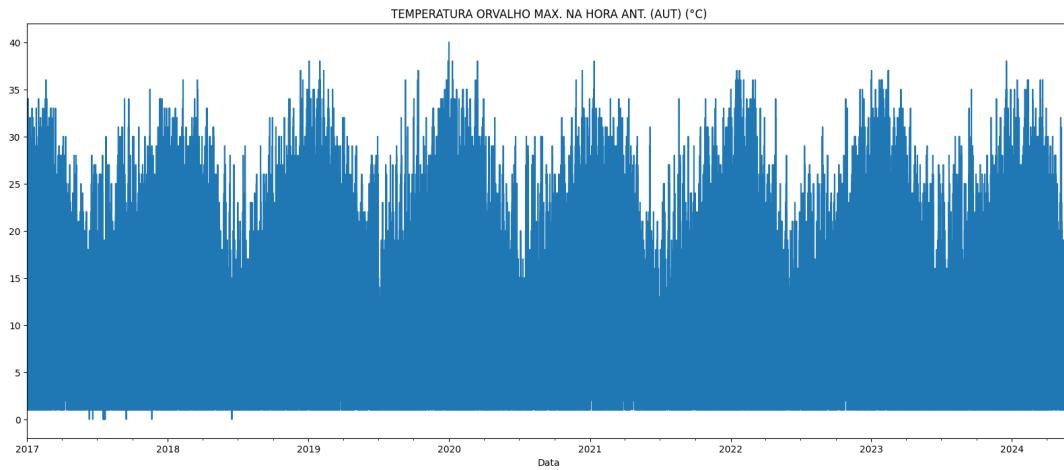
Figura 14 – Gráfico de Temperatura do orvalho Máx. na Hora Anterior (°C) não tratado.



Fonte: Autor.

Após a substituição dos valores ausentes por zero, o gráfico da mesma coluna, mostrado na Figura 15, apresenta uma distribuição mais uniforme, sem os picos de dados ausentes.

Figura 15 – Gráfico de Temperatura do orvalho Máx. na Hora Anterior ($^{\circ}\text{C}$) tratado.



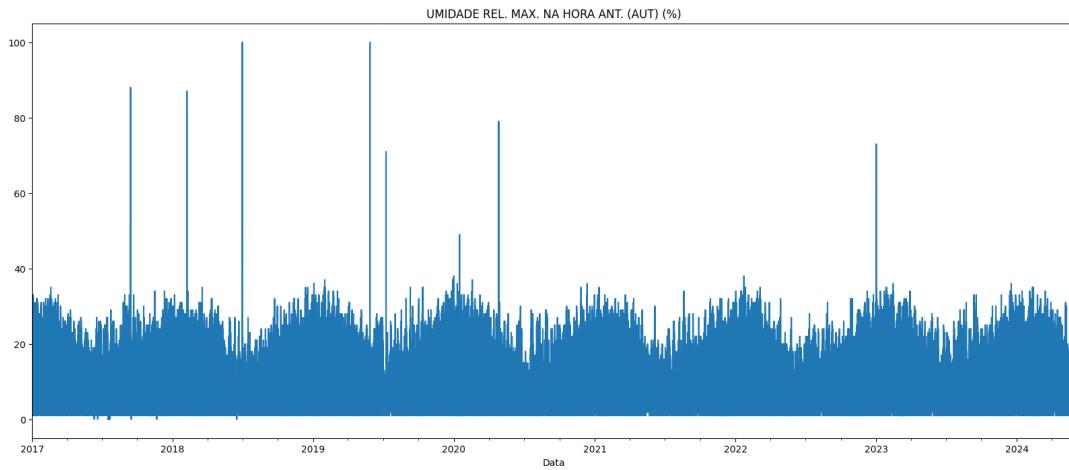
Fonte: Autor.

Aplicado o tratamento, a coluna *TEMPERATURA ORVALHO MAX. NA HORA ANT. (AUT)* ($^{\circ}\text{C}$) passa a apresentar uma distribuição mais uniforme, sem os picos de dados ausentes, com valores condizentes com a escala esperada da unidade medida, neste caso, a temperatura em graus Celsius.

Em casos onde os dados apresentam *outliers* (dados que se distanciam significativamente do restante da coluna analisada), foi aplicado o método IQR (Interquartile Range (Faixa Interquartílica)) para identificar e remover esses valores. A partir da diferença entre o terceiro quartil (Q3) e o primeiro quartil (Q1) de um conjunto de dados, multiplicado por um fator de tolerância, o método determina limites superiores e inferiores para o conjunto de dados analisado, removendo ou substituindo os valores que estão fora dessa faixa, para manter a consistência das informações.

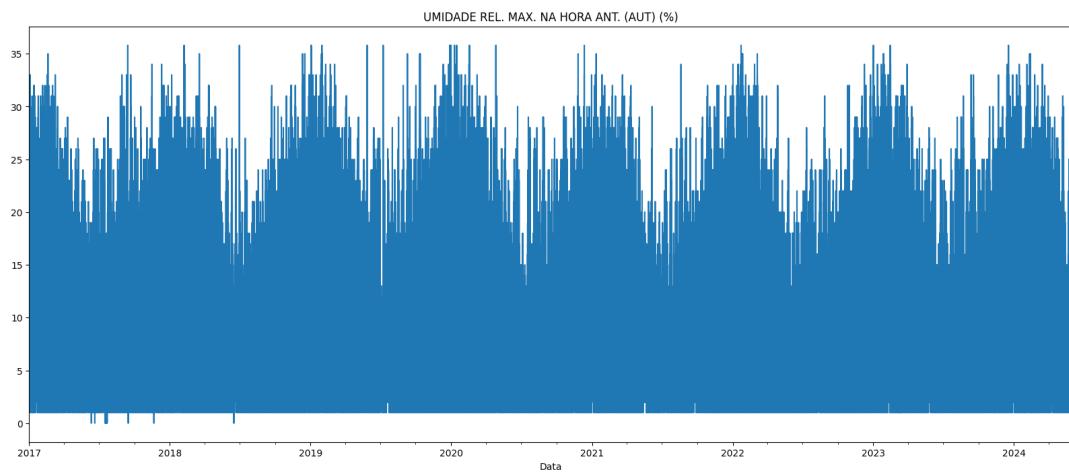
Por exemplo, na coluna *UMIDADE REL. MAX. NA HORA ANT. (AUT)* (%), as Figuras 16 e 17 mostram a diferença entre os dados após a aplicação do método IQR, com um fator de tolerância de 1.2 entre os interquartis Q1 e Q3.

Figura 16 – Gráfico de Umidade Relativa Máxima na Hora Anterior (%) sem tratamento.



Fonte: Autor.

Figura 17 – Gráfico de Umidade Relativa Máxima na Hora Anterior (%) com tratamento.



Fonte: Autor.

Na base de dados dos níveis dos rios, embora a dinâmica que representa os respectivos comportamentos não seja linear, o uso do conceito de aproximação linear permite preencher os dados ausentes por meio da interpolação entre os valores que cercam as células sem informação em determinado período. Essa abordagem é válida, uma vez que a variação do nível do rio entre dois pontos de amostragem próximos tende a ser linear, já que o nível do rio não apresenta oscilações bruscas em curtos períodos de tempo.

Para realizar a interpolação, utilizou-se a função *interpolate* com o argumento *method = linear* da biblioteca *Pandas*, que preenche os valores ausentes com base nos dados adjacentes.

Ainda, observou-se nas bases dos níveis dos rios a ocorrência de valores ausentes no início ou no final do período de amostragem, inviabilizando a interpolação. Para esses casos, o preenchimento foi feito a partir da repetição do primeiro ou do último valor disponível, respectivamente. É importante ressaltar que tal limpeza só pode ser feita se o preenchimento ocorra em um intervalo de tempo curto, visando não afetar a análise feita pelo modelo de previsão.

3.4 REDUÇÃO DOS DADOS

A etapa de redução dos dados visa eliminar informações redundantes ou irrelevantes, mantendo apenas os dados que contribuem para a análise e treinamento do modelo de previsão. Considerando que serão utilizados dados de monitoramento do nível de 4 rios para a previsão do nível do rio Guaíba, os dados meteorológicos coletados precisam ser filtrados de modo a garantir tanto que as informações sejam relevantes para a previsão, quanto que os dados de monitoramento dos rios estejam alinhados com os dados meteorológicos, evitando assim a inclusão de dados desnecessários no treinamento.

Voltando para a Tabela 2, nota-se a presença de 17 colunas, das quais:

- 6 colunas referem-se a dados de temperatura;
- 3 colunas referem-se a dados de pressão atmosférica;
- 3 colunas referem-se a dados do comportamento do vento;
- 3 colunas referem-se a dados de umidade relativa do ar;
- 1 coluna refere-se a dados de radiação solar.
- 1 coluna refere-se a dados de precipitação.

Desse modo, para o primeiro passo de redução da base, foram mantidas apenas uma coluna de cada tipo de medição meteorológica, filtrando 6 colunas no total, conforme a Tabela 3.

Coluna	Unidade de medida
Temperatura do Ar - Bulbo seco	(°C)
Pressão Atmosférica ao Nível da Estação	(mB)
Vento - Velocidade Horária	(m/s)
Umidade Relativa do Ar	(%)
Radiação Global	(kJ/m ²)
Precipitação Total	(mm)

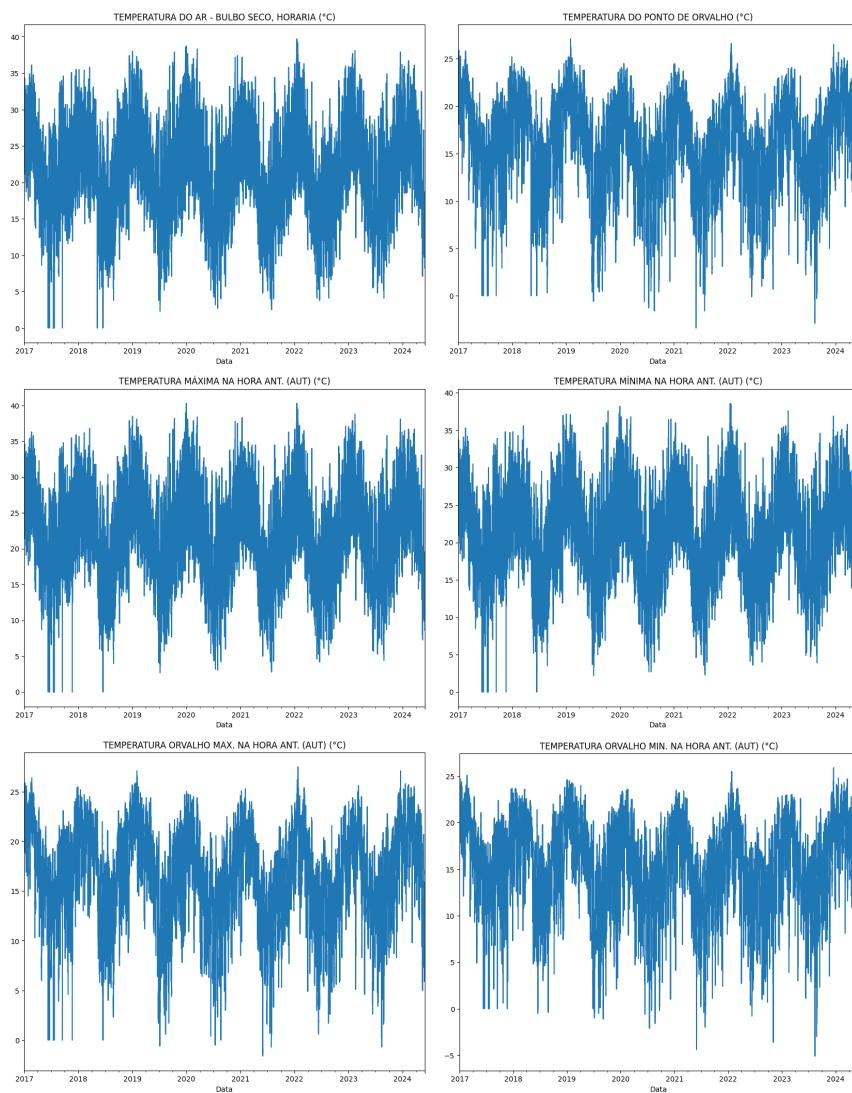
Tabela 3 – Tabela de dados meteorológicos reduzidos - 1^a Filtragem

Para a escolha das colunas a serem mantidas, foram levados em consideração os seguintes critérios:

- As colunas *Temperatura do Ar - Bulbo seco*, *Pressão Atmosférica ao Nível da Estação* e *Umidade Relativa do Ar* foram escolhidas por serem medidas

diretas dos respectivos fenômenos atmosféricos, enquanto as demais colunas referem-se a medidas derivadas ou não diretamente observáveis, que não são tão relevantes para a previsão do nível do rio. Além disso, observou-se que para essas unidades de medida derivadas, o comportamento dos dados eram semelhantes, descartando a necessidade de manter mais de uma coluna para cada tipo de medição, como mostra a Figura 18 em relação às medidas de temperatura.

Figura 18 – Comparativo de gráficos de temperatura em diferentes tipos de medição

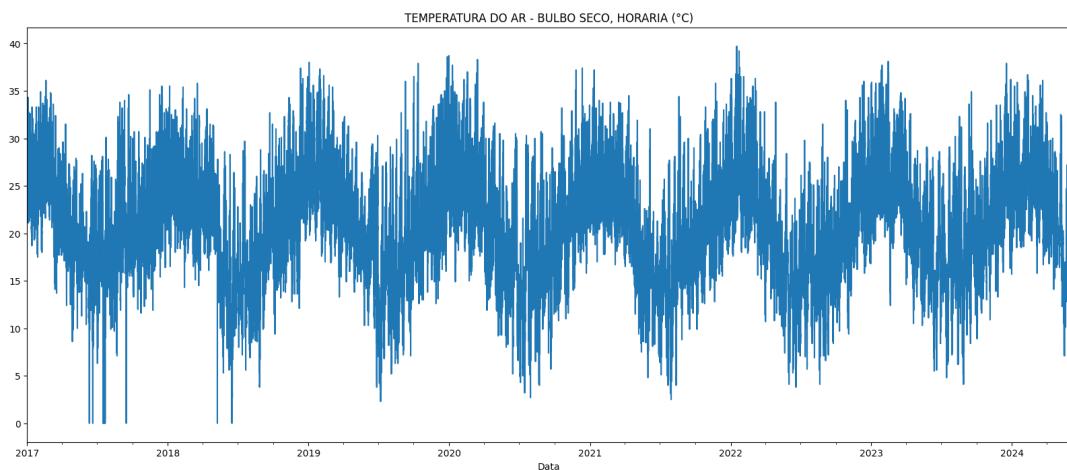


Fonte: Autor.

- A coluna *Precipitação Total* foi mantida por ser um dos principais fatores que influenciam o nível do rio.
- As colunas *Radiação Global* e *Umidade Relativa do Ar* foram mantidas por serem fatores importantes para a evaporação da água, que também influenciam, mesmo que de forma indireta, no nível do rio.

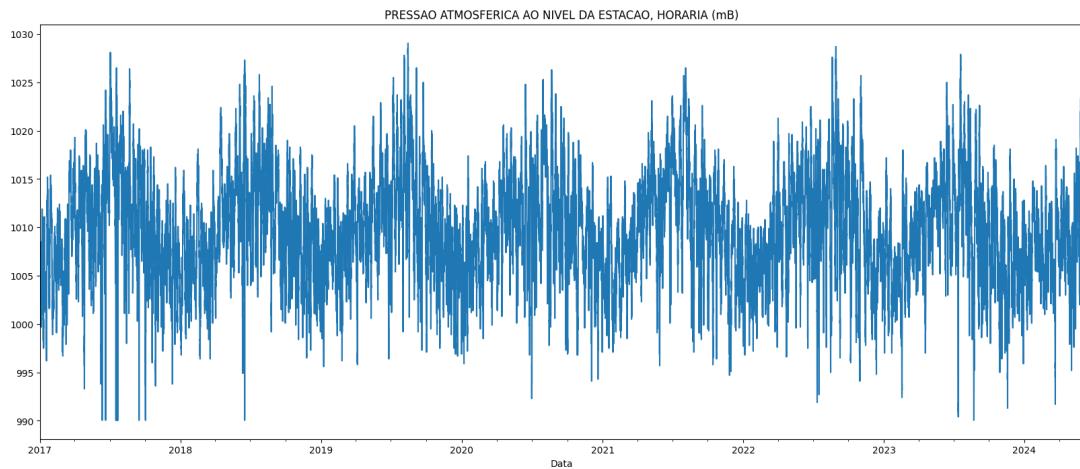
Após essa redução inicial, os gráficos e seus dados de cada coluna foram analisados, a fim de verificar se as informações eram consistentes e poderiam contribuir para o treinamento do modelo. Nas Figuras 19, 20, 21, 22, 23 e 24, são apresentados os gráficos de cada uma das colunas mantidas.

Figura 19 – Gráfico de Temperatura do Ar - Bulbo Seco



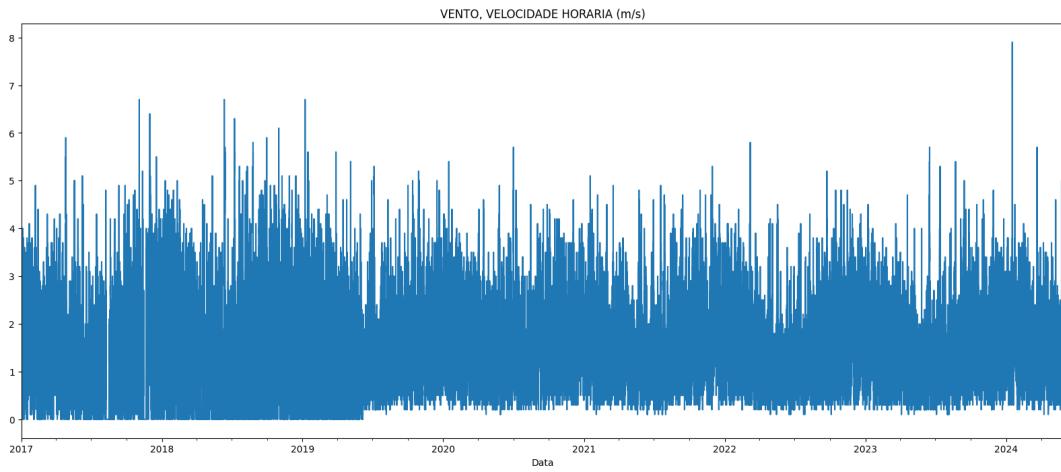
Fonte: Autor.

Figura 20 – Gráfico de Pressão Atmosférica ao Nível da Estação.



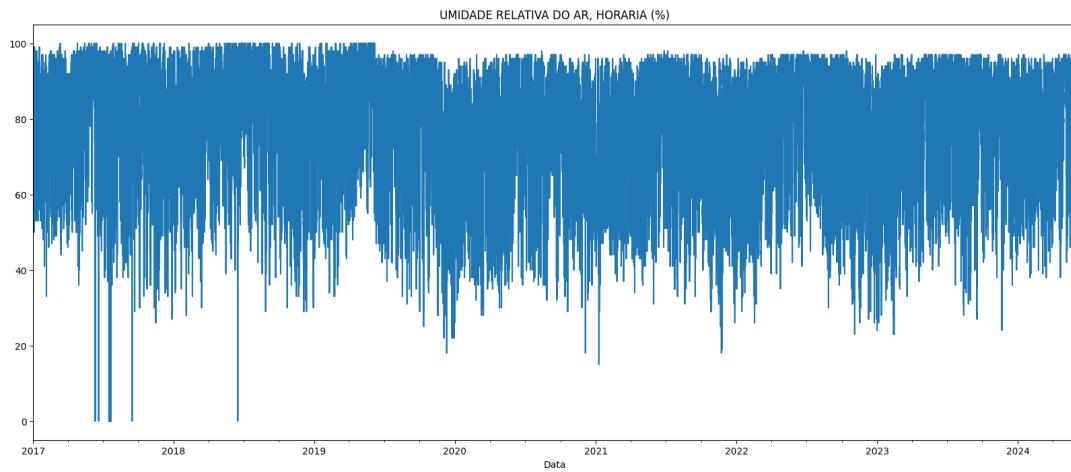
Fonte: Autor.

Figura 21 – Gráfico de Vento - Velocidade Horária.



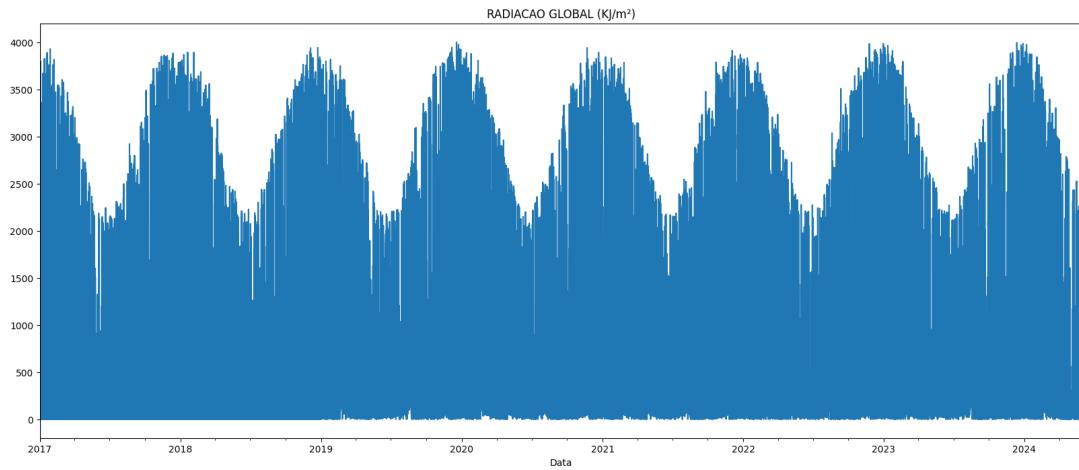
Fonte: Autor.

Figura 22 – Gráfico de Umidade Relativa do Ar



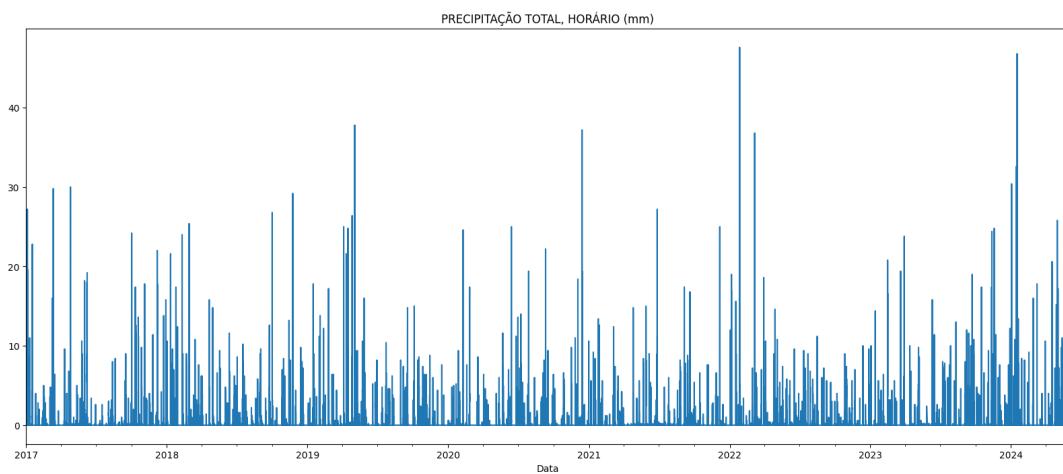
Fonte: Autor.

Figura 23 – Gráfico de Radiação Global



Fonte: Autor.

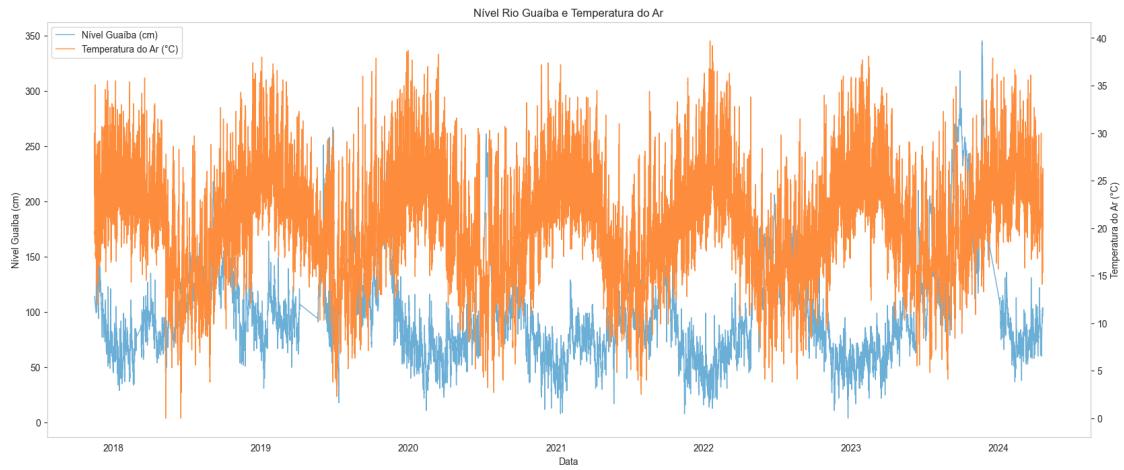
Figura 24 – Gráfico de Precipitação Total



Fonte: Autor.

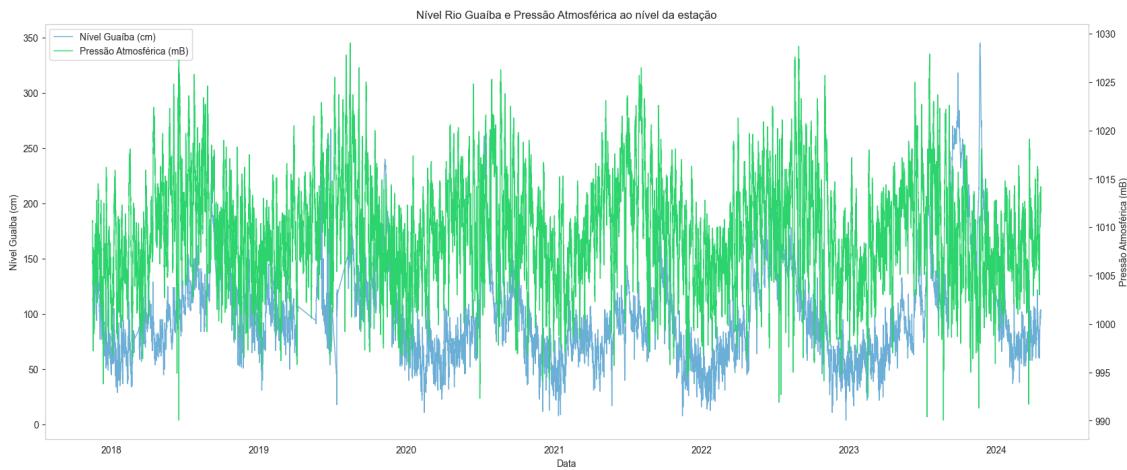
As Figuras 19, 20 e 23 ilustram um padrão sazonal nos dados, com aumentos e diminuições periódicas dos valores ao longo do ano, indicando uma correlação entre as variáveis meteorológicas e as estações do ano. Desse modo, torna-se justificável a manutenção dessas colunas, uma vez que o modelo de previsão pode se beneficiar dessa sazonalidade para melhorar a acurácia das previsões, considerando que o nível do rio também apresenta a mesma dinâmica, ilustrado nas Figura 25, 26 e 30.

Figura 25 – Gráfico comparativo de temperatura e nível quanto a sazonalidade



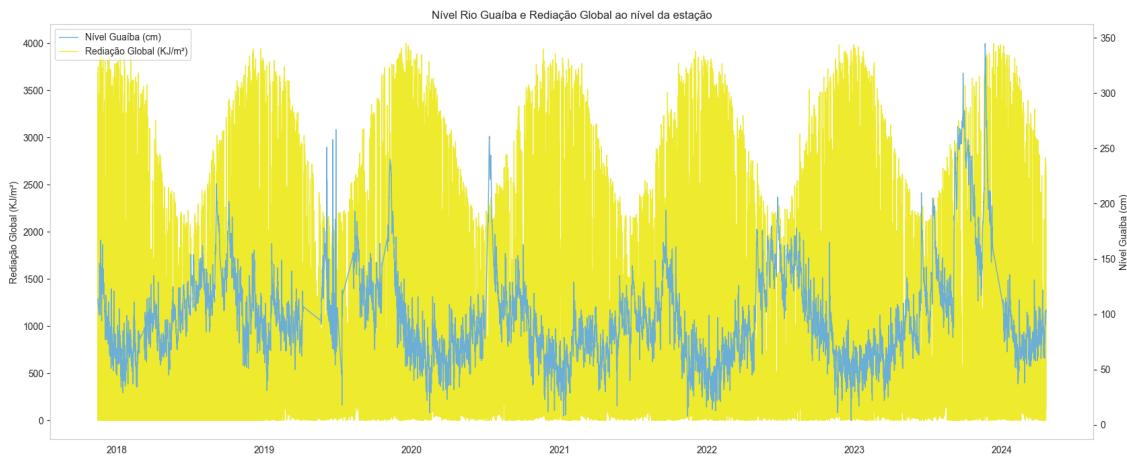
Fonte: Autor.

Figura 26 – Gráfico comparativo de pressão atmosférica e nível quanto a sazonalidade



Fonte: Autor.

Figura 27 – Gráfico comparativo de radiação global e nível quanto a sazonalidade



Fonte: Autor.

Em relação às colunas *Vento - Velocidade Horária*, *Umidade Relativa do Ar* e *Precipitação Total*, embora estas não apresentem um padrão sazonal tão evidente quanto as plotadas acima, estas medidas estão diretamente ligadas aos fenômenos de previsão do tempo, noticiadas em jornais e revistas, e portanto, possuem influência direta no nível dos rios onde estes dados são monitorados. Sendo assim, as colunas também foram consideradas para o treinamento do modelo.

Definidas as colunas a serem mantidas, o próximo passo consistiu em alinhar os dados meteorológicos com os dados de monitoramento dos rios, garantindo que as informações estivessem na mesma frequência de amostragem. Para isso, foram utilizados os dados de monitoramento do nível do rio Guaíba, que possuem a maior frequência de amostragem entre os rios analisados, com intervalo de 15 minutos, enquanto os dados meteorológicos possuem frequência de 1 hora (60 minutos). Assim, a frequência de amostragem das informações do nível dos rios foi reduzida para 1 hora, aplicando um filtro simples que mantém apenas as linhas cujo *timestamp* tem minuto igual a 0.

Por fim, alinhados os dados meteorológicos com os dados de monitoramento dos rios, o *dataframe* resultante passou um nivelamento superior e inferior quanto a data inicial e final, de modo que o período de amostragem de todas as informações fosse o mesmo, garantindo que todas as colunas tivessem o mesmo número de linhas preenchidas. Embora na etapa de limpeza dos dados tenha sido aplicado o preenchimento de valores ausentes, verificou-se que as estações de monitoramento dos rios não possuem medições que se iniciam ou finalizam na mesma data. Dessa forma, a fim de analisar qual o período de início e fim das informações obtidas, a tabela 4 apresenta o período de amostragem de cada uma das fontes de dados.

Rio	Data Mínima	Hora Mínima	Data Máxima	Hora Máxima
Rio dos Sinos	2013-12-13	05:00:00	2024-06-30	09:00:00
Rio Caí	2015-09-14	13:00:00	2024-05-06	14:00:00
Rio Gravataí	2017-11-07	12:00:00	2024-07-01	00:00:00
Rio Jacuí	2014-10-08	20:00:00	2024-04-27	01:00:00
Rio Guaíba	2014-07-29	14:00:00	2024-05-06	14:00:00

Tabela 4 – Datas mínima e máxima disponíveis para cada rio analisado

Quanto a base de dados meteorológicos, o site do INMET disponibiliza dados desde o início dos anos 2000 e mantém a base atualizada até os dias atuais, não sendo, portanto, um limitador para a definição do período do dataframe final. Assim, o período de amostragem final pode ser definido a partir de 07 de novembro de 2017, que é a data mínima do rio Gravataí, até 06 de maio de 2024, que é a data máxima do rio Caí, com um dataframe de 56366 linhas.

3.5 TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS

A transformação dos dados é uma etapa fundamental para garantir que as informações estejam no formato correto para o treinamento do modelo de previsão. Nesta fase, os dados são convertidos em um formato numérico, adequado para algoritmos de aprendizado de máquina, e normalizados para assegurar que todas as variáveis tenham a mesma escala.

Com os dados meteorológicos e de monitoramento dos rios alinhados, a normalização dos dados é aplicada visando principalmente equilibrar os dados dos níveis dos rios com os dados meteorológicos, tendo em vista que as escalas entre essas informações apresentam uma discrepância maior, pela diferença de unidade de medida entre elas.

Ademais, outro fator que deve ser considerado é se as colunas do *dataframe* são compostas de dados categóricos (geralmente representados através de textos) ou numéricos. Por se tratar de medições aferidas por sensores meteorológicos e/ou geográficos, todas as colunas da base de dados estudada são numéricas.

A partir dessa premissa, a normalização dos dados foi feita utilizando o método *StandardScaler* da biblioteca *Scikit-learn*, que transforma os dados de uma coluna para um valor cuja média seja zero e desvio padrão igual a um. A pontuação padrão de uma amostra x é dada por:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (14)$$

onde μ é a média da amostra e σ é o desvio padrão. Muitos elementos usados em funções objetivas de um algoritmo de aprendizagem (como o kernel RBF do Support Vector e as máquinas ou os regularizadores L1 e L2 dos modelos lineares) assumem que todos os recursos estão centrados em torno uma média igual a zero e variação de mesma ordem (DEVELOPERS, 2025a). Desse modo, caso uma amostra apresente uma variância

de magnitude maior do que outros, ele pode dominar a função objetivo e fazer o estimador incapaz de aprender com outros recursos corretamente como esperado.

Além disso, o método aplicado também é sensível a outliers, que afetam a média e o desvio padrão calculados para a definição dos valores normalizados. Por esse motivo, na seção 3.3, a aplicação do método IQR para remoção dos *outliers*, além de limpar os dados durante aquela etapa de preparação, garantiu que os dados estivessem mais homogêneos e não fossem distorcidos por valores extremos na normalização desta etapa.

Para exemplificar a normalização dos dados,

Com os dados normalizados, o *dataframe* está pronto para ser dividido em conjuntos de treinamento e teste, chegando ao estágio final de preparação, e seguindo para o treinamento do modelo de previsão.

3.6 DIVISÃO DOS DADOS EM CONJUNTOS DE TREINAMENTO E TESTE

No processo de implementação de um modelo de previsão, a divisão da base de dados em conjuntos de treino e teste constitui a última etapa antes da aplicação do algoritmo, com o objetivo de avaliar a capacidade de generalização do modelo. De maneira geral, a base de dados é dividida em duas partes: uma maior, utilizada para o treinamento do modelo, e uma menor, destinada a testar seu desempenho em dados não observados durante o treinamento. Após a etapa de treinamento com o primeiro conjunto, é possível realizar previsões e compará-las com o segundo conjunto, cujos dados são conhecidos apenas pelo pesquisador. Essa comparação permite a avaliação da performance do modelo por meio do levantamento de métricas de desempenho.

Existem diferentes abordagens para dividir os dados em conjuntos de treinamento e teste, a fim de assegurar um bom desempenho do modelo de previsão. Por exemplo, em um estudo direcionado para a previsão do preço de ações, três proporções de divisão entre dados de treinamento e dados de teste foram aplicados, sendo estes:

- 80% dos dados para treinamento e 20% para teste;
- 70% dos dados para treinamento e 30% para teste;
- 60% dos dados para treinamento e 40% para teste.

Através das métricas de desempenho RMSE (Root Mean Squared Error (Raiz do Erro Quadrático Médio)), MSE (Mean Squared Error (Erro Quadrático Médio)), R2 (Coeficiente de Determinação) e MAE (Mean Absolute Error (Erro Absoluto Médio)), os resultados das três proporções foram comparadas, de modo que a diferença percentual média entre o preço de validação e o preço previsto para o próximo dia útil foi menor para a proporção 80:20, com uma diferença média de 1,3% entre o preço original e o preço previsto, enquanto a proporção 70:30 apresentou uma diferença média de 1,9% e a proporção 60:40, 1,8% (SUPRI *et al.*, 2023).

Embora a proporção 80:20 tenha apresentado o melhor desempenho neste estudo, não há uma regra geral que defina a melhor divisão entre os conjuntos de treinamento e teste, pois essa escolha pode variar de acordo com o tipo de dado, o modelo utilizado e outros fatores específicos de cada conjunto de informações. No presente trabalho, foi inicialmente adotada a proporção 80:20, com 80% dos dados para treinamento e 20% para teste, seguindo a abordagem utilizada no estudo mencionado, que obteve os melhores resultados. Para comparar o desempenho do modelo com outras proporções, também foram testadas as divisões 70:30 e 60:40, a fim de verificar se as métricas de desempenho apresentavam o mesmo comportamento observado no estudo de previsão de preços de ações.

3.7 APLICAÇÃO DO MODELO DE PREVISÃO

Realizada toda a preparação dos dados, com a divisão em conjuntos de treino e teste e a padronização das variáveis independentes para garantir que todas tenham a mesma escala, o modelo Ridge é instanciado no script em Python, com a possibilidade de ajuste de alguns parâmetros para fazer o treinamento e as previsões.

O principal parâmetro ajustável é o `alpha`, que controla a intensidade da penalização: valores maiores de `alpha` aumentam a regularização, reduzindo a magnitude dos coeficientes, podendo levar a underfitting; valores menores aproximam o modelo da regressão linear padrão, com risco de overfitting. Outros parâmetros incluem `fit_intercept`, que determina se o modelo deve incluir um intercepto, e `solver`, que define o método de otimização (como `auto`, `svd` ou `cholesky`), influenciando a eficiência computacional. Além disso, o parâmetro `random_state` pode ser configurado para garantir reproduzibilidade em solvers que utilizam aleatoriedade.

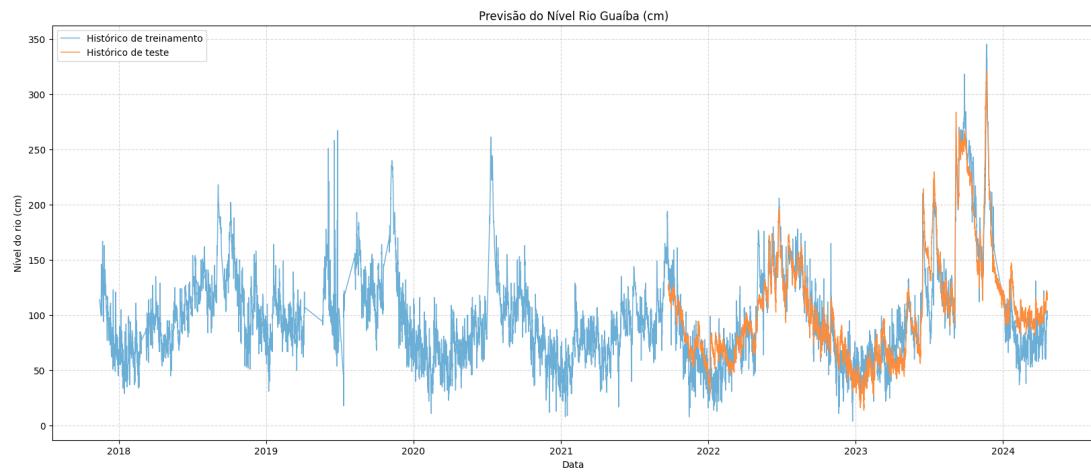
A implementação prática envolve importar a classe Ridge, configurar os hiperparâmetros, treinar o modelo com o método `fit` e realizar previsões com o método `predict`. Para avaliar o desempenho do modelo, esta etapa é feita com métricas como o erro quadrático médio (MSE), raíz do erro quadrático médio (RMSE), erro absoluto médio (MAE) e/ou o coeficiente de determinação (R^2).

Em (AND, s.d.), o autor aborda sobre o termo de regularização L2 que penaliza os coeficientes do modelo, explorando o impacto do parâmetro `alpha` em vários contextos. Em sua tese, é destacado que valores de `alpha` são geralmente selecionados por validação cruzada, com intervalos típicos variando de 0.01 a 1000, dependendo da escala dos dados e do grau de multicolinearidade. O artigo também menciona que, em aplicações práticas, valores como 0.1, 1 e 10 são frequentemente testados como pontos de partida.

Partindo desse pressuposto, foram testados valores de `alpha` de 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10 e 100, com o objetivo de avaliar o desempenho do modelo em diferentes níveis de regularização. A seguir, são apresentadas as tabelas com os resultados obtidos para cada valor de `alpha`, considerando as três proporções de divisão dos dados em conjuntos

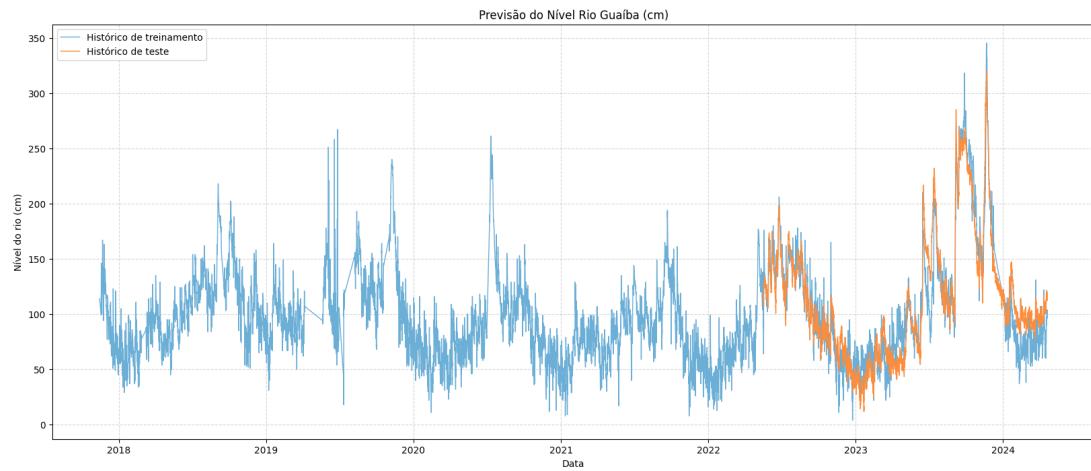
de treinamento e teste: 80:20, 70:30 e 60:40, junto às Figuras X, Y e Z, que ilustram o desempenho do modelo para cada split de treinamento e previsão.

Figura 28 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com $\alpha = 1$ e split de treinamento e teste 60:40



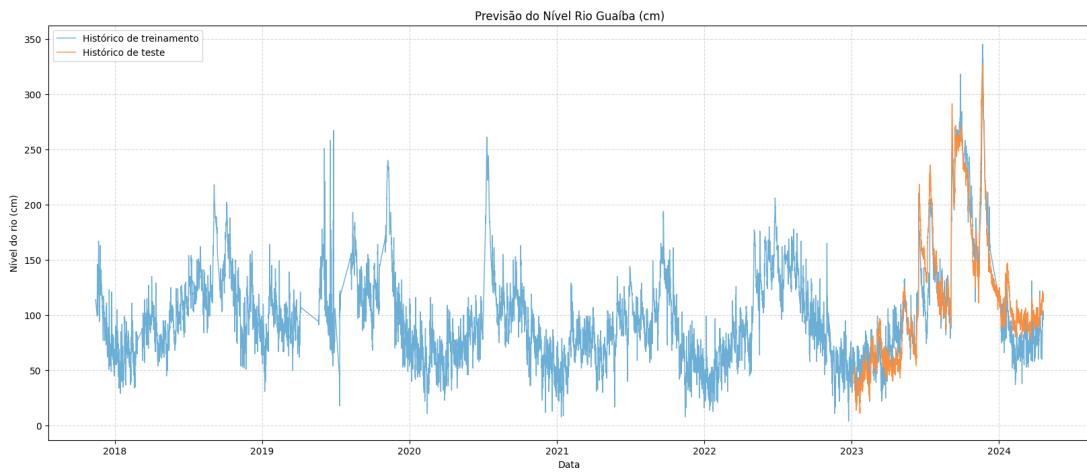
Fonte: Autor.

Figura 29 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com $\alpha = 1$ e split de treinamento e teste 70:30



Fonte: Autor.

Figura 30 – Gráfico modelo de previsão de nível do rio Guaíba com alpha = 1 e split de treinamento e teste 80:20



Fonte: Autor.

Alpha	0.001			
	Split	MSE	RMSE	MAE
80:20	456.72	21.27	16.81	0.89
70:30	372.44	19.30	15.00	0.88
60:40	379.64	19.48	15.14	0.87

Tabela 5 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 0.01

Alpha	0.001			
	Split	MSE	RMSE	MAE
80:20	456.72	21.27	16.81	0.89
70:30	372.44	19.30	15.00	0.88
60:40	379.64	19.48	15.14	0.87

Tabela 6 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 0.1

Alpha	0.001			
	Split	MSE	RMSE	MAE
80:20	456.72	21.27	16.81	0.89
70:30	372.44	19.30	15.00	0.88
60:40	379.65	19.48	15.14	0.87

Tabela 7 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 1

Alpha	0.001				
	Split	MSE	RMSE	MAE	R2
80:20	456.72	21.27	16.81	0.89	
70:30	372.44	19.30	15.00	0.88	
60:40	379.64	19.48	15.14	0.87	

Tabela 8 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 10

Alpha	0.001				
	Split	MSE	RMSE	MAE	R2
80:20	456.73	21.27	16.81	0.89	
70:30	372.45	19.30	15.00	0.88	
60:40	379.65	19.48	15.14	0.87	

Tabela 9 – Tabela de avaliação de desempenho do modelo com alpha 100

3.8 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Uma das formas de avaliar o desempenho de um modelo de aprendizado de máquina é através da análise das métricas de desempenho, que indicam a capacidade do modelo de generalizar e prever corretamente os dados. As métricas de avaliação utilizadas neste trabalho incluem o erro quadrático médio (MSE), a raiz do erro quadrático médio (RMSE), o erro absoluto médio (MAE) e o coeficiente de determinação (R^2), onde cada uma delas possui uma interpretação específica:

- Erro Quadrático Médio (MSE): Mede a média dos quadrados dos erros, penalizando erros maiores. É útil para entender a magnitude do erro, porém não é intuitiva em termos da escala dos dados, neste caso medido em centímetros.
- Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE): É a raiz quadrada do MSE, expressa na mesma unidade dos dados, facilitando a interpretação.
- Erro Absoluto Médio (MAE): Mede a média dos erros absolutos, sendo menos sensível a outliers do que o MSE.
- R^2 (Coeficiente de Determinação): Indica a proporção da variância dos dados explicada pelo modelo. Varia de 0 a 1, onde 1 significa ajuste perfeito.

Com isso, as tabelas apresentadas mostram que o MSE e o RMSE diminuem conforme o *split* de treinamento diminui e o *split* de teste aumenta. Tal comportamento indica que, à medida que mais dados são utilizados para treinamento, o modelo passa a ter um sobreajuste (*overfitting*), perdendo a capacidade de generalizar e, em vez disso, se adequando estritamente ao conjunto de dados de treinamento.

Quanto ao R^2 , o valor obtido possui uma baixa variação entre os ensaios com diferentes valores de *alpha* e *split*, ficando entre 0.87 e 0.89. Isso indica que 87% a 89% da variância dos dados da variável dependente é explicada pelo modelo. Em outras palavras,

o modelo captura a maior parte dos padrões nos dados, deixando apenas 13% a 11% da variância como não explicada (devido a ruído, variáveis omitidas ou outros fatores).

Um coeficiente de determinação próximo a 1 sugere que o modelo é robusto e confiável para o conjunto de dados analisado. Boa parte dessa robustez se dá pelo tratamento e limpeza dos dados, somada à a correlação entre as variáveis preditoras e a variável dependente.

Em relação ao parâmetro `alpha`, os resultados mostram que o modelo apresenta um desempenho semelhante para os valores de 0.001, 0.01, 0.1 e 1, com pequenas variações nas métricas de desempenho. Existem alguns fatores que levam a esse comportamento, como a baixa sensibilidade à regularização nos dados, intervalo de `alpha` insuficiente para notar diferenças significativas ou baixa multicolinearidade entre as variáveis preditoras. Alguns outros fatores como escala dos dados ou tamanho e qualidade do conjunto foi descartado, uma vez que ao longo do trabalho, evidenciam-se os procedimentos realizados para evitar este tipo de falha no modelo.

Sendo assim, uma forma de testar se o modelo possui uma sensibilidade maior à regularização seria aumentar o intervalo de valores de `alpha` e/ou expor o modelo a mais dados de teste. Caso a variação de `alpha` permaneça com resultados semelhantes, isto pode indicar que o modelo já atingiu seu ponto de saturação, atingindo um desempenho ótimo para baixos termos de regularização.

4 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo geral desenvolver um modelo de previsão do nível do Rio Guaíba, utilizando dados meteorológicos por meio da técnica de Regressão Ridge. Para alcançar esse propósito, foram estabelecidos objetivos específicos que envolveram desde a coleta e pré-processamento dos dados, até a implementação do modelo e análise dos resultados.

No desenvolvimento do projeto, procedeu-se à coleta de dados meteorológicos disponibilizados pelo INMET, assim como dos níveis hidrométricos dos rios da bacia do Guaíba, através do SEMA-RS. Esses dados passaram por um pré-processamento, que incluiu a limpeza, tratamento de valores ausentes, remoção de outliers e normalização, garantindo maior qualidade ao conjunto utilizado para treinamento. Foi também realizada a redução da dimensionalidade, mantendo apenas variáveis com maior relevância para a previsão, como temperatura do ar, pressão atmosférica, radiação global, velocidade do vento, umidade relativa e precipitação.

Na etapa de implementação, o modelo de Regressão Ridge foi escolhido por sua capacidade de lidar com multicolinearidade e reduzir o risco de sobreajuste, característica importante considerando a volatilidade das variáveis climáticas. Foram testados diferentes valores do parâmetro de regularização (*alpha*), variando também as proporções de divisão entre conjuntos de treinamento e teste (80:20, 70:30, 60:40). Para avaliar o desempenho da previsão do modelo, as métricas de desempenho — MSE, RMSE, MAE e R² foram utilizadas, visando uma análise mais objetiva e estatística da implementação.

Os resultados evidenciaram a robustez do modelo e a correlação significativa entre variáveis meteorológicas e o nível do Rio Guaíba. Apesar de pequenas variações nos indicadores de desempenho, não se observou impacto expressivo da alteração dos valores de alpha, sugerindo que o modelo atinge um platô de desempenho para os intervalos testados. Tal constatação indica que ajustes adicionais de regularização, ou a inclusão de novas variáveis externas, poderiam ser explorados em trabalhos futuros para ganhos incrementais de performance. Além disso, cabe a comparação com outros modelos de previsão existentes, ou até mesmo uma rede neural para comparar o desempenho em relação ao modelo Ridge.

Assim, conclui-se que o objetivo proposto foi atingido. O modelo desenvolvido mostrou-se eficiente e tecnicamente sólido para prever o nível do Rio Guaíba a partir dos dados meteorológicos utilizados. Entretanto, vale ressaltar que os dados utilizados são históricos, ou seja, compõem medidas meteorológicas aferidas por instrumentos no momento da medição. Para uma aplicação real de previsão do nível do rio, visando um alerta antecipado de enchente, o modelo seria expostos a medidas meteorológicas previstas ao invés de medidas, adicionando um grau de incerteza que pode gerar previsões com um grau de erro maior. Por isso, é necessário realizar testes com dados previstos, avaliar

novas métricas de desempenho, para então considerar o uso do modelo em casos reais de previsão do nível do rio.

REFERÊNCIAS

- AI, Pecan. **Data Preparation for Machine Learning: The Ultimate Guide to Doing It Right.** [S.l.: s.n.], 2023. Disponível em: <https://www.pecan.ai/blog/data-preparation-for-machine-learning/>. Acesso em: 4 mai. 2025.
- ALKAMA, Djamel *et al.* **A cultura participativa no YouTube: relação entre ídolos-fãs em canais brasileiros.** 2020. Tese (Doutorado) – Universidade Estadual Paulista (UNESP). Acesso em: 05/04/2025.
- AND, Trevor Hastie. Ridge Regularization: An Essential Concept in Data Science. **Technometrics**, v. 62, n. 4, p. 426–433.
- ANDRADE, Mauro M.; SCOTTÁ, Fernando C.; JR., Elírio E. Toldo; WESCHENFELDER, Jair; NUNES, José C. Hidrodinâmica do Rio Guaíba: Resultados Preliminares. In: XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2017.
- CARBONELL, Jaime G.; MICHALSKI, Ryszard S.; MITCHELL, Tom M. **Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach.** Berlin: Springer, 1983. P. 619.
- COUSINEAU, Denis; CHARTIER, Sylvain. Outliers detection and treatment: a review. **International Journal of Psychological Research**, Universidad de San Buenaventura, v. 3, n. 1, p. 59–68, 2010.
- DEVELOPERS, scikit-learn. **sklearn.preprocessing.StandardScaler.** [S.l.: s.n.], 2025. Online documentation. Accessed: 2025-06-16. Disponível em: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html>.
- G1. **Santa Catarina registra enchente, queda de barreira e dia mais chuvoso de 2024.** 2024. Disponível em: <https://g1.globo.com/sc/santa-catarina/noticia/2024/05/19/sc-enchente-quedas-barreira-dia-mais-chuvoso.ghtml>. Acesso em: 15 out. 2024.
- HELLIWELL, John F.; HUANG, Haifang; WANG, Shun; NORTON, Max. Social Environments for World Happiness. In: WORLD Happiness Report 2020. [S.l.: s.n.], 2020.

KIRCH, Wilhelm. Pearson's Correlation Coefficient. In: ENCYCLOPEDIA of Public Health. Dordrecht: Springer Netherlands, 2008. P. 1090–1091.

MCDONALD, Gary C. Ridge regression. **WIREs Computational Statistics**, v. 1, n. 1, p. 93–100, 2009. ISSN 1939-0068.

MONTGOMERY, Douglas C.; PECK, Elizabeth A.; VINING, G. Geoffrey. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 5. ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2012. P. 672. ISBN 978-0-470-54281-1.

SARAVANAN, R.; SUJATHA, P. A State of Art Techniques on Machine Learning: A Perspective of Supervised Learning Approaches in Data Classification. In: PROCEEDINGS of the Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS 2018). Puducherry: IEEE, 2018.

SASSI, Cecília P.; PEREZ, Felipe G.; MYAZATO, Letícia; YE, Xiao; FERREIRA-SILVA, Paulo H.; LOUZADA, Francisco. **Modelos de Regressão Linear Múltipla Utilizando os Softwares R e STATISTICA: Uma Aplicação a Dados de Conservação de Frutas**. São Carlos, SP, Brasil, 2012. Relatórios Técnicos. Disponível em: <http://www.icmc.usp.br>.

SCIKIT-LEARN DEVELOPERS. **Linear Models: Ridge Regression**. Acesso em: 05/04/2025. 2025. Disponível em:
https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#ridge-regression.

SERVICES, Amazon Web. **O que é regressão linear?** 2024. Disponível em: <https://aws.amazon.com/pt/what-is/linear-regression/>. Acesso em: 15 ago. 2024.

SOTO, Timothy. Regression Analysis. In: VOLKMAR, Fred R. (Ed.). **Encyclopedia of Autism Spectrum Disorders**. New York, NY: Springer New York, 2013. P. 2538–2538.

SUPRI, B.; RUDIANTO, Abdurohim; MAWADAH, Badriatul; ALI, Helmi. Asian Stock Index Price Prediction Analysis Using Comparison of Split Data Training and Data Testing. **JEMSI (Jurnal Ekonomi, Manajemen, Dan Akuntansi)**, v. 9, n. 4, p. 1403–1408, 2023.

VEJA. **De 1941 a 2024: por que as enchentes são um desafio constante no Rio Grande do Sul**. 2024. Disponível em: <https://veja.abril.com.br/ciencia/de-1941-a-2024-porque-as-enchentes-sao-desafio-constante-no-rs>. Acesso em: 15 out. 2024.

APÊNDICE A – Descrição

Textos elaborados pelo autor, a fim de completar a sua argumentação. Deve ser precedido da palavra APÊNDICE, identificada por letras maiúsculas consecutivas, travesão e pelo respectivo título. Utilizam-se letras maiúsculas dobradas quando esgotadas as letras do alfabeto.

ANEXO A – Descrição

São documentos não elaborados pelo autor que servem como fundamentação (mapas, leis, estatutos). Deve ser precedido da palavra ANEXO, identificada por letras maiúsculas consecutivas, travessão e pelo respectivo título. Utilizam-se letras maiúsculas dobradas quando esgotadas as letras do alfabeto.