

UNIVERSIDADE DO ESTADO DE SANTA CATARINA – UDESC
CENTRO DE CIÊNCIAS TECNOLÓGICAS – CCT
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL – PPGEC

GABRIELA HAAG COELHO

**CONSUMO DE ÁGUA E ENERGIA ELÉTRICA EM DOMICÍLIOS: ESTUDO
DE CASO LONGITUDINAL EM JOINVILLE/SC**

JOINVILLE

2025

GABRIELA HAAG COELHO

**CONSUMO DE ÁGUA E ENERGIA ELÉTRICA EM DOMICÍLIOS: ESTUDO
DE CASO LONGITUDINAL EM JOINVILLE/SC**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, da Universidade do Estado de Santa Catarina – Udesc.

Orientadora: Prof. Dr^a. Andreza Kalbusch

Coorientadora: Prof. Dr^a. Elisa Henning

JOINVILLE

2025

**Ficha catalográfica elaborada pelo programa de geração automática da
Biblioteca Universitária Udesc,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

Coelho, Gabriela Haag
CONSUMO DE ÁGUA E ENERGIA ELÉTRICA EM
DOMICÍLIOS: ESTUDO DE CASO LONGITUDINAL EM
JOINVILLE/SC / Gabriela Haag Coelho. -- 2025.
131 p.

Orientadora: Andreza Kalbusch
Coorientadora: Elisa Henning
Dissertação (mestrado) -- Universidade do Estado de
Santa Catarina, Centro de Ciências Tecnológicas, Programa
de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Joinville, 2025.

1. Consumo de água. 2. Consumo de energia elétrica. 3.
Edificação unifamiliar. 4. Joinville. 5. Série temporal. I.
Kalbusch, Andreza. II. Henning, Elisa. III. Universidade do
Estado de Santa Catarina, Centro de Ciências Tecnológicas,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. IV. Título.

GABRIELA HAAG COELHO

**CONSUMO DE ÁGUA E ENERGIA ELÉTRICA EM DOMICÍLIOS: ESTUDO
DE CASO LONGITUDINAL EM JOINVILLE/SC**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, da Universidade do Estado de Santa Catarina – Udesc.

Orientadora: Prof. Dr^a. Andreza Kalbusch

Coorientadora: Prof. Dr^a. Elisa Henning

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Andreza Kalbusch

Universidade do Estado de Santa Catarina

Membros:

Prof^a. Dr^a. Andreza Kalbusch

Universidade do Estado de Santa Catarina

Prof^a. Dr^a. Ana Kelly Marinoski Ribeiro

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Diego Antônio Custódio

Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Joinville, 14 de julho de 2025.

AGRADECIMENTOS

Durante esses anos de mestrado e de dedicação à pesquisa científica, contei com a ajuda de pessoas que tornaram o caminho menos solitário. Ao final desta etapa, reconheço que nenhum passo teria sido possível sem o apoio, a orientação e o carinho de pessoas fundamentais.

Agradeço primeiramente a Deus, pela força, pela sabedoria e por me sustentar mesmo nos momentos de maior incerteza, permitindo cada conquista e cada superação ao longo deste processo. Agradeço também à minha família, em especial aos meus pais, Daniela e Roberto, por todo o apoio, pelos ensinamentos, pelas orações e por acreditarem em mim, e ao meu irmão, Pedro Henrique, pela parceria, pelos abraços motivacionais e por estar sempre ao meu lado. Agradeço aos meus amigos que caminharam comigo durante essa trajetória: obrigada por escutarem meus desabafos e celebrarem comigo cada pequena vitória, a presença de vocês tornou esse caminho mais leve e possível.

Agradeço a todos os meus professores pelo conhecimento transmitido. À minha orientadora, professora Dra. Andreza Kalbusch, expresse minha profunda gratidão por sua orientação atenta, por acreditar no meu trabalho e por me guiar com profissionalismo e paciência, seus conselhos foram fundamentais para que esta dissertação se concretizasse. À minha coorientadora, professora Dra. Elisa Henning, agradeço imensamente pelo apoio técnico e intelectual, pelas contribuições valiosas e pelo comprometimento com a qualidade do meu trabalho, sua colaboração foi essencial para o desenvolvimento desta pesquisa.

Agradeço à Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC), ao Centro de Ciências Tecnológicas e, principalmente, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da UDESC (PPGEC), pela oportunidade de participação em congressos e de desenvolvimento de pesquisas científicas de qualidade. Também agradeço aos programas de bolsas PROMOP e CAPES pelo apoio financeiro por meio da bolsa de estudo concedida, possibilitando o desenvolvimento dessa pesquisa. A todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para que este projeto se tornasse realidade, meu mais sincero agradecimento.

"E te lembrarás de todo o caminho pelo qual o Senhor teu Deus te guiou..., para te humilhar, e te provar, para saber o que estava no teu coração, se guardarias os seus mandamentos, ou não." (Deuteronômio 8:2.)

RESUMO

Com o crescente esforço global para reduzir o consumo de água e energia elétrica, o uso residencial desses recursos tem recebido maior atenção, já que o setor residencial é um dos principais responsáveis pela demanda total urbana. A relação entre os consumos de água e energia elétrica é comumente estudada para os sistemas de abastecimento, mas pouco estudada no âmbito de consumo domiciliar, como observado no capítulo de revisão bibliográfica. O objetivo desse trabalho foi efetuar uma análise longitudinal da relação entre os consumos de água e energia elétrica em residências por meio de um estudo de caso em Joinville/SC. O método empregado envolveu a utilização do coeficiente de correlação para analisar a relação entre os consumos de água e de energia elétrica ao longo do tempo. Também foi analisada a influência de variáveis independentes, como fatores climáticos, econômicos e de cobrança pelos consumos de água e energia, além de dados referentes à pandemia da doença causada pelo coronavírus SARS-CoV-2 (Covid-19), no consumo destes recursos. Análises de regressão foram realizadas para ajuste de modelos, incluindo modelo de regressão linear múltipla, de efeitos mistos e de séries temporais, para explicação do padrão dos consumos de água e energia elétrica ao longo do tempo. Os modelos foram comparados e discutidos para compreensão das variações no consumo dos recursos. Os resultados indicaram correlação fraca, porém significativa, entre os consumos médios mensais de água e de energia elétrica, alinhando-se aos resultados encontrados na literatura. Entre os modelos, os modelos de efeitos mistos apresentaram melhor desempenho, com R^2 condicional de 74,5% para o consumo de água e de 71,6% para o consumo de energia elétrica, e melhor ajuste, com menor erro residual. Verificou-se ainda que a pandemia teve impacto significativo no aumento do consumo de água e de energia elétrica durante as duas primeiras ondas, enquanto o modelo de cobrança esteve associado à redução no consumo de água. A variável temperatura apresentou relação positiva com ambas as variáveis resposta, o consumo de água e o consumo de energia elétrica, indicando que elevações na temperatura tendem a aumentar o uso de recursos, evidenciando a influência da sazonalidade. A partir desses resultados, foi possível concluir que mudanças externas, como a ocorrência de pandemias

como a do Covid-19, mudanças climáticas ou socioeconômicas, podem alterar os padrões de consumo residencial de água e energia elétrica. Além disso, a utilização de modelos de efeitos mistos mostrou-se adequada para capturar a variabilidade do consumo de água e energia elétrica ao longo do tempo, oferecendo suporte para intervenções direcionadas e políticas públicas de gestão integrada de recursos.

Palavras-chave: Consumo de água; Consumo de energia elétrica; Edificação unifamiliar; Joinville; Série temporal.

ABSTRACT

With the growing global effort to reduce water and electricity consumption, the residential use of these resources has received greater attention, as the residential sector is one of the main contributors to total urban demand. The relationship between water and electricity consumption is commonly studied for supply systems, but it is rarely explored in the context of household consumption, as noted in the literature review section. The objective of this study was a longitudinal analysis of the relationship between water and electricity consumption in homes through a case study in Joinville, Santa Catarina. The method employed involved the use of the correlation coefficient to analyze the relationship between water and electricity consumption over time. The influence of independent variables, such as climate, economic and billing factors, in addition to data relating to the pandemic of the disease caused by the coronavirus SARS-CoV-2 (Covid-19), on the consumption of these resources was also analyzed. Regression analyses were performed to adjust models, including multiple linear regression, mixed effects, and time series models, to explain the pattern of water and electricity consumption over time. The models were compared and discussed to better understand the variations in resource consumption. The results indicated a weak but significant correlation between the average monthly water and electricity consumption, in line with the results found in the literature. Among the models, the mixed-effects models performed best, with a conditional R^2 of 74.5% for water consumption and 71.6% for energy consumption, and also with a better fit, with a lower residual error. It was also found that the pandemic had a significant impact on the increase in water and energy consumption during the first two waves, while the billing model was associated with a reduction in water consumption. The temperature showed a positive relationship with both response variables, water consumption and electricity consumption, evidencing the influence of seasonality. Based on these results, it was possible to conclude that external factors, such as the occurrence of the COVID-19 pandemic, climate, or socioeconomic changes, can modify residential water and electricity consumption patterns. Furthermore, the use of mixed-effects models proved suitable for capturing the variability in water and

electricity consumption over time, supporting targeted interventions and public policies for integrated resource management.

Keywords: Energy consumption; Joinville; Single-family building; Time series; Water consumption.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Esquema de seleção dos artigos	24
Figura 2 - Ano de publicação dos artigos	25
Figura 3 - Mapa de localização de autoria dos artigos selecionados	26
Figura 4 - Nuvem de palavras dos artigos selecionados	26
Figura 5 - Consumo total anual de energia e água de residências com diferentes rendas	33
Figura 6 - Consumo total de energia e água de residências com diferentes rendas	33
Figura 7 - Esquema de delineamento da pesquisa	37
Figura 8 - Mapa de localização de Joinville	39
Figura 9 - Normais Climatológicas do Município de Joinville	40
Figura 10 - Histograma de frequência das áreas das residências estudadas ...	41
Figura 11 - Mapa de localização das residências	43
Figura 12 - Histograma do consumo de água	61
Figura 13 - Histograma do consumo de energia elétrica	62
Figura 14 - Gráfico de série temporal para o consumo médio de água durante o período estudado	63
Figura 15 - Gráfico de série temporal para o consumo médio de energia elétrica durante o período estudado	64
Figura 16 - Gráfico de série temporal para as variáveis independentes	66
Figura 17 - Gráfico de dispersão de dados para o consumo médio mensal de água e o consumo médio mensal de energia elétrica	68
Figura 18 - Boxplot do consumo de água residencial e os períodos pandêmicos	71
Figura 19 - Boxplot do consumo de energia elétrica residencial pelos períodos pandêmicos	73
Figura 20 - Boxplot do consumo médio de água residencial pelos modelos de cobrança	74
Figura 21 - Boxplot do consumo médio de energia elétrica residencial pelas bandeiras de cobrança	75
Figura 22 - Matriz de correlação entre as variáveis independentes pelo método Kendall	76

Figura 23 - Resíduos modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta	79
Figura 24 - Resíduos modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	82
Figura 25 - Gráfico de verificação preditiva posterior para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta	86
Figura 26 - Gráfico de homogeneidade da variância para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta	86
Figura 27 - Gráfico de normalidade de resíduos e efeitos aleatórios para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta	87
Figura 28 - Gráfico de verificação preditiva posterior para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	90
Figura 29 - Gráfico de homogeneidade da variância para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	91
Figura 30 - Gráfico de normalidade de resíduos e efeitos aleatórios para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	92
Figura 31 - Gráficos para análise dos resíduos da regressão de séries temporais para a água como variável resposta	95
Figura 32 - Gráficos para análise dos resíduos da regressão de séries temporais para a energia elétrica como variável resposta	98
Figura 33 - Gráficos de dispersão dos valores observados e preditos dos modelos de regressão para o consumo médio de água residencial	103
Figura 34 - Gráficos de dispersão dos modelos de regressão para o consumo médio de energia elétrica residencial	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estudos com análise estatística transversal	27
Tabela 2 - Estudos com análise estatística longitudinal	31
Tabela 3 - Número de moradores das residências pertencentes à amostra	42
Tabela 4 - Renda familiar das residências pertencentes à amostra	42
Tabela 5 - Padrão das residências da amostra	43
Tabela 6 - Práticas tarifárias vigentes no período estudado	46
Tabela 7 - Detalhamento das variáveis dependentes utilizados no trabalho	48
Tabela 8 - Detalhamento das variáveis independentes utilizados no trabalho ..	48
Tabela 9 - Estatísticas descritivas das variáveis dependentes	60
Tabela 10 - Estatísticas descritivas das variáveis independentes numéricas ...	65
Tabela 11 - Resultado do teste de Shapiro-Wilk para verificação da suposição de normalidade de variáveis contínuas independentes	65
Tabela 12 - Distribuição de frequências da variável períodos pandêmicos	67
Tabela 13 - Distribuição de frequências da variável modelo de cobrança	67
Tabela 14 - Distribuição de frequências da variável bandeiras de cobrança	68
Tabela 15 - Correlação entre a variável dependente consumo médio de água e as variáveis independentes numéricas relacionadas	69
Tabela 16 - Correlação entre a variável dependente consumo médio de energia elétrica e as variáveis independentes numéricas relacionadas	70
Tabela 17 - Análise de variância da variável períodos pandêmicos pelas variáveis dependentes	71
Tabela 18 - Teste Tukey para as variáveis dependentes pelos períodos pandêmicos	72
Tabela 19 - Teste de hipóteses t de student da variável consumo médio de água pelo modelo de cobrança	73
Tabela 20 - Teste de hipóteses t de student da variável consumo médio de água pelo modelo de cobrança por períodos semelhantes antes e após mudança	74
Tabela 21 - Análise de variância da variável consumo médio de energia elétrica pelas bandeiras tarifárias	75
Tabela 22 - Resultados para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta	78

Tabela 23 - Métricas da validação cruzada do modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta	80
Tabela 24 - Resultados para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	81
Tabela 25 - Métricas da validação cruzada do modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	83
Tabela 26 - Resultados para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta	84
Tabela 27 - Estatística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo para o consumo médio de água	85
Tabela 28 - Métricas da validação cruzada do modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta	87
Tabela 29 - Resultados para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	89
Tabela 30 - Estatística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo para o consumo médio de energia elétrica	90
Tabela 31 - Métricas da validação cruzada do modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	92
Tabela 32 - Simplificação da sazonalidade para os modelos de regressão de séries temporais	93
Tabela 33 - Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta	94
Tabela 34 - Métricas da validação cruzada de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta	96
Tabela 35 - Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	97
Tabela 36 - Métricas da validação cruzada de séries temporais com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta	98
Tabela 37 - Coeficientes dos três modelos para o consumo de água	99
Tabela 38 - Coeficientes dos três modelos para o consumo de energia elétrica	100
Tabela 39 - Equações para o consumo médio de água residencial	101
Tabela 40 - Equações para o consumo médio de energia elétrica residencial	102

Tabela 41 - Métricas dos modelos de regressão para o consumo médio de água residencial	103
Tabela 42 - Métricas dos modelos de regressão para o consumo médio de energia elétrica residencial	105
Tabela 43 - Coeficientes para o modelo de efeitos mistos das variáveis resposta para comparação de variáveis independentes adicionadas	106

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	JUSTIFICATIVA	18
1.2	OBJETIVOS	19
1.2.1	Objetivo Geral	19
1.2.2	Objetivos Específicos	20
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	20
2	REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO	21
2.1	INTRODUÇÃO	21
2.2	MÉTODOS	22
2.3	RESULTADOS	24
2.4	CONCLUSÃO.....	35
3	MÉTODO	37
3.1	REGIÃO DE ESTUDO.....	38
3.2	COLETA E TRATAMENTO DE DADOS.....	40
3.2.1	Consumo de água e energia elétrica	40
3.2.2	Caracterização das residências	41
3.2.3	Variáveis Independentes	44
3.3	ANÁLISE ESTATÍSTICA	49
3.3.1	Estatística descritiva	49
3.3.2	Análise bivariada	50
3.3.3	Regressão Múltipla	52
3.3.3.1	<i>Regressão linear múltipla</i>	52
3.3.3.2	<i>Modelo Linear de Efeitos Mistos</i>	55
3.3.3.3	<i>Regressão de séries temporais</i>	57
3.3.4	Comparação entre os modelos	58
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	60
4.1	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VARIÁVEIS RESPOSTA	60
4.2	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES	64
4.3	ANÁLISE BIVARIADA	68
4.3.1	Análise bivariada entre variáveis resposta	68
4.3.2	Análise bivariada entre variáveis dependentes e independentes	69

4.3.3	Análise bivariada entre variáveis independentes	76
4.4	REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	77
4.5	REGRESSÃO DE EFEITOS MISTOS	84
4.6	REGRESSÃO DE SÉRIES TEMPORAIS	93
4.7	COMPARAÇÃO DE MODELOS	99
4.8	DISCUSSÃO COM A LITERATURA.....	106
5	CONCLUSÃO	109
5.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	110
	REFERÊNCIAS.....	111
	APÊNDICE A - CÁLCULO DO TESTE QUI-QUADRADO DE ADERÊNCIA PARA VERIFICAÇÃO DA REPRESENTATIVIDADE DA AMOSTRA	124
	APÊNDICE B - CORRELAÇÃO ENTRE VARIÁVEIS INDEPENDENTES	126
	APÊNDICE C - MODELOS PRELIMINARES DOS MODELOS DE REGRESSÃO	127

1 INTRODUÇÃO

A escassez de água e o aumento da solicitação no fornecimento de energia são problemas em ascensão devido ao crescimento populacional, às mudanças climáticas e ao consumo irresponsável dos recursos (Javanmard; Ghaderi; Hoseinzadeh, 2021). A gestão eficiente dos recursos hídricos e a otimização do consumo energético são temas debatidos globalmente e em todos os setores, incluindo o setor da construção civil, para as fases de construção, uso e ocupação (Aulia; Marpaung, 2018).

Nas fases de uso e ocupação, a forma que os consumidores utilizam a infraestrutura residencial deve ser observada. O consumo de água está diretamente relacionado às preferências individuais e ao comportamento humano (Meireles *et al.*, 2018). O uso de energia dos edifícios também mostra forte relação com as atividades de seus ocupantes (Harputlugil; Wilde, 2021). Tais atividades, por sua vez, podem ter relação com fatores climáticos, econômicos ou outros, externos às residências (Candanedo; Feldheim; Deramaix, 2017; Ibrahim *et al.*, 2020).

Estudos mostram que o comportamento social, fatores geográficos, culturais e socioeconômicos influenciam o uso residencial de água e energia (Zhou; Zhu, 2024). Pesquisas também apontam os fatores climáticos como influentes no consumo residencial (Rondinel-Oviedo; Sarmiento-Pastor, 2020; Timotewos; Barjenbruch; Behailu, 2022; Cominola *et al.*, 2023), além de sua influência na disponibilidade de água (Twisa; Buchroithner, 2019).

Os consumos residenciais de água e energia são considerados interdependentes na literatura (Endo *et al.*, 2017). A relação se inicia antes mesmo do consumo, pois a produção de um dos recursos requer o outro (Madolo; Telukdarie; Kumar, 2018). A interdependência se estende também ao consumo residencial, uma vez que atividades diárias realizadas pelos moradores, como o ato de tomar banho utilizando o chuveiro elétrico, envolvem o uso dos dois recursos (Kenway; Scheidegger; Bader, 2019). Estratégias integradas que consideram não apenas a eficiência individual na utilização de cada recurso, mas também as sinergias entre eles, tornam-se cruciais para a tomada de decisão quanto a medidas de conservação.

1.1 JUSTIFICATIVA

A água é um recurso essencial para a vida humana, sendo indispensável, não apenas para consumo direto, mas também para processos de higiene e limpeza (Soares; Costa; Gomes, 2021) e na ação de prevenção de doenças, como na pandemia da Covid-19 (Cominato *et al.*, 2022). Como um dos 17 objetivos de desenvolvimento sustentável, a ONU (Organização das Nações Unidas) cita a garantia e a gestão sustentável da água potável e do saneamento para todos, buscando o aumento da eficiência do uso da água em todos os setores, a fim de enfrentar a escassez (ONU, 2015).

A ONU (2015) estabelece como objetivo de desenvolvimento sustentável “assegurar o acesso universal, confiável, moderno e a preços acessíveis a serviços de energia”. Reduzir o desperdício no uso de energia é crucial para promover a eficiência energética, reduzir os custos para os consumidores e contribuir para a sustentabilidade ambiental (Jeong, 2024; Joshi; Sen, 2021).

O consumo doméstico tem importância na implementação de esforços para o desenvolvimento sustentável (Shahbaz *et al.*, 2022). Em 2023, o setor residencial foi responsável por mais de 30% do consumo total de energia elétrica no Brasil, e representou 87,5% das unidades consumidoras (Brasil, 2024). Segundo a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA, 2024), mais de 20% da água retirada é destinada ao abastecimento urbano, o que torna esse setor o segundo maior consumidor de água no país, atrás apenas do setor agrícola.

Na literatura, diversos estudos abordam o nexo água-energia dentro dos sistemas de produção, como a quantidade de energia utilizada para a captação, tratamento e distribuição de água (Kenway *et al.*, 2019). Muitos trabalhos também abordam essa relação na agricultura (Peng *et al.*, 2022), na produção e distribuição de alimentos (Qian *et al.*, 2022), ou na implantação de novas medidas sustentáveis (Klepacka; Florkowski; Meng, 2018). São poucos os trabalhos que visam encontrar a relação entre os consumos residenciais de água e de energia na vida cotidiana das famílias (Wang *et al.*, 2019).

Além disso, os estudos que abordam a relação entre os consumos totais residenciais de água e energia, em sua maioria, realizam análises transversais, sem avaliar a oscilação dos consumos ao longo do tempo, utilizando como

fatores de influência informações como o número de moradores, renda familiar, escolaridade dos moradores, entre outros (Qiu *et al.*, 2022). Os estudos também utilizam como fatores as informações climáticas, por meio de comparações espaciais entre diferentes regiões (Obringer; Kumar; Nateghi, 2020). Alguns trabalhos avaliam a mudança dos consumos de água e energia após a implantação de dispositivo economizador ou fonte alternativa de abastecimento (Cureau; Ghisi, 2019; Geglio *et al.*, 2021; Ribeiro; Ghisi, 2023). Dessa forma, observa-se uma lacuna de pesquisa, com a realização de análise longitudinal, utilizando fatores, cujos valores oscilam ao longo do tempo em uma mesma região, como fatores climáticos e econômicos, e sua influência nos consumos de água e energia residencial.

A percepção aprofundada acerca da relação entre o consumo de água e de energia, levando em conta as questões ambientais e sociais associadas, é necessária para o enriquecimento da literatura e utilização pela academia (Wang *et al.*, 2019), servindo de base para estudos futuros. Além disso, o conhecimento aprofundado acerca do uso dos recursos é imprescindível para os setores de construção e abastecimento, para a implementação de estratégias mais eficazes de gestão de recursos e a promoção da sustentabilidade no âmbito doméstico (Matos *et al.*, 2019).

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é analisar a relação entre o consumo de água e de energia elétrica em residências unifamiliares de diferentes padrões construtivos na cidade de Joinville, no estado de Santa Catarina, Brasil, a partir de um estudo longitudinal incluindo fatores externos.

1.2.2 Objetivos Específicos

A pesquisa se propõe a alcançar melhor compreensão da interação entre os consumos domiciliares de água e energia elétrica por meio de objetivos específicos que incluem:

- a) investigar a correlação existente entre os consumos de água e de energia elétrica;
- b) identificar fatores que exercem influência sobre o consumo de água e de energia elétrica nas residências ao longo do tempo;
- c) a partir de análises de regressão, identificar os fatores e variáveis significativas para o consumo de água e energia elétrica;
- d) obter modelos de regressão adequados para a previsão e explicação de mudanças de padrão de consumo de água e de energia elétrica residencial ao longo do tempo.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está organizado em cinco capítulos. O capítulo atual faz a introdução ao tema, destacando a motivação, a justificativa e a relevância do estudo, além de definir os objetivos gerais e específicos. O segundo capítulo se refere ao referencial bibliográfico, escrito em formato de revisão sistemática, com subseções de introdução, método, resultados e conclusão, buscando abordar os estudos realizados com os consumos residenciais de água e energia e reafirmar a justificativa do trabalho.

O terceiro capítulo apresenta o método utilizado, caracterizando a área de estudo, a forma de aquisição dos dados e as análises estatísticas realizadas. O quarto capítulo compreende os resultados encontrados a partir da aplicação do método, descrito no capítulo anterior, e discussão destes com a literatura. O sexto e último capítulo sintetiza os achados no tópico de conclusão.

2 REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

2.1 INTRODUÇÃO

O aumento substancial no consumo de recursos como água e energia é um problema enfrentado na atualidade (Cosgrove; Loucks, 2015). Esse crescimento não apenas sobrecarrega os sistemas de fornecimento, mas também impõe desafios significativos para a sustentabilidade ambiental e a gestão eficiente dos recursos (Bagatin *et al.*, 2014). A compreensão dos fatores que influenciam o consumo residencial é fundamental para o desenvolvimento de estratégias que promovam a redução e o uso mais consciente de recursos (Frederiks; Stenner; Hobman, 2015).

Na literatura, diversos fatores são identificados como influentes no consumo residencial de recursos. Os fatores referem-se a variáveis ou elementos que influenciam diretamente o comportamento ou os resultados de um fenômeno específico. Tais variáveis podem ser, por exemplo, socioeconômicas (Tisdell, 1983), que incluem características demográficas e financeiras dos moradores, comportamentais, relacionadas aos hábitos e estilos de vida das pessoas, ou climáticas, que envolvem condições ambientais como temperatura e umidade (Zhou *et al.*, 2021).

Ainda que existam estudos voltados exclusivamente ao consumo de água e outros ao consumo de energia, muitos dos fatores identificados em um contexto também se aplicam ao outro, o que evidencia a inter-relação entre esses consumos. Em residências maiores, com mais eletrodomésticos e ocupantes, observa-se um consumo mais elevado de ambos os recursos (Panão, 2024). Adicionalmente, mudanças nos hábitos de consumo, incentivadas por programas de conscientização ambiental, podem reduzir tanto o consumo de água quanto o de energia, promovendo a eficiência no uso dos recursos (Yu *et al.*, 2021). Além disso, em diversas atividades domésticas, como na utilização de eletrodomésticos, o consumo de água ocorre simultaneamente com o de energia (Yu *et al.*, 2018).

A análise de fatores que influenciam o consumo de recursos pode ser realizada de forma transversal ou longitudinal. A análise transversal é uma abordagem que examina dados em um único ponto no tempo, permitindo a

comparação entre diferentes grupos ou variáveis em um momento específico (de Vaus, 2013). A análise espacial, quando não acompanha mudanças ao longo do tempo, é considerada também uma análise transversal, que leva em consideração a localização geográfica dos dados, analisando padrões espaciais. A análise longitudinal avalia como os dados mudam ao longo do tempo, acompanhando os mesmos indivíduos ou variáveis por um período (Allison, 2009).

Ainda são poucos os trabalhos que investigam de forma integrada a relação entre o consumo de água e de energia no contexto residencial. Portanto, o questionamento se estabelece em torno da correlação entre os consumos residenciais de água e energia e da relação de ambos com fatores em comum. Dessa forma, o objetivo deste capítulo é encontrar, por meio de revisão sistemática de literatura, estudos que investigaram, por meio de análise estatística ou revisão de literatura, a relação entre o consumo de água e o consumo de energia em residências, verificando os fatores de influência e os procedimentos metodológicos utilizados.

2.2 MÉTODOS

Em uma revisão narrativa preliminar da literatura, constatou-se que a relação água-energia é mais utilizada nos estudos sobre a água utilizada na produção de energia ou a energia utilizada para a produção da água (Turnbull; Chugh; Luck, 2023; Kenway *et al.*, 2019). Também, encontram-se trabalhos que avaliam o desempenho de eletrodomésticos ou a implementação de equipamentos de economia de água ou de energia (Al-Sumaiti *et al.*, 2020), temas que não estão no escopo desta investigação.

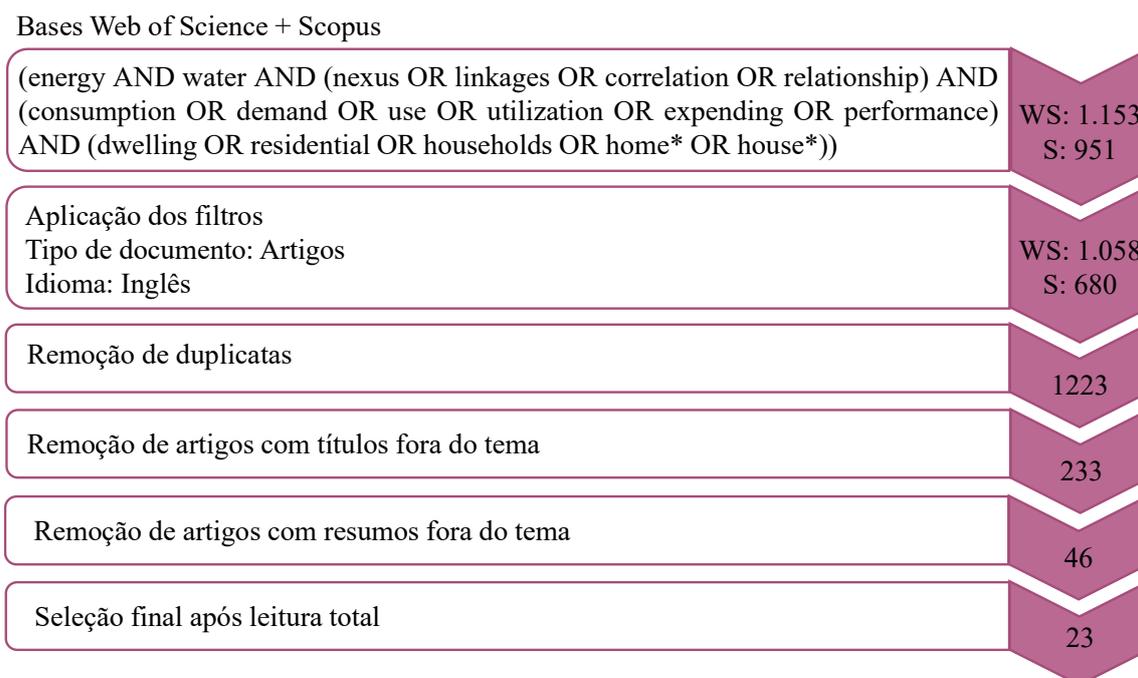
Dessa forma, efetuou-se o mapeamento sistemático que busca preencher uma lacuna, concentrando-se no estudo do consumo total de água e energia das residências, examinando tanto a relação entre estes consumos, quanto a influência de fatores sobre eles. Esse enfoque diferencia-se da literatura predominante e justifica a exclusão de artigos que tratam de tópicos distintos, como o nexo água-energia nos sistemas de produção, ou o consumo final analisado em diferentes usos residenciais. Assim, as perguntas que esta revisão de literatura busca responder são: Quais métodos são utilizados para a análise

da relação entre os consumos residenciais de água e energia? Quais abordagens os autores utilizaram para a análise de dados, transversal ou longitudinal? Quais os principais resultados encontrados acerca da relação entre o consumo de água e energia em residências?

Para a revisão, as bases escolhidas foram *Scopus* e *Web of Science*, pois são bases com grande número de periódicos de alta qualidade indexados (Pranckuté, 2021). As palavras-chave de busca foram as mesmas para as duas bases (Figura 1), com o cuidado de inserir sinônimos de todos os termos utilizados. A busca limitou-se aos campos de título de artigo, resumo e palavras-chave, e englobou todo o período disponível nas duas bases até março de 2024. Os resultados foram filtrados para que fossem apresentados apenas artigos em inglês, resultando em 1.738 artigos, inseridos no programa “Parsifal” (Simple Complex, 2023) para a análise.

Primeiramente eliminaram-se as duplicatas, restando 1.223 artigos. A primeira leitura foi realizada nos títulos dos artigos, sendo rejeitados os que se diferenciavam do tema de interesse. A segunda leitura foi realizada nos resumos, também sendo rejeitados os artigos que não estavam alinhados ao tema da pesquisa, restando 46 artigos no total. Para a obtenção do portfólio final, os artigos foram lidos na íntegra, sendo eliminados 23 que se diferenciavam do tema de interesse, permitindo a definição da seleção final, com 23 artigos. Para melhor visualização do método aplicado, a Figura 1 traz o esquema da seleção dos artigos.

Figura 1 - Esquema de seleção dos artigos

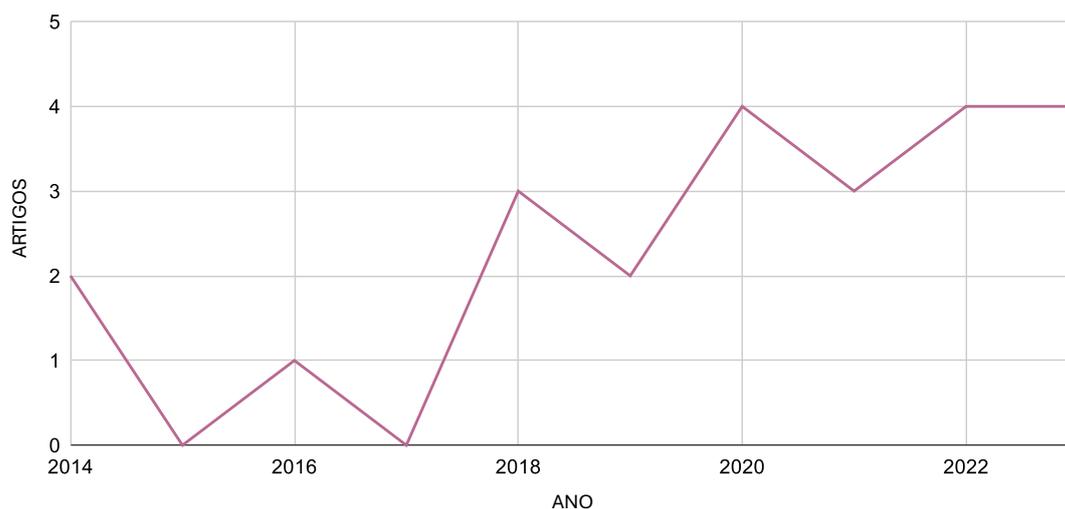


Após obtenção do portfólio final de artigos e realização de leitura completa, obteve-se o mapa de localização de autoria dos artigos, incluindo colaborações, e a nuvem de palavras, por meio do pacote bibliometrix (Aria; Cuccurullo, 2017) e do software R (R Core Team, 2024) com interface RStudio (versão 4.3.1) (RStudio Team, 2024).

2.3 RESULTADOS

A partir da busca de artigos que estudaram os consumos de água e energia simultaneamente em residências, a seleção final resultou em 23 artigos. O primeiro artigo selecionado data de 2014 e o último, de 2023. A Figura 2 mostra a representação da quantidade de artigos selecionados por ano de publicação.

Figura 2 - Ano de publicação dos artigos



Verifica-se que a maior parte dos artigos selecionados (20 artigos, o que equivale a 87% do total) foram publicados a partir de 2018, sendo o maior número anual, de quatro artigos, publicados nos anos de 2020, 2022 e 2023. Assim, tem-se que a visão mais atenta ao consumo residencial de água e energia é um acontecimento recente, com a maior representatividade de artigos publicados apenas nos últimos dez anos.

A partir dos artigos selecionados, foi possível utilizar o Bibliometrix (Aria; Cuccurullo, 2017) para obter o mapa de produção dos artigos (Figura 3) e a nuvem de palavras (Figura 4). Dessa forma, a Figura 3 apresenta o esquema com os países de vinculação dos autores dos artigos selecionados, incluindo também as colaborações entre os países. Os trabalhos se desenvolveram em sua maioria nos Estados Unidos e China, com oito artigos selecionados em cada. Outros países em que os artigos selecionados foram produzidos são Brasil, Catar, Emirados Árabes Unidos, Paquistão, Portugal, Reino Unido e Turquia, com um artigo de cada país.

O enfoque da revisão foi encontrar artigos de revisão da literatura e os estudos que utilizaram análise estatística para a avaliação da relação entre os consumos de água e energia e, também, a relação entre os dois consumos e outras variáveis, como temperatura, precipitação, economia, renda familiar, entre outros. Os artigos foram agrupados em estudos que fizeram análises transversais, com recorte dos dados sem variação temporal (Tabela 1), e os estudos que realizaram análises longitudinais, ou ao longo do tempo (Tabela 2).

Tabela 1 - Estudos com análise estatística transversal

(Continua)

Referência	Região	Amostra	Método	Análise	Resultados
Cominola <i>et al.</i> (2018)	Estados Unidos	1107 residências *4584 leituras =5.074.488	Gráfico de dispersão	Água x Energia	Correlação forte, positiva e significativa entre o consumo médio de água e de energia
Cai, Yin e Varis (2018)	China	30 províncias	Correlação de Pearson	Água x Energia	Correlação forte, positiva e significativa entre o consumo de água e energia, total e em área rural, negativa em área urbana
Zhuge <i>et al.</i> (2020)	China	16 distritos	Correlação de Pearson	Água x Energia	A correlação obtida, apesar de pequenas variações, foi moderada em todos os distritos.
Bortoleto <i>et al.</i> (2021)	Brasil	22 UGRHs (unidades de gestão de recursos hídricos)	Correlação de Pearson	Energia com água relacionada x Fatores sociais	O uso de energia com água relacionada possui correlação forte, positiva e significativa com população, PIB e PIB <i>per capita</i> .
Wang <i>et al.</i> (2023)	China	6 residências	Correlação	Água x Energia	Correlação forte em uma das residências, moderada em outra e fraca nas quatro demais residências.
Bagriyanik, Sonmez e Bagriyanik (2023)	Turquia	12 atividades em 100 casas	Correlação	Água x Energia	Foi obtida alta correlação na demanda diária de eletricidade e água

Tabela 1 - Estudos com análise estatística transversal

(Continuação)

Referência	Região	Amostra	Método	Análise	Resultados
Cai e Gou (2023)	China	2630 residências	Correlação de Pearson e análise de regressão	Água x Energia	Correlação existente ($r = 0,51$) entre os consumos de água e energia; Coeficientes de regressão obtidos foram similares nas análises de consumo de 2019 e de 2020.
Movahedi e Derrible (2021)	Estados Unidos	11.746 edifícios	Regressão simples	Água x Energia x gás	O consumo de água e gás tende a estar fortemente correlacionado com o consumo de eletricidade, mas o consumo de eletricidade é menos sensível ao consumo de água e gás.
Jiang <i>et al.</i> (2016)	China	525 famílias em 6 distritos	Regressão simples e regressão múltipla	Água x Energia (com uso de energia) x fatores	Equação obtida na regressão: energia = $0,037\text{água} + 3,2166$. As variáveis significativas para o consumo de água com energia relacionada foram frequência de banho ($r = 0,635$) e frequência de lavagem de mãos ($r = -0,147$). Tamanho da família, renda familiar, área da habitação e utilização de torneira economizadora não foram significativas.
Qiu <i>et al.</i> (2022)	China	228 famílias	Regressão Múltipla e Teste de Correlação	Água/ Energia x fatores	As variáveis significativas para o consumo de água encontradas foram renda familiar ($r = 0,202$) e implementação de hábitos de economia de água ($r = -0,170$); Para o consumo de energia, a variável significativa foi o nível de escolaridade da família ($r = 0,191$).
Ruddell e Dixon (2014)	Estados Unidos	24 bairros	Modelo geral de regressão de mínimos quadrados	Energia x Água + fatores espaciais	Para descrever o consumo de energia <i>per capita</i> , as variáveis significativas foram consumo de água <i>per capita</i> ($\beta = 0,108$) e idade da residência ($\beta = -0,026$). Outras variáveis incorporadas foram temperatura ($\beta = 0,035$) e vegetação ($\beta = 0,003$).

Tabela 1 - Estudos com análise estatística transversal

(Conclusão)

Referência	Região	Amostra	Método	Análise	Resultados
Yu <i>et al.</i> (2018)	China	1000 residências	Regressão Múltipla Teste Qui-quadrado e teste de Mantel-Haenszel	Água x fatores Eletricidade relacionada x fatores	Os autores ajustaram um modelo no qual a maior escolaridade média dos moradores e a predominância de moradores do gênero feminino estão associados a um aumento nos consumos residenciais de água e energia. O número de moradores representou influência negativa para os consumos <i>per capita</i> de água e energia das residências e a idade dos moradores representou influência negativa significativa apenas para o consumo residencial de energia.
Abdallah e Rosenberg (2014)	Estados Unidos	400 residências	Simulações Monte Carlo	Água x Energia	As distribuições do uso doméstico de água e energia são assimétricas e apresentam grandes variações entre os domicílios.
Obringer, Kumar e Nateghi (2019)	Estados Unidos	6 cidades	Aprendizado de Máquina	Água x fatores climáticos Energia x fatores climáticos	Utilizando os fatores (temperatura, umidade, velocidade do vento, precipitação, ocorrência do El Niño) o modelo de água alcançou $R^2=0,69$ e o modelo de energia $R^2=0,53$. A variável preditora mais importante foi a umidade relativa.
Obringer, Kumar e Nateghi (2023)	Estados Unidos	6 cidades	Aprendizado de Máquina	Água x fatores climáticos Energia x fatores climáticos	Alta vulnerabilidade dos consumos de água e energia a eventos climáticos
Shahbaz <i>et al.</i> (2022)	Paquistão	1424 participantes	Modelo Probit	Água/ Energia x fatores	Os fatores impactando significativamente a sustentabilidade residencial são gênero ($\beta = -0,161$), escolaridade ($\beta = 0,02$), área da residência ($\beta = 0,101$), número de ocupantes ($\beta = 0,22$), renda, conhecimento sobre as mudanças climáticas ($\beta = 0,115$)

A partir da Tabela 1, vê-se que, quanto aos métodos utilizados, muitos estudos realizaram testes de correlação entre os consumos de água e energia, e entre os consumos com outras variáveis, como variáveis econômicas, climáticas, referentes às características dos moradores ou das residências. Também foram encontrados artigos que utilizaram regressão simples, com as variáveis dependentes e independentes sendo os consumos de água e energia, regressão múltipla, adicionando outras variáveis, e aprendizado de máquina, para previsão dos consumos de água e energia por meio de outras variáveis.

As variáveis utilizadas para o estudo dos consumos de água e energia incluem idade, gênero, renda e nível de escolaridade dos moradores, número de moradores, número de banheiros, área da residência, características de cozinhas e lavanderias, existência de piscina, frequência de banho, de lavagem das mãos, de preparo de alimentos, além da opinião sobre economia de recursos. Foram utilizados, também, fatores climáticos, como temperatura, umidade, velocidade do vento e precipitação, além de outros fatores, como o volume de vegetação, comparando diferentes regiões.

Como principais resultados, destacam-se os estudos que encontraram correlação forte e significativa entre os consumos residenciais de água e energia, como Cominola *et al.* (2018), Cai, Yin e Varis (2018), Wang *et al.* (2023) e Bagriyanik, Sonmez e Bagriyanik (2023). Bortoleto *et. al.* (2021) encontraram uma correlação forte, positiva e significativa dos consumos com população, PIB e PIB *per capita*, sugerindo um efeito de fatores econômicos no perfil de consumo dos residentes. A partir dos estudos que utilizaram aprendizado de máquina, Obringer, Kumar e Nateghi (2019; 2023) evidenciaram a alta sensibilidade dos consumos de água e energia a eventos climáticos, com destaque à umidade relativa.

No trabalho de Yu *et al.* (2018), o modelo ajustado indicou que o consumo residencial de água e energia tem relação positiva com a escolaridade média dos moradores, indicando que moradores com maior escolaridade não possuem, necessariamente, maior consciência para a economia de recursos. A predominância de moradores do gênero feminino também está associada a um aumento no consumo dos recursos (Yu *et al.*, 2018). O número de moradores apresentou relação negativa com os consumos *per capita* de água e energia, sendo, o acréscimo de um integrante, responsável pela redução no consumo *per*

capita de água em 8% e no consumo *per capita* de energia em 4,7% (Yu *et al.*, 2018).

Na Tabela 2 foram organizados os artigos que abordaram a relação entre os consumos residenciais de água e energia por meio de análise de dados de forma longitudinal. As análises foram feitas pelos autores ao longo das horas do dia, dos dias da semana, ou de anos, em períodos específicos como a pandemia de Covid-19.

Tabela 2 - Estudos com análise estatística longitudinal

Referência	Região	Amostra	Método	Análise	Resultados
Zhuge <i>et al.</i> (2020)	China	1000 residências	Correlação de Pearson *Análise ao longo das horas do dia	Água x Energia	Das 20h à meia-noite o coeficiente de correlação é maior ou igual a 0,9. Das 3h às 19h o coeficiente de correlação diminui para valores entre 0,6 e 0,75.
Abulibdeh (2021)	Qatar	118.934 casas e 106.970 apartamentos residenciais	Regressão e Correlação de Moran	Água x Energia	Elevada correlação entre o consumo de água e de energia durante a pandemia da Covid-19
Maas <i>et al.</i> (2020)	Estados Unidos	22.600 residências	Regressão Linear Múltipla	Água/ Eletricidade x fatores	As variáveis analisadas (preço da água, preço da eletricidade, temperatura, precipitação e ocorrência de incêndios florestais) são significativas na composição do modelo e explicam em parte os consumos
Wang, Wang e Dawson (2022)	China	1 edifício residencial com 79 apartamentos	Observação da razão energia/água	Água x Energia	A razão entre os consumos de eletricidade e água apresenta flutuação durante todo o ano. Ambos os consumos aumentam em dias úteis e reduzem nos finais de semana.

A partir da Tabela 2, vê-se que são poucos os trabalhos que analisam de maneira conjunta os consumos de água e energia de forma longitudinal, principalmente a correlação entre eles. Em uma comparação dos resultados

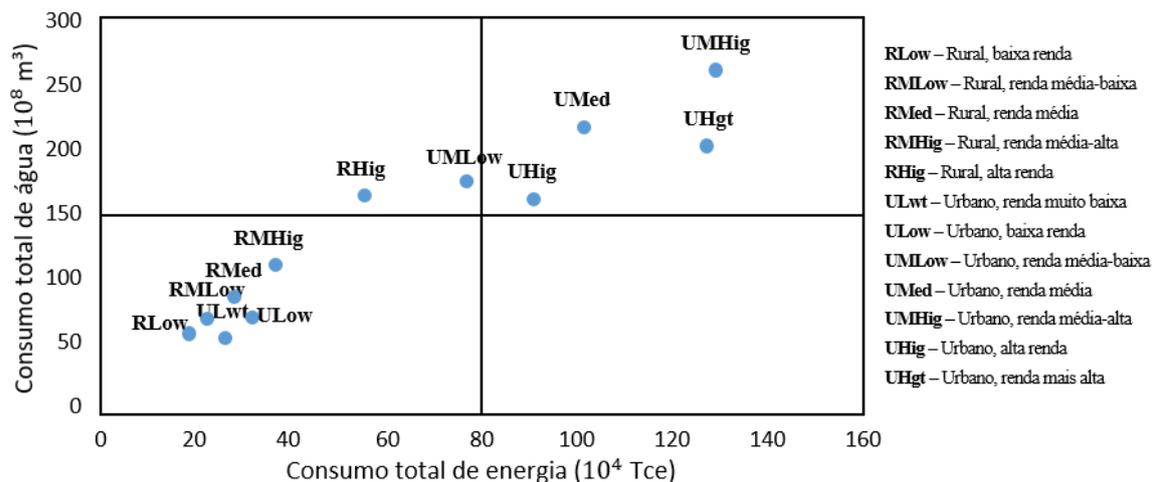
obtidos nas Tabelas 1 e 2, percebe-se que o maior número de artigos realiza análises transversais.

Os métodos utilizados pelos autores em estudos longitudinais foram correlação e regressão, de forma semelhante aos estudos transversais. Zhuge *et al.* (2020) analisaram os diferentes valores para o coeficiente de correlação entre os consumos de água e energia ao longo das horas do dia e Abulibdeh (2021) avaliou a correlação entre os consumos de água e energia durante o período pandêmico. Wang, Wang e Dawson (2022) observaram a oscilação de uma variável criada que representa a razão entre o consumo de água e eletricidade, e apesar da razão apresentar flutuação durante todo o ano, os resultados indicaram que ambos os consumos apresentam aumento nos dias úteis e redução nos finais de semana.

Destacam-se, também, os resultados de Abulibdeh (2021) e Maas *et al.* (2020), sendo respectivamente, a forte correlação entre os consumos de água e energia durante a pandemia do Covid-19 e a utilização de variáveis como preço da água, preço da eletricidade, temperatura, precipitação e ocorrência de incêndios florestais em um modelo de regressão linear múltipla para explicação dos consumos de água e energia.

Fan, Chen e Zhang (2020) analisaram a diferença no consumo de água e energia em residências com diferentes níveis de renda. A Figura 5 apresenta o gráfico de dispersão dos dados de consumo total de energia e água anual de residências chinesas com diferentes rendas. O consumo total de água é expresso em metros cúbicos, enquanto o consumo de energia é expresso em toneladas equivalentes de carvão (*tonne of coal equivalent – Tce*). Os autores concluíram que os grupos de moradores urbanos de alta renda, renda média-alta e renda média são os maiores consumidores, tanto de água quanto de energia (Fan; Chen; Zhang, 2020). Sendo assim, a renda é apresentada como um fator importante para o consumo de água e de energia.

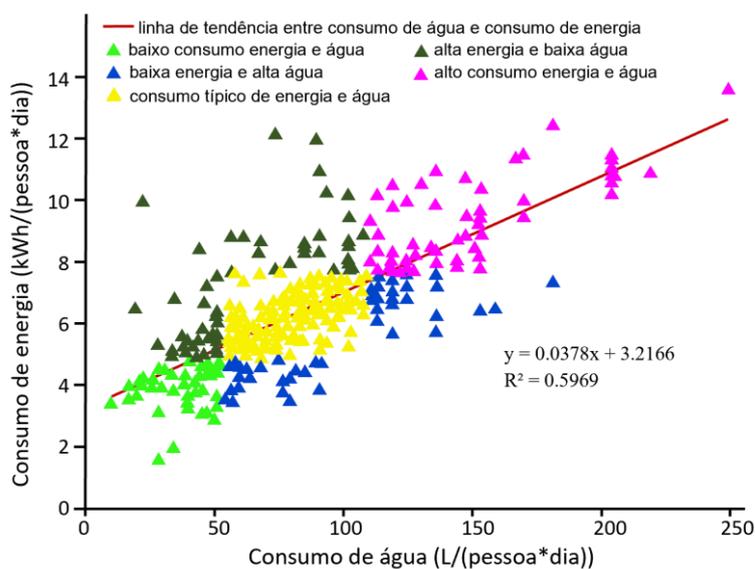
Figura 5 - Consumo total anual de energia e água de residências com diferentes rendas



Fonte: Adaptado de Fan, Chen e Zhang (2020, p. 8)

Os autores Jiang *et al.* (2016) realizaram análise de regressão linear entre o consumo de água e consumo de energia, dividindo os consumidores em cinco classes de usuários com base no nível de consumo. A Figura 6 mostra o ajuste da reta obtida com os dados de consumo plotados. Segundo o coeficiente de determinação (R^2), obtido na regressão linear, o modelo com o consumo de água como variável independente explicou 59,69% do consumo de energia.

Figura 6 - Consumo total de energia e água de residências com diferentes rendas



Fonte: Adaptado de Jiang *et al.* (2016, p. 9)

A partir das análises de Jiang *et al.* (2016), Fan, Chen e Zhang (2020), e Qiu *et al.* (2022), destaca-se a renda familiar como uma das variáveis influentes nos consumos de água e energia residenciais. A abordagem mais utilizada pelos autores para a análise da influência de outros fatores no consumo de recursos também é a de análises transversais, sendo poucos os trabalhos que analisam a influência dos fatores ao longo do tempo. Os fatores climáticos, por exemplo, são mais estudados em análises espaciais, evidenciando as diferenças climáticas entre regiões, e não como variação temporal de uma mesma região.

Wang *et al.* (2019) realizaram uma revisão de literatura sobre o nexo água-eletricidade, com foco nas atividades de uso final nas residências. Os autores observaram que a maioria dos estudos destaca atividades que envolvem o aquecimento ou resfriamento da água, como cozinhar, tomar banho e climatizar ambientes, como elementos significativos do nexo no nível residencial. Concluíram, ainda, que, entre os setores de consumo final de água e energia, o uso residencial é o mais suscetível à influência da interação entre esses recursos, reforçando a importância de estudos sobre o consumo final de água e eletricidade no nível domiciliar.

Al-Sumaiti *et al.* (2020) discutiram a interligação da água e da energia no contexto das alterações climáticas, do crescimento populacional e da urbanização. Os autores concluíram que a maioria dos estudos trata a água e a energia separadamente e não em conjunto, por isso, incentiva a realização de mais estudos centrados no nexo água-energia, incluindo fatores sociopsicológicos e análises multidimensionais.

O trabalho de Al-Sumaiti *et al.* (2020) também analisa estudos de caso a nível mundial, buscando fatores que influenciam o consumo de água e energia, encontrando como principais variáveis estudadas as características dos agregados familiares (número de moradores e idade dos moradores), o comportamento do consumidor e a conscientização sobre práticas de gestão de recursos, fatores socioeconômicos (nível de escolaridade e renda), consciência ambiental, além de fatores estruturais e culturais.

A análise dos estudos selecionados revela que há predominância das análises transversais, sendo menos frequentes os trabalhos que acompanham a variação dos consumos de água e energia residencial ao longo do tempo. Em

termos metodológicos, as abordagens mais utilizadas incluem análise de correlação, regressões lineares simples e múltiplas, além de aplicações de aprendizado de máquina. A utilização de diferentes variáveis evidencia que a relação entre os consumos de água e energia é influenciada por múltiplos fatores e que há espaço para investigações mais aprofundadas sobre sua dinâmica ao longo do tempo.

Os estudos analisados também indicam que escolhas individuais, características físicas das residências, além de hábitos cotidianos, desempenham um papel fundamental na forma como os recursos são consumidos. Estratégias de conscientização e mudanças de comportamento podem, portanto, ser decisivas para a economia de água e energia em residências. Destaca-se a complexidade da relação água-energia, reforçando a necessidade de abordagens diferenciadas para sua compreensão.

2.4 CONCLUSÃO

Este estudo contribui para a literatura ao fornecer uma visão abrangente sobre a relação água-energia no contexto residencial, fazendo uma síntese de produções que avaliam estatisticamente o consumo de água e energia simultaneamente, destacando as abordagens metodológicas utilizadas e os fatores mais frequentemente investigados. Identificou-se que a maioria dos estudos realiza análises transversais, enquanto há uma carência de pesquisas longitudinais, o que representa uma lacuna importante no conhecimento sobre a dinâmica temporal dos consumos de água e energia e sua relação.

Além disso, os trabalhos que realizaram análises longitudinais, utilizaram metodologias semelhantes às das análises transversais, sendo aplicadas em diferentes períodos para capturar a variação dos consumos de água e energia longo das horas, dias, semanas ou anos. Foram encontrados estudos cujo método envolvia o cálculo do coeficiente de correlação, regressão linear simples, regressão múltipla, aprendizado de máquina, análise de gráficos, além de revisões de literatura. Algumas análises estatísticas realizadas não incorporaram o tempo como um fator estatístico, mas sim como um eixo de observação, permitindo acompanhar a relação entre os consumos em diferentes momentos.

De forma geral, os estudos convergem ao indicar uma correlação positiva e significativa entre os consumos de água e energia, embora a intensidade dessa relação varie entre as pesquisas. Fatores socioeconômicos, como renda familiar e nível de escolaridade, e características climáticas, como temperatura e umidade do ar, se mostraram influentes na relação água-energia.

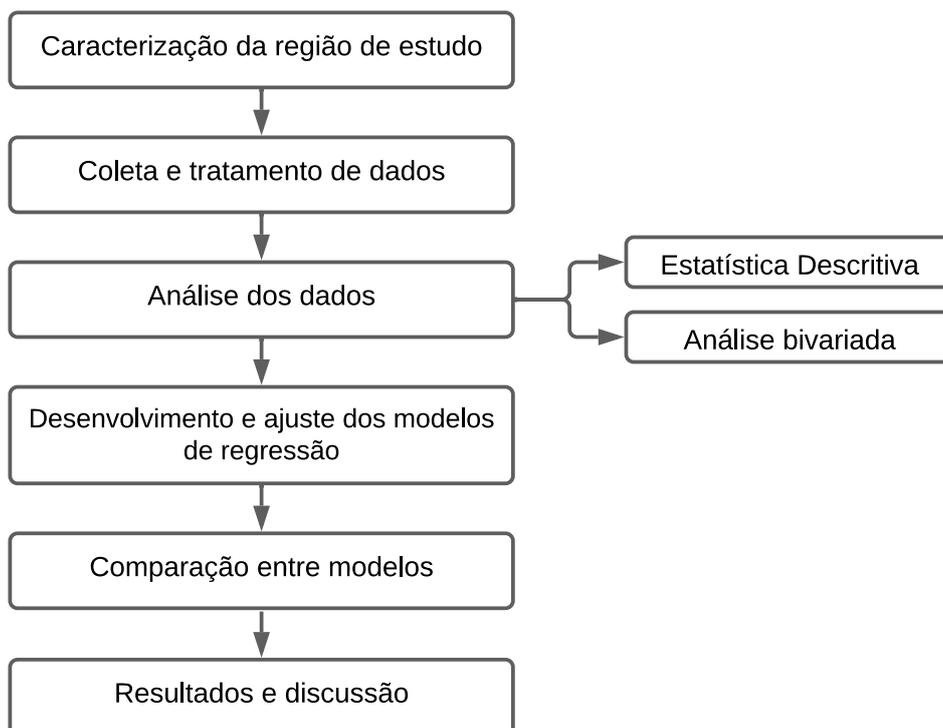
Este trabalho reforça a necessidade de investigações utilizando dados de consumo de água e energia ao longo do tempo, possibilitando uma compreensão mais precisa das interações no uso desses recursos. Para estudos futuros, recomenda-se o aprofundamento da análise dos estudos primários obtidos na revisão sistemática por meio da realização de uma metanálise, a fim de obter maior robustez de resultados. Os achados deste mapeamento sistemático podem subsidiar pesquisadores na definição de métodos e variáveis a serem priorizados em estudos futuros. Os achados também podem embasar gestores públicos e empresas de água e energia na criação de programas conjuntos para gerir a demanda e incentivar o uso eficiente dos recursos nas residências.

3 MÉTODO

Este trabalho faz parte do projeto de pesquisa “Investigação de fatores relacionados ao consumo de água no ambiente construído”, aprovado no Comitê de Ética da Universidade do Estado de Santa Catarina (CAAE 14122819.4.0000.0118). Os dados de consumo de água e energia elétrica utilizados para a elaboração do trabalho foram disponibilizados pelas concessionárias com autorização dos titulares, dada em questionário aplicado por Garcia (2020). Ressalta-se que, embora Garcia (2020) tenha conduzido uma pesquisa relacionada, os dados analisados e o método aplicado neste estudo foram obtidos de forma independente, conforme descrito ao longo deste capítulo.

O procedimento metodológico foi desenvolvido conforme as etapas apresentadas na Figura 7. Inicialmente foi feita a caracterização da região de estudo, coleta, tratamento e análise dos dados. A análise descritiva é a primeira etapa para o estudo dos dados coletados (Reis; Reis, 2002), etapa na qual os dados de consumo de água e energia elétrica foram organizados e resumidos por meio de gráficos, tabelas e medidas de síntese.

Figura 7 - Esquema de delineamento da pesquisa



Fonte: a autora.

Na análise bivariada, foram avaliados os dados de consumo de água e energia elétrica separadamente, bem como sua relação com os dados coletados: dados climáticos (temperatura, umidade e precipitação), dados econômicos (inflação, PIB *per capita*, salário mínimo e população ocupada), dados referentes à cobrança pelos consumos de água e energia elétrica e à pandemia da Covid-19. Estas variáveis serão descritas no decorrer deste capítulo.

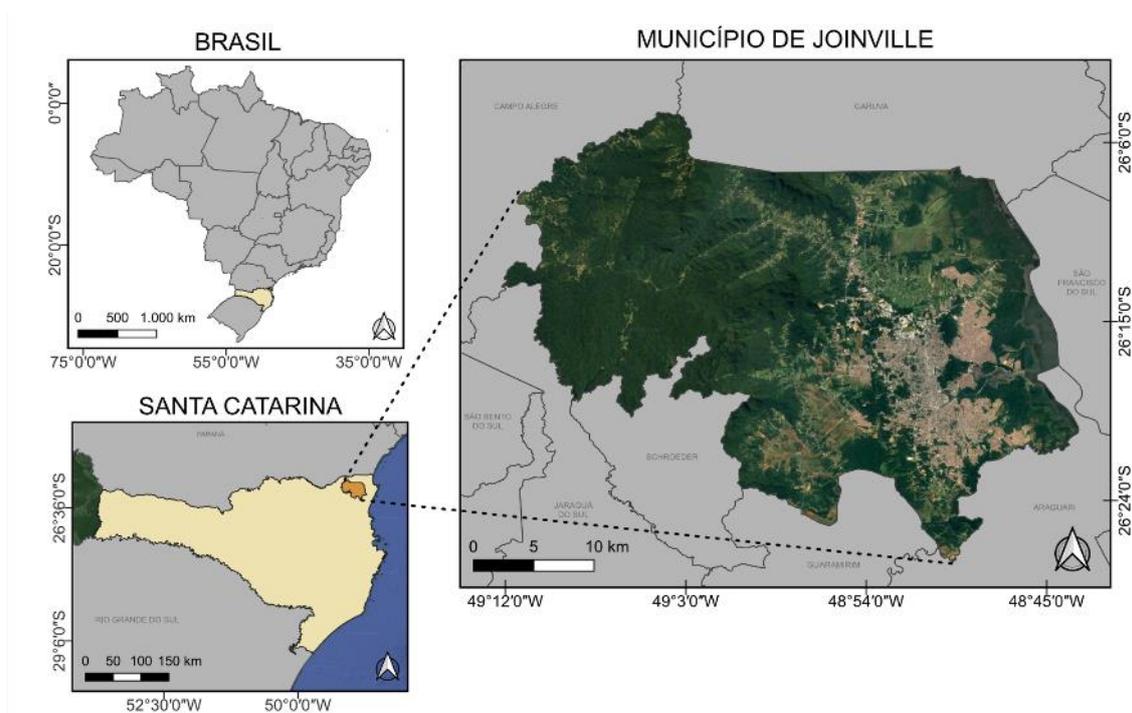
A pesquisa buscou ajustar modelos a partir de regressão linear múltipla, modelo linear de efeitos mistos e regressão com dados de séries temporais, tendo como variáveis dependentes os consumos residenciais de água e de energia elétrica. As demais variáveis foram incorporadas como variáveis independentes. A contribuição da utilização de diferentes modelos para a pesquisa é a observação do efeito do tempo, levando em conta que a análise é longitudinal.

3.1 REGIÃO DE ESTUDO

A pesquisa foi realizada na cidade de Joinville, situada na microrregião nordeste do estado de Santa Catarina, Brasil. O município, localizado na região sul do país, possui a maior população do estado, mais de 616 mil habitantes segundo dados do último censo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2021), tem grande importância econômica, destacando-se como polo industrial diversificado, com um dos maiores PIBs (Produto Interno Bruto) *per capita* do país, de R\$60.890,86, e IDHM (Índice de Desenvolvimento Humano Municipal) de 0,809 (IBGE, 2021), classificado como muito alto (Prefeitura Municipal de Joinville, 2023).

Segundo a Secretaria de Pesquisa e Planejamento Urbano (SEPUD, 2018), o município (Figura 8) possui área territorial de 1.127,947 km², altitude da sede de 4,5m e está situado na latitude 26° 18' 05" sul e longitude 48° 50' 38" oeste, a 180 km da capital do estado, Florianópolis e a 130 km da capital do Paraná, Curitiba. A mancha urbana consolidada do município é de 137,5 km², colocando Joinville no 25° lugar de maior total de áreas urbanizadas do país (Câmara de Vereadores de Joinville, 2023).

Figura 8 - Mapa de localização de Joinville

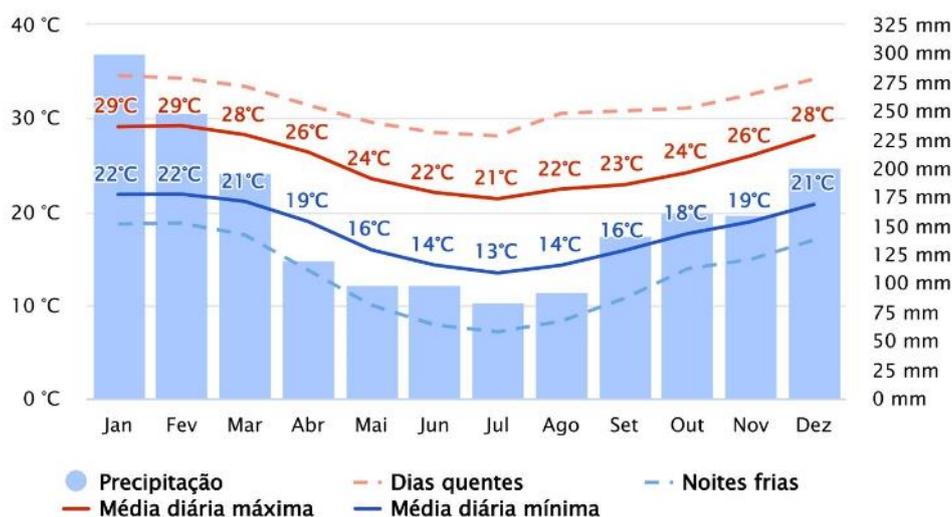


Fonte: elaborado pela autora com base no sistema de coordenadas geográficas SIRGAS 2000 e base cartográfica do IBGE (2022)

Fundada em 1851 por colonizadores europeus, Joinville possui diversidade cultural decorrente principalmente da imigração alemã, suíça e norueguesa (IBGE, 2024a). A cidade recebe até os dias atuais grande número de imigrantes, principalmente Haitianos e Venezuelanos (Farias, 2021), e pessoas de demais estados do Brasil, atrás de oportunidades de emprego. Sobre o aspecto socioeconômico, o salário médio mensal dos trabalhadores formais joinvilenses é de 2,9 salários mínimos (IBGE, 2021).

Segundo SEPUD (2022), mais de 96% da população reside na área urbana, e 99% da população possui abastecimento de água, porém, mais de 50% da população não possui esgotamento sanitário adequado. O clima da região é classificado como Cfa de acordo com Köppen-Geiger, clima subtropical úmido, com verão quente (Papacharalampous *et al.*, 2023). Joinville registra grande volume de precipitação ao longo do ano, possui clima úmido, sem estação seca (SEPUD, 2022). As normais climatológicas são apresentadas na Figura 9.

Figura 9 – Normais Climatológicas do Município de Joinville



Fonte: Meteoblue (2025)

Os serviços de tratamento e distribuição de água potável e coleta e tratamento de esgoto do município de Joinville são responsabilidade da Companhia Águas de Joinville (CAJ), empresa pública de saneamento básico da prefeitura municipal (Companhia Águas de Joinville, 2024). A distribuição de energia elétrica é feita pela empresa Centrais Elétricas de Santa Catarina S.A. (CELESC), sociedade de economia mista, também responsável pela geração e transmissão de energia elétrica (Santa Catarina, 2024). A Celesc é a quinta maior distribuidora de energia elétrica do Brasil (Brasil, 2024).

3.2 COLETA E TRATAMENTO DE DADOS

3.2.1 Consumo de água e energia elétrica

A coleta de dados de consumo de água e energia elétrica foi realizada diretamente com as companhias, CAJ e Celesc, em metros cúbicos/residência/mês e em quilowatt-hora/residência/mês, respectivamente. Os dados fornecidos pelas companhias se referem a 283 residências unifamiliares de Joinville-SC, para os meses de maio de 2018 a junho de 2022. Após revisão dos dados, algumas residências foram eliminadas da pesquisa devido à ausência de informações ou à detecção de dados de consumo identificados como outliers e incompatíveis com as características do imóvel e

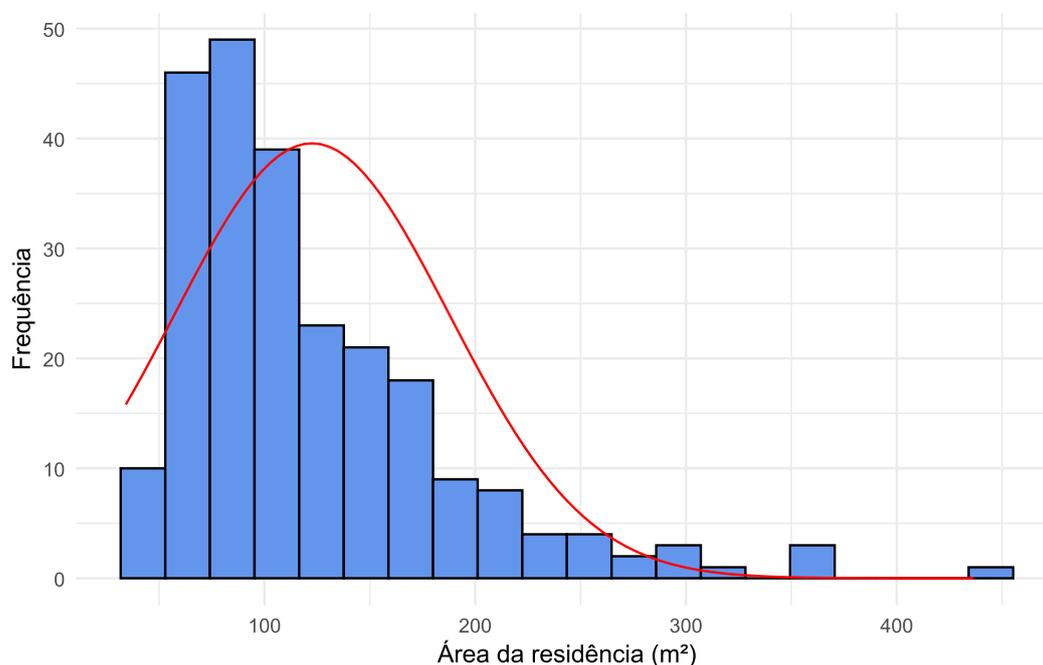
de seus moradores, e assim, a pesquisa realizou-se com os dados de consumo de água e energia elétrica de 243 residências unifamiliares de Joinville-SC, para os 50 meses disponíveis.

Para realização do estudo de forma longitudinal, foi calculada a média aritmética do consumo de água, em $\text{m}^3/\text{residência}/\text{mês}$, e de energia elétrica, em $\text{kWh}/\text{residência}/\text{mês}$, de todas as residências para cada mês. Assim, as residências da amostra não foram tratadas de forma individual, mas com a evolução temporal da média de consumo. Os consumos médios de água e energia elétrica foram definidos como as variáveis dependentes.

3.2.2 Caracterização das residências

A amostra contempla diferentes perfis residenciais e padrões de consumo, refletindo realidades diversas dentro do contexto urbano da cidade. As residências analisadas apresentam área média de $122,52 \text{ m}^2$, variando entre $34,2 \text{ m}^2$ a $436,56 \text{ m}^2$. A Figura 10 mostra que as residências com área de até 100 m^2 são predominantes, enquanto há menor número de residências possuindo maior área construída.

Figura 10 – Histograma de frequência das áreas construídas das residências estudadas



Em relação à composição domiciliar (Tabela 3), observa-se predominância de residências com 3 a 4 moradores. A média de moradores nas residências estudadas é de 3,45 moradores por residência. Mesmo com a maior quantidade de residências nessa faixa, a amostra possui residências com 1 a 8 moradores. Essa heterogeneidade reflete diferentes arranjos familiares.

Tabela 3 – Número de moradores das residências pertencentes à amostra

Número de moradores	Quantidade de residências
1 morador	8
2 moradores	44
3 moradores	75
4 moradores	79
5 moradores	24
6 moradores	10
7 moradores	2
8 moradores	1

No que se refere à renda familiar, na Tabela 4 verifica-se que maior número de famílias possui renda mensal de 3 a 6 salários mínimos, mas também há presença de domicílios em faixas de renda superiores e inferiores, reforçando a variedade socioeconômica da amostra.

Tabela 4 – Renda familiar das residências pertencentes à amostra

Renda familiar	Quantidade de residências
Até 1 salário mínimo	5
De 1 a 3 salários mínimos	40
De 3 a 6 salários mínimos	72
De 6 a 9 salários mínimos	48
De 9 a 12 salários mínimos	32
De 12 a 15 salários mínimos	15
Mais de 15 salários mínimos	31

Quanto ao padrão construtivo, a Tabela 5 mostra a distribuição das residências entre os padrões popular, baixo, médio e alto, realizada com base nos critérios definidos pela Câmara Brasileira da Indústria da Construção (CBIC)

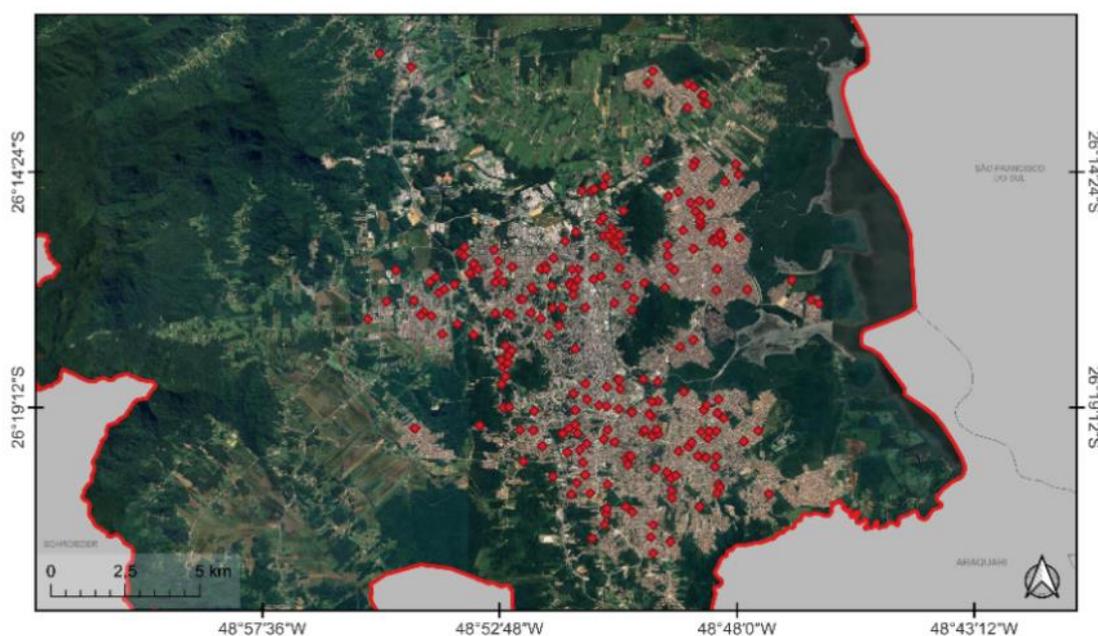
em seus projetos-padrão (CBIC, 2025). Há predominância de residências do padrão considerado “normal” e menor representatividade de residências populares.

Tabela 5 – Padrão das residências da amostra

Padrão	Número de residências
Popular	7
Baixo	44
Normal	130
Alto	62

A Figura 11 apresenta a localização espacial das residências em Joinville/SC. As residências estão distribuídas por diferentes regiões da área urbana do município. Essa distribuição espacial complementa a caracterização da amostra, evidenciando a abrangência territorial do estudo.

Figura 11 - Mapa de localização das residências



Fonte: elaborado pela autora com base no sistema de coordenadas geográficas SIRGAS 2000 e base cartográfica do IBGE (2022).

Inicialmente, a seleção das residências foi realizada por meio de amostragem não probabilística por cotas, visando garantir uma amostra proporcional à quantidade de unidades residenciais em cada região. Com o

objetivo de verificar se a amostra final utilizada neste estudo manteve a representatividade pretendida em relação à distribuição populacional das regiões da cidade, aplicou-se o teste qui-quadrado de aderência. O teste qui-quadrado destina-se a verificar se a frequência de determinado acontecimento observado se desvia significativamente ou não da frequência com que ele é esperado (Moretin; Bussab, 2013). A partir do resultado obtido nesta análise (Apêndice A), concluiu-se que a distribuição da amostra analisada nas regiões da cidade está compatível com a distribuição populacional em Joinville.

3.2.3 Variáveis Independentes

Os fatores a serem utilizados como variáveis explicativas foram divididos como dados climáticos, dados econômicos, dados de cobrança pelos consumos de água e energia e informações referentes à pandemia da Covid-19. Os dados climáticos se referem à precipitação total mensal, temperatura média mensal, e umidade relativa média mensal. Estas variáveis foram selecionadas por exercerem grande impacto na sensação térmica (Obringer; Kumar; Nateghi, 2020).

Os dados de temperatura, em graus Celsius, foram obtidos junto à Defesa Civil, a partir da estação meteorológica do Ceasa em Joinville. Os dados referentes à precipitação foram obtidos no portal Hidroweb (ANA, 2023), no qual se registram as medições diárias em milímetros. Para o cálculo do volume de chuva total calculou-se a soma de todo o volume diário para cada mês. A umidade relativa em porcentagem (%) foi obtida junto à Prefeitura Municipal de Joinville, na Secretaria de Comunicação (SECOM), com dados solicitados em formulário próprio. Os dados mensais foram calculados por meio da média aritmética simples.

Com relação aos dados econômicos, foi utilizado o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) como um indicador de inflação (IBGE, 2024b), o PIB *per capita* (IBGE, 2025) e o salário mínimo vigente de cada mês, obtido a partir dos dados do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA, 2024).

Como dado econômico, foi inserida também a taxa de população ocupada, calculada com base nos dados do Cadastro Geral de Empregados e

Desempregados (CAGED) (Ministério do Trabalho e Emprego, 2025), e do censo do IBGE para população total de Joinville no período (IBGE, 2021). O cálculo se deu como na Equação 1, em que POP_{OCUP} é o número mensal de pessoas ocupadas e POP_{ESTIM} o número estimado anual da população de Joinville. A fórmula segue a metodologia utilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) para o cálculo da taxa de população ocupada nos municípios brasileiros (IBGE, 2024c).

$$Taxa\ de\ população\ ocupada = \frac{POP_{OCUP}}{POP_{ESTIM}} \cdot 100 \quad (\text{Equação 1})$$

Os dados de cobrança pelo consumo de água utilizados foram diferentes dos dados de cobrança pelo consumo de energia elétrica. Para o consumo de água, embora diversas atualizações tarifárias tenham ocorrido no período, relacionadas principalmente a reajustes realizados pela CAJ para recomposição inflacionária com base no IPCA (Joinville, 2020), apenas a mudança no modelo de cobrança ocorrida no período foi considerada na análise, que ocorreu a partir de setembro de 2021. As estruturas tarifárias vigentes no período deste estudo podem ser observadas na Tabela 6.

Até o mês de agosto de 2021, a cobrança pelo consumo de água era feita por meio de uma tarifa mínima de valor fixo para consumos de até 10 m³/residência/mês, com preço diferenciado para residências que se enquadravam na tarifa social. Consumos de água acima de 10 m³ eram cobrados por meio de um valor a ser multiplicado pelo volume efetivamente consumido.

A partir de setembro de 2021, a cobrança passou a ser composta da Tarifa Operacional Básica (TBO), valor fixo cobrado independentemente do volume de água consumido, somada a uma tarifa proporcional ao volume de água efetivamente consumido. O valor especial para a tarifa social foi mantido para a TBO e para consumos de até 10 m³. Dessa forma, para a análise estatística, considerou-se uma variável *dummy* que assume valor 0 no período em que o modelo de cobrança era a tarifa mínima e valor 1 no período em que o modelo de cobrança utilizado foi a TBO.

Tabela 6 - Práticas tarifárias vigentes no período estudado

Referência	Decreto/Deliberação	Período de Vigência	Estrutura Tarifária	
			Consumo (m ³)	Preço (R\$ por m ³)
Joinville, 2017	Nº 28.880, de 3 de maio de 2017.	01/06/2017 a 07/06/2018	Até 10 (tarifa mínima) 11 a 25 Acima de 25	32,91 ^a ou 13,38 ^{a,b} 5,81 7,97
Joinville, 2018	Nº 31.590, de 11 de maio de 2018	08/06/2018 a 11/06/2019	Até 10 (tarifa mínima) 11 a 25 Acima de 25	33,82 ^a ou 13,75 ^{a,b} 5,97 8,19
Joinville, 2019	Nº 34.233, de 13 de maio de 2019	12/06/2019 a 20/01/2020 ^c	Até 10 (tarifa mínima) 11 a 25 Acima de 25	35,49 ^a ou 14,43 ^{a,b} 6,26 8,59
Joinville, 2020	Nº 40.212, de 21 de dezembro de 2020	21/01/2021 a 31/08/2021	Até 10 (tarifa mínima) 11 a 25 Acima de 25	36,34 ^a ou 14,78 ^{a,b} 6,41 8,80
Agência Reguladora Intermunicipal de Saneamento (ARIS, 2021)	nº 029/2021	01/09/2021 a 28/02/2022	Tarifa Fixa 1 a 10 11 a 15 16 a 25 26 a 35 Acima de 35	26,24 ^a ou 7,87 ^{a,b} 1,12 ou 0,34 ^b 7,43 7,47 9,90 10,24
ARIS, 2022	nº 003/2022	01/03/2022 a 28/02/2023	Tarifa Fixa 1 a 10 11 a 15 16 a 25 26 a 35 Acima de 35	28,88 ^a ou 8,66 ^{a,b} 1,23 ou 0,37 ^b 8,18 8,22 10,90 11,27

^a Valores fixos em R\$ por mês.

^b Pagantes de tarifa social.

^c Não reajustado pelo período de 21/01/2020 a 20/01/2021 por conta da pandemia do Covid-19.

Destaca-se que os preços apresentados na Tabela 6 referem-se apenas ao consumo de água. O valor pago pelos cidadãos, em Joinville, engloba também o serviço de coleta e tratamento de esgoto, quando disponível na região, com preço referente a 80% do valor consumido de água (Joinville, 2020).

Para a análise do consumo de energia elétrica, foram consideradas as bandeiras de cobrança. O valor da energia cobrada pela CELESC é regulamentado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e leva em conta os custos de transmissão, energia elétrica, distribuição, encargos setoriais, além de tributos federais, estaduais e municipais que incluem o ICMS e o

PIS/COFINS (Celesc, 2024). Esse valor também leva em conta a disponibilidade hídrica do país, obedecendo a um sistema nacional de bandeiras tarifárias (ANEEL, 2024).

O sistema de bandeiras tarifárias é gerenciado pela ANEEL e está em vigor em todo o país, com classificação padronizada a nível nacional. As modalidades em vigor são: verde para condições favoráveis de geração de energia elétrica; amarela para condições menos favoráveis; vermelha – patamar 1 para condições mais custosas de geração; e vermelha – patamar 2 para condições ainda mais custosas de geração, sendo em que cada modalidade pode gerar um diferente acréscimo no valor a ser cobrado pelo consumo de energia elétrica (Celesc, 2025). Durante o período de setembro de 2021 a abril de 2022 vigorou também uma faixa adicional, a bandeira de escassez hídrica, na cor preta, que representou maior taxa adicional na conta de energia para compensar os custos de produção devido à crise hídrica que afetou o país.

As informações sobre bandeira tarifária vigente para cada mês do estudo foram obtidas diretamente com a CELESC. Para as análises, a variável que representa as bandeiras de cobrança foi utilizada de forma categórica. Foram atribuídos os números 0, 1, 2, 3 e 4 para os meses em que a bandeira era verde, amarela, vermelha – patamar 1, vermelha – patamar 2 e preta, respectivamente.

Como parte do período estudado ocorreu durante a pandemia da Covid-19, foi considerada a possível influência desse evento no consumo de água e energia elétrica das residências da amostra. Foi estabelecida uma variável categórica que define os números 0, 1, 2 e 3, em que 0 é o período pré-pandêmico (até março de 2020) e após a terceira onda (a partir de março de 2022) e 1, 2 e 3, as três ondas epidemiológicas. As três ondas da pandemia foram estabelecidas com base nos trabalhos de Zeizer *et al.* (2022), Malta *et al.* (2023) e Hojo-Souza *et al.* (2023). Como os dados de consumo de água e de energia elétrica foram obtidos em escala temporal mensal, a primeira onda foi considerada de abril de 2020 a outubro de 2020, a segunda de novembro de 2020 a maio de 2021, e a terceira, de junho de 2021 a fevereiro de 2022.

As variáveis utilizadas são apresentadas em síntese nas Tabela 7 e 8. A fim de facilitar a apresentação das equações, foi determinada a sigla a ser utilizada para cada variável.

Tabela 7 – Detalhamento das variáveis dependentes utilizadas no trabalho

Variável	Unidade	Classificação	Sigla	Método de coleta
Consumo médio de água	m ³ /residência/mês	Contínua	Y_A	Calculada a média das residências mês a mês a partir dos dados obtidos com a CAJ.
Consumo médio de energia	kWh/residência/mês	Contínua	Y_E	Calculada a média das residências mês a mês a partir dos dados obtidos com a CELESC.

Tabela 8 – Detalhamento das variáveis independentes utilizadas no trabalho

(Continua)

Variável	Unidade	Classificação	Sigla	Método de coleta	
Dados climáticos	Temperatura (média mensal)	°C	Contínua	X_1	Obtidos com a Defesa Civil a partir de informações da estação Ceasa em Joinville.
	Umidade relativa (média mensal)	%	Contínua	X_2	Obtidos com a Secretaria de Comunicação (SECOM) Joinville
	Precipitação (total mensal)	mm	Contínua	X_3	Obtidos no portal Hidroweb (ANA, 2023).
	IPCA	%	Contínua	X_4	(IBGE, 2024b)
	<i>PIB per capita</i>	R\$	Contínua	X_5	(IBGE, 2025)
	População ocupada	%	Contínua	X_6	Calculada com base em dados da CAGED e do IBGE
	Salário mínimo	R\$	Contínua	X_7	(IPEA, 2024)

Tabela 8 – Detalhamento das variáveis independentes utilizadas no trabalho
(Conclusão)

Variável	Unidade	Classificação	Sigla	Método de coleta				
Dados de cobrança	-	(<i>Dummy</i>)		Obtidos com a CAJ				
		Modelo de cobrança (água)	0 = Tarifa mínima 1 = TBO		X_{MC1}			
Dados de cobrança	-	(Categórica)		Obtidas com a CELESC				
		Bandeiras de cobrança (energia elétrica)	0 = Verde 1 = Amarela 2 = Vermelha – patamar 1 3 = Vermelha – patamar 2 4 = Preta		X_{B1} X_{B2} X_{B3} X_{B4}			
		Pandemia do Covid-19	-		(Categórica)		Estabelecidas com base nos trabalhos de Zeizer et al. (2022), Malta et al. (2023) e Hojo-Souza et al. (2023)	
					Períodos pandêmicos	0 = Período pré-pandêmico e após término da 3° onda 1 = Primeira onda 2 = Segunda onda 3 = Terceira onda		X_{P1} X_{P2} X_{P3}

3.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA

3.3.1 Estatística descritiva

Inicialmente, foram calculadas as estatísticas descritivas dos dados para os 50 meses (maio de 2018 a junho de 2022) referentes às variáveis utilizadas, a fim de descrever e caracterizar o conjunto de dados. Para as variáveis contínuas, foram calculadas medidas de tendência central, dispersão, valores mínimos e máximos e os quartis. Para as variáveis categóricas, foram calculadas as estatísticas de frequência. A análise foi feita também por meio de gráficos como histogramas e *boxplots*, que podem auxiliar na identificação da forma da distribuição dos dados.

Foram elaborados também os gráficos de série temporal, que permitiram observar o comportamento dos dados ao longo do tempo, possibilitando a

identificação de tendências e padrões sazonais. Esta análise é útil para capturar os efeitos do tempo em séries temporais, permitindo melhor adequação dos modelos (Hyndman; Athanasopoulos, 2021) e discussão posterior acerca da metodologia utilizada.

Para avaliar a normalidade dos dados das variáveis contínuas, foi utilizado o teste de normalidade Shapiro-Wilk. É importante destacar que como a análise é longitudinal, os dados utilizados de consumo de água e energia elétrica correspondem às médias dos consumos de todas as residências mês a mês, sem distinção entre as residências.

3.3.2 Análise bivariada

O objetivo da realização da análise bivariada é entender o comportamento de variáveis em relação a outras, analisadas duas a duas (Fávero; Belfiore, 2017). A primeira análise bivariada realizada foi o cálculo do coeficiente de correlação entre os consumos residenciais de energia elétrica e de água, definidos como as variáveis dependentes, uma vez que a investigação da relação entre esses consumos ao longo do tempo é o foco do estudo. A segunda análise de correlação foi entre variáveis dependentes e variáveis independentes, a fim de identificar a interrelação entre elas.

A correlação mede a força e a direção da relação linear entre duas variáveis (Montgomery, 2017). Para o teste de correlação entre variáveis de distribuição normal, utilizou-se o método de Pearson. Para o teste de correlação envolvendo variável em que a distribuição não pôde ser considerada normal, utilizou-se o método de Kendall, recomendado para dados com distribuição não normal, porque ele fornece uma estimativa estatisticamente correta do nível de significância das inter-relações, superando as limitações do coeficiente de correlação de Pearson (Albarello; Mucciarelli; Mantovani, 1989). O coeficiente de correlação varia de -1 a 1, sendo a relação positiva mais forte quando r está mais próximo de +1 e a relação negativa mais forte, quando r está mais próximo de -1, e r próximo de 0 indica ausência de relação ou correlação fraca (Devore, 2018).

O p-valor mostra a probabilidade de que uma correlação aparente surja nos dados, mesmo sem existir correlação real entre as variáveis (Komaroff,

2020). Se o p-valor for menor ou igual ao nível de significância previamente estabelecido (0,05), rejeita-se a hipótese nula, de que não há evidência suficiente para afirmar que a correlação seja significativa, concluindo que a correlação observada é estatisticamente significativa, independentemente de ser forte ou fraca (Devore, 2018).

Para analisar a relação entre as variáveis dependentes, consumo médio de água e consumo médio de energia elétrica, e as variáveis independentes categóricas, foi utilizada a análise de variância (ANOVA), com o mesmo nível de significância considerado nos testes de correlação. A ANOVA é um teste paramétrico que avalia se há diferenças estatisticamente significativas entre as médias de dois ou mais grupos (Ostertagová, 2012). Também foi utilizado o teste de Tukey para comparação entre grupos. Esse teste é um procedimento post-hoc utilizado para comparar médias entre todos os pares de grupos, ajustando os p-valores para evitar falsas descobertas que podem ocorrer devido ao aumento do número de comparações (Hayter, 1984).

Para atender às suposições de normalidade da ANOVA, foi necessário transformar a variável consumo de energia elétrica. Foi utilizada a transformação de Yeo-Johnson (Yeo; Johnson, 2000), por meio do pacote “bestNormalize” no R (Peterson, 2021), que estima automaticamente o parâmetro de transformação mais adequado para os dados. A transformação selecionada foi a Yeo-Johnson com parâmetro $\lambda \approx -3,84$. Após a transformação da variável resposta, a análise de variância foi refeita, resultando no atendimento das suposições do modelo. Da mesma forma, os grupos foram comparados por meio do teste de Tukey.

Foi realizada também a análise de correlação entre as variáveis independentes, duas a duas, a fim de identificar se há multicolinearidade entre elas. A presença de multicolinearidade significaria que essas variáveis compartilham uma quantidade significativa de informação, e isso pode dificultar a separação dos efeitos individuais de cada uma sobre a variável dependente no modelo (Chatterjee; Hadi, 2015).

3.3.3 Regressão Múltipla

A análise de regressão é realizada para determinar as correlações entre duas ou mais variáveis que possuem relação de causa e efeito e para fazer previsões usando esta relação (Uyanik; Güler, 2013). A regressão múltipla permite investigar a relação entre uma variável dependente e várias variáveis independentes (Montgomery, 2017).

A regressão linear múltipla é utilizada geralmente em análises transversais, ou em análises de dados coletados ao longo do tempo, porém, sem considerar o tempo na previsão (Nomura *et al.*, 1999; Hu *et al.*, 2015). Assim, para aumentar a robustez e alcance da análise, consideraram-se, também, modelos de séries temporais e de efeitos mistos, a fim de adicionar a observação do efeito do tempo na análise.

Desta forma, foram ajustados três diferentes modelos. O primeiro foi um modelo de regressão linear múltipla; o segundo, um modelo linear de efeitos mistos, fixando os meses como componente aleatório; e por fim, um modelo de regressão com séries temporais. As variáveis independentes foram filtradas de acordo com os resultados das análises bivariadas e testadas nos modelos.

3.3.3.1 Regressão linear múltipla

A equação da regressão linear múltipla (Equação 2) é utilizada para prever a variável dependente com base em várias variáveis preditoras (Uyanik; Güler, 2013).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (\text{Equação 2})$$

Na Equação 2, Y é a variável dependente e neste trabalho se refere ao consumo de água ou de energia elétrica, X são as variáveis independentes, que podem ir de 1 a n, sendo n o número de variáveis analisadas. As variáveis preditoras estão associadas aos β , coeficientes da equação, e β_0 é o valor do intercepto, que indica a posição da linha quando os valores de X são iguais a 0, e ε representa o termo do erro, que captura todas as variações no valor da

variável dependente que não são explicadas pelas variáveis independentes no modelo (Montgomery, 2017).

Para a variável de consumo médio de energia elétrica, foi necessário aplicar uma transformação prévia para atender às suposições do modelo, conforme descrito anteriormente. Assim, a regressão foi ajustada utilizando a variável transformada Y' , conforme mostrado na Equação 3.

$$Y' = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (\text{Equação 3})$$

A variável Y' representa a forma transformada da variável original Y , obtida por meio da função de Yeo-Johnson ($\psi(\lambda, y)$), conforme mostrado na Equação 4 (Yeo; Johnson, 2000). Essa transformação busca aproximar a distribuição dos dados de uma normal, tornando o uso de métodos estatísticos como ANOVA e regressão linear mais apropriado (Yeo; Johnson, 2000).

$$\psi(\lambda, x) = \frac{(y+1)^\lambda - 1}{\lambda}, \quad \text{se } \lambda \neq 0, y \geq 0; (\text{Equação 4 a})$$

$$\psi(\lambda, x) = \log(y + 1), \quad \text{se } \lambda \neq 0, y \geq 0; (\text{Equação 4 b})$$

$$\psi(\lambda, x) = -[(-y + 1)^{2-\lambda} - 1]/(2 - \lambda), \quad \text{se } \lambda \neq 0, y \geq 0; (\text{Equação 4 c})$$

$$\psi(\lambda, x) = -\log(-y + 1), \quad \text{se } \lambda \neq 0, y \geq 0; (\text{Equação 4 d})$$

A transformação foi realizada utilizando o pacote “bestNormalize” no R (Peterson, 2021), que identificou automaticamente o parâmetro $\lambda = -3,839093$ como o mais adequado. Após o ajuste do modelo, os valores preditos foram convertidos de volta à escala original por meio da aplicação da função inversa da transformação. Segundo Montgomery (2017), essa abordagem não compromete a interpretação dos sinais e da significância dos coeficientes, embora a equação estimada esteja expressa em termos da variável transformada.

Para a regressão múltipla, a significância do modelo como um todo é verificada pelo Teste F. Quando o p-valor do Teste F for menor que o nível de significância adotado (0,05), há evidências estatisticamente significativas para rejeitar a hipótese nula de que todos os coeficientes de regressão são iguais a

zero simultaneamente, ou seja, sugere que o modelo tem valor preditivo (Montgomery; Peck; Vining, 2012).

Além da confirmação de que o modelo é significativo globalmente, deve-se avaliar a significância de cada variável independente individualmente utilizando o Teste T. Quando o p-valor do Teste T for menor que o nível de significância adotado (0,05), há evidências estatisticamente significativas para rejeitar a hipótese nula de que o coeficiente de regressão dessa variável é igual a zero, sugerindo que existe relação linear significativa entre a variável independente e a variável dependente (Montgomery, 2017). Para a verificação da adequação do modelo, usa-se o coeficiente de determinação, também chamado de coeficiente de correlação múltipla (R^2), que indica o quão bem o modelo consegue prever a variável dependente com base nas variáveis independentes (Nagelkerke, 1991). Quão mais próximo de um for o R^2 , maior o poder de explicação do modelo (Tjur, 2009).

Após obtenção do modelo, deve ser feita, também, análise de resíduos e a verificação de multicolinearidade. Resíduos são definidos como a diferença entre os valores observados e os estimados pelo modelo (Montgomery; Runger, 2009). Quanto menor for essa diferença, mais preciso será o modelo para prever a variável dependente com base nas variáveis independentes. Na estimação dos coeficientes de regressão por mínimos quadrados, é essencial que os resíduos sejam normalmente distribuídos, independentes, com média zero e variância constante (Anscombe; Tukey, 1963). A análise dos resíduos e a verificação da adequação do modelo são técnicas essenciais para garantir a validade da modelagem estatística (Montgomery, 2017).

Neste trabalho, a normalidade dos resíduos foi avaliada por meio de gráfico de probabilidade normal e pelo teste de Shapiro-Wilk. A homocedasticidade, suposição de que a variância dos erros é constante, foi analisada por meio de gráficos de resíduos. Também a partir do gráfico de resíduos, verificou-se a existência de *outliers* ou pontos influentes. Segundo Montgomery (2017), se o modelo for adequado, os resíduos devem estar livres de padrões visíveis.

A fim de avaliar a capacidade preditiva dos modelos de regressão linear múltipla, utilizou-se a validação cruzada do tipo *leave-one-out* (LOOCV). Nesse método, cada observação da amostra (composta por 50 meses) é usada uma

vez como conjunto de teste, enquanto as demais são utilizadas para o ajuste do modelo (Cheng; Dekkers; Fernando, 2021). Esse processo é repetido para todas as observações, resultando em uma avaliação robusta da performance preditiva (Cheng; Dekkers; Fernando, 2021). Como métricas de desempenho, foram calculados o erro médio absoluto (MAE), a raiz do erro quadrático médio (RMSE) e o coeficiente de determinação preditivo (R^2), obtido a partir da correlação entre os valores observados e os valores preditos.

3.3.3.2 Modelo Linear de Efeitos Mistos

O modelo linear misto (*linear mixed model* - LMM), diferentemente do modelo da regressão linear múltipla, separa as variáveis independentes em fatores fixos e aleatórios. As variáveis independentes podem exercer efeitos fixos, representando relações determinísticas entre as variáveis independentes e a variável dependente, ou efeitos aleatórios, que capturam variações adicionais entre grupos ou indivíduos que não podem ser explicadas por variáveis fixas (Pinheiro; Bates, 2009). Essa abordagem é especialmente útil quando os dados envolvem observações repetidas ou correlacionadas, como é o caso de dados longitudinais ou multivariados (Cnaan; Laird; Slasor, 1997). As observações são consideradas correlacionadas porque a suposição de independência é violada pelo agrupamento dos dados (Meteyard; Davies, 2020).

A equação geral do modelo utilizado pode ser expressa como apresentado na Equação 5 (Lüdtke *et al.*, 2021).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + b_m + \varepsilon \quad (\text{Equação 5})$$

Na Equação 5, assim como na Equação 2, Y é a variável dependente, X são as variáveis independentes, que podem ir de 1 a n , sendo n o número de variáveis analisadas. As variáveis preditoras estão associadas aos β_i , coeficientes da equação, e β_0 é o valor do intercepto, que indica a posição da linha quando os valores de X são iguais a 0. A Equação 5 inclui o b_m , que representa o vetor dos efeitos aleatórios. Nesta pesquisa, mês e ano foram incluídos como fatores aleatórios, seguindo a metodologia proposta por Lüdtke

et al. (2021), permitindo o ajuste do modelo à utilização de dados que variam ao longo do tempo.

A fim de garantir a validade da análise, foram verificadas a normalidade e a independência dos resíduos. As suposições foram verificadas a partir do gráfico de resíduos e de efeitos aleatórios. No modelo linear de efeitos mistos, assume-se que os erros residuais e os desvios de efeitos aleatórios são normalmente distribuídos (Meteyard; Davies, 2020). A adequação do modelo linear de efeitos mistos é verificada, também, utilizando o R^2 . Para os efeitos mistos, o R^2 pode ser categorizado em dois tipos, o R^2 marginal, que avalia o grau de explicação fornecido pelos efeitos fixos, e o R^2 condicional, que avalia o grau de explicação fornecido pelo modelo como um todo, ou seja, pelos efeitos fixos combinados com os efeitos aleatórios (Nakagawa; Schielzeth, 2012; Bãders *et al.*, 2022).

Para o modelo de regressão com efeitos mistos, utilizou-se validação cruzada do tipo *leave-one-group-out* (LOGO-CV), considerando o “ano” como grupo aleatório. Esse método consiste em ajustar o modelo excluindo-se um grupo por vez e utilizando esse grupo para validação, repetindo o processo para todos os grupos disponíveis (Adin *et al.*, 2024). A escolha dessa abordagem justifica-se pela estrutura hierárquica dos dados, em que observações dentro de um mesmo grupo (ano) podem estar correlacionadas, tornando inadequada a divisão aleatória dos dados típica da validação cruzada tradicional. Assim, a separação por grupos preserva a independência entre os conjuntos de treino e teste, resultando em uma avaliação mais confiável da capacidade preditiva do modelo (Bates *et al.*, 2015; Demidenko, 2020).

Nos resultados da validação, foram utilizadas métricas como o erro médio absoluto (MAE), o erro quadrático médio (RMSE) e o coeficiente de determinação de predição (R^2 de predição), que indicam, respectivamente, a média das diferenças absolutas entre os valores previstos e observados, a magnitude dos erros mais acentuados e o quanto da variação dos dados é explicada pelas previsões do modelo (Plevris *et al.*, 2022).

3.3.3.3 Regressão de séries temporais

A regressão de séries temporais é uma técnica utilizada para modelar e prever dados que são coletados ao longo do tempo. Diferente da regressão tradicional, que assume independência entre as observações, a regressão de séries temporais leva em consideração a autocorrelação presente entre os valores de uma série ao longo do tempo (Hyndman; Athanasopoulos, 2021). Essa abordagem é usada para analisar a evolução de variáveis dependentes em função do tempo e de outras variáveis explicativas, incorporando tendências, sazonalidade e outros padrões temporais.

Conforme Hyndman e Athanasopoulos (2021), o modelo básico de regressão de séries temporais pode incluir termos que representam os efeitos do tempo, como tendências lineares ou não lineares, além de termos sazonais para capturar padrões cíclicos. A equação adaptada é representada na Equação 6 (Hyndman; Athanasopoulos, 2021).

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \beta_2 X_{2,t} + \dots + \beta_n X_{n,t} + \varepsilon_t \quad (\text{Equação 6})$$

Na Equação 6, assim como nas Equações 2 e 5, as variáveis preditoras estão associadas aos β_i , coeficientes da equação, sendo β_0 o valor do intercepto, que indica a posição da linha quando os valores de X são iguais a 0. Y_t permanece sendo a variável dependente, consumo de água ou energia elétrica, agora em função do tempo t . $X_{n,t}$ são as variáveis independentes, também em função do tempo, com n sendo o número de variáveis analisadas. O erro ε_t também é escrito como uma função do tempo.

Assim como na regressão linear múltipla, o modelo de regressão de séries temporais deve garantir que os resíduos sejam independentes, normalmente distribuídos e com variância constante ao longo do tempo (Hyndman; Athanasopoulos, 2021). Além disso, é crucial verificar a ausência de autocorrelação entre os resíduos. Assim, realizou-se a análise dos gráficos de resíduos para garantir que as suposições fossem atendidas. Uma vez que as suposições foram verificadas, o coeficiente de determinação foi utilizado para avaliar a capacidade explicativa do modelo.

Para o modelo de regressão de séries temporais, a validação foi realizada por meio do método de janela deslizante (*rolling origin*), também conhecido como *time-series cross-validation*. Nesse procedimento, uma parte inicial da série é usada para treinar o modelo, e o restante é utilizado para testá-lo, avançando a janela de treino a cada iteração, de modo a preservar a ordem temporal dos dados (Bergmeir; Benítez, 2012). Esse tipo de validação é mais adequado para séries temporais do que a validação cruzada aleatória, uma vez que respeita a estrutura sequencial e evita o uso de informações futuras na predição do passado (Hyndman; Athanasopoulos, 2021).

A utilização da regressão de séries temporais neste estudo permite análise robusta do comportamento do consumo de água e energia elétrica ao longo do tempo. Esse tipo de abordagem ajusta as previsões de acordo com variações sazonais e outros fatores temporais.

3.3.4 Comparação entre os modelos

Os resultados de cada regressão, bem como a significância dos modelos e de suas variáveis, foram comparados e discutidos. A fim de comparar os modelos obtidos pelas regressões, algumas métricas foram estabelecidas. Foi avaliada a significância das variáveis em cada um dos modelos, observando quais se mostraram fundamentais para explicar o consumo de água e energia elétrica e se as variáveis independentes mantiveram sua relevância ao longo das diferentes abordagens. Foi analisada também a grandeza e o sinal de cada coeficiente associado às variáveis preditoras, para identificar se estas variáveis têm impacto positivo ou negativo na variável dependente.

Foi realizada também, a comparação do poder explicativo de cada modelo utilizando o R^2 . Além disso, foram criados gráficos de dispersão para comparar visualmente os valores reais e os valores preditos por cada modelo, facilitando a análise da qualidade do ajuste. Adicionalmente, métricas de erro como o Erro Médio Absoluto (MAE) e a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) foram utilizadas para avaliar a precisão dos modelos, comparando os valores preditos com os valores observados (Hyndman; Athanasopoulos, 2021). Também foi calculado o coeficiente de determinação entre os valores previstos e os valores reais fora da amostra (R^2 de predição), métrica amplamente utilizada na área de

aprendizado de máquina, que gera uma pontuação alta somente se a maioria dos elementos de um grupo fundamental tiver sido corretamente prevista, e permite avaliar o desempenho do modelo em dados novos (Chicco; Warrens; Jurman, 2021). Todas as análises foram realizadas no programa computacional R (R Core Team, 2024) e interface RStudio (RStudio Team, 2024), com nível de significância de 5%. Após comparação dos modelos, os resultados deste trabalho foram discutidos com a literatura.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir das análises estatísticas descritas no método. Inicialmente, são expostas estatísticas descritivas das variáveis dependentes e independentes, seguidas por análises bivariadas que exploram a relação entre os consumos residenciais de água e energia elétrica, as relações entre estas variáveis e as variáveis explicativas, além da investigação de correlação entre as próprias variáveis explicativas. Em seguida, são apresentados os modelos de regressão linear múltipla, de efeitos mistos e de séries temporais, com foco na identificação dos fatores que influenciam os padrões de consumo ao longo do tempo. Por fim, realiza-se a comparação entre os modelos quanto à sua capacidade explicativa e preditiva, e os resultados obtidos são discutidos com o material encontrado na literatura.

4.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VARIÁVEIS RESPOSTA

A Tabela 9 mostra as estatísticas descritivas das variáveis dependentes, consumo médio mensal de água e consumo médio mensal de energia elétrica. A média do consumo de água foi de 15,5 m³/residência/mês, coincidente com a mediana, o que sugere uma distribuição simétrica dos dados. Para o consumo de energia elétrica, a média foi de 315,7 kWh/residência/mês, pouco maior que a mediana, de 301,4 kWh/residência/mês, o que sugere uma leve assimetria à direita e possível presença de poucos meses com maior consumo. A distribuição dos dados foi confirmada a partir dos histogramas (Figuras 12 e 13).

Tabela 9 - Estatísticas descritivas das variáveis dependentes

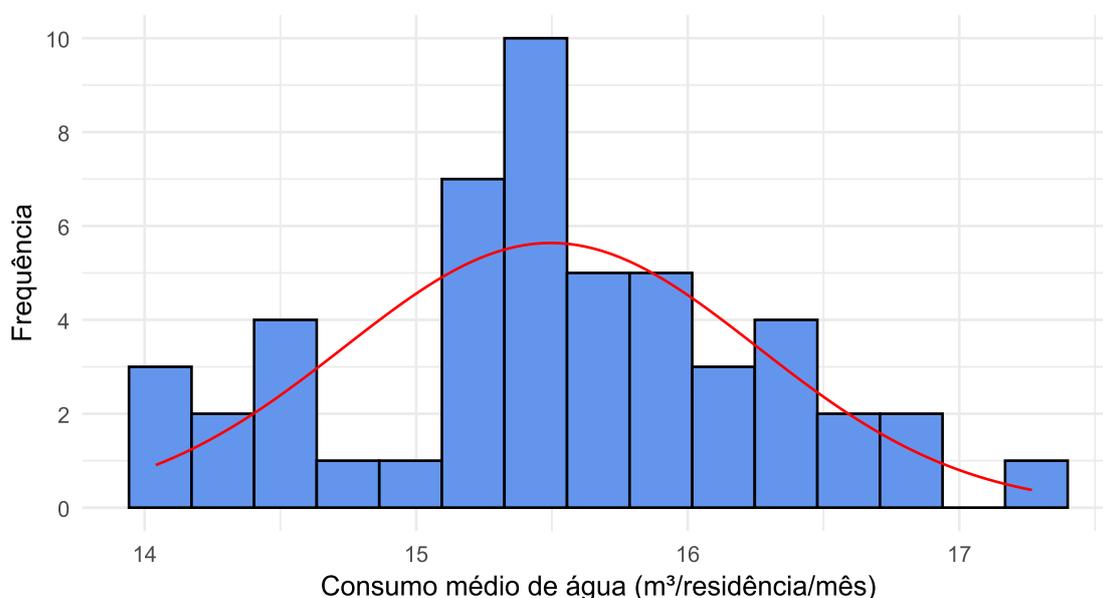
	Mínimo	1° quartil	Mediana	3° quartil	Máximo	Média	Desvio Padrão
Consumo médio mensal de água (m ³ /residência/mês)	14,0	15,1	15,5	16,0	17,3	15,5	0,8
Consumo médio mensal de energia (kWh/residência/mês)	262,1	287,6	301,4	343,5	416,9	315,7	39,6

Fonte: a autora.

A Figura 12 apresenta o histograma para o consumo de água. Na maior parte dos meses, o consumo médio de água fica em torno de 15 a 16 m³/residência/mês. O histograma mostra leve assimetria à direita, indicando a existência de menor quantidade de meses com ocorrência de consumo médio de água mais alto.

Apesar da leve assimetria, existe maior concentração de meses na parte central do gráfico, indicando possível normalidade na distribuição dos dados. Ao realizar o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, o p-valor obtido foi de 0,542, maior que o nível de significância de 5%, assim, não violando o princípio de normalidade dos dados, a distribuição pode ser considerada normal.

Figura 12 - Histograma do consumo de água



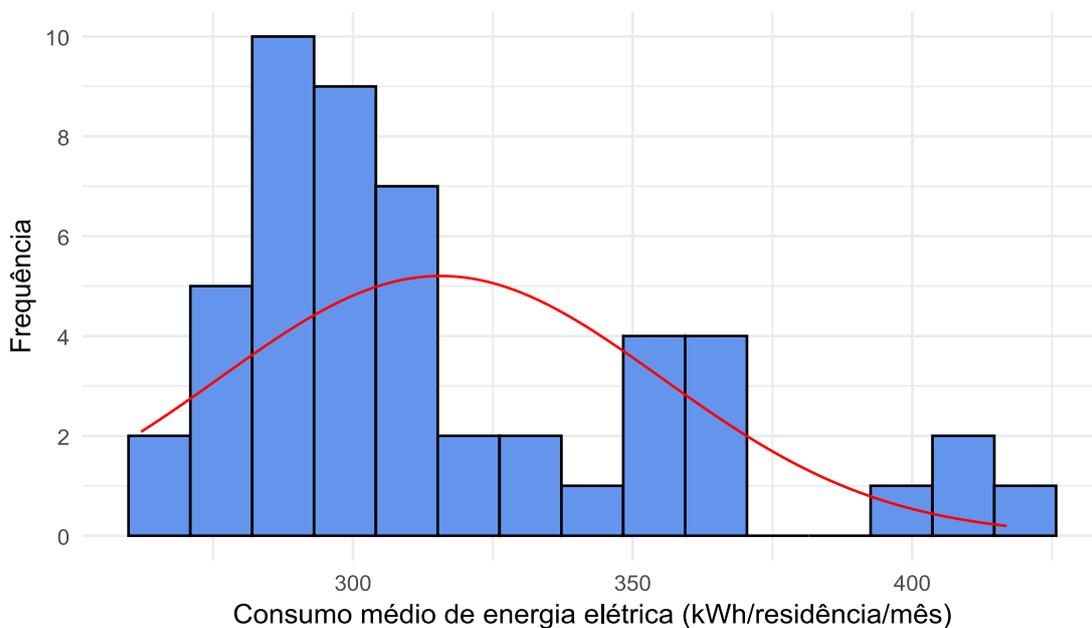
Fonte: a autora.

A Figura 13 apresenta os dados de consumo médio mensal de energia elétrica em histograma. Na maior parte dos meses, o consumo médio variou entre 250 e 300 kWh/residência/mês. O histograma apresenta uma distribuição assimétrica à direita, sugerindo, assim como os valores de média e mediana, que poucos meses tiveram maiores valores de consumo médio de energia.

O teste de Shapiro-Wilk para os dados de consumo de energia elétrica retornou p-valor < 0,001, menor que o nível de significância de 5%, sendo

negada a hipótese nula e aceita a hipótese alternativa de violação do princípio da normalidade. A distribuição dos dados não pode ser considerada normal.

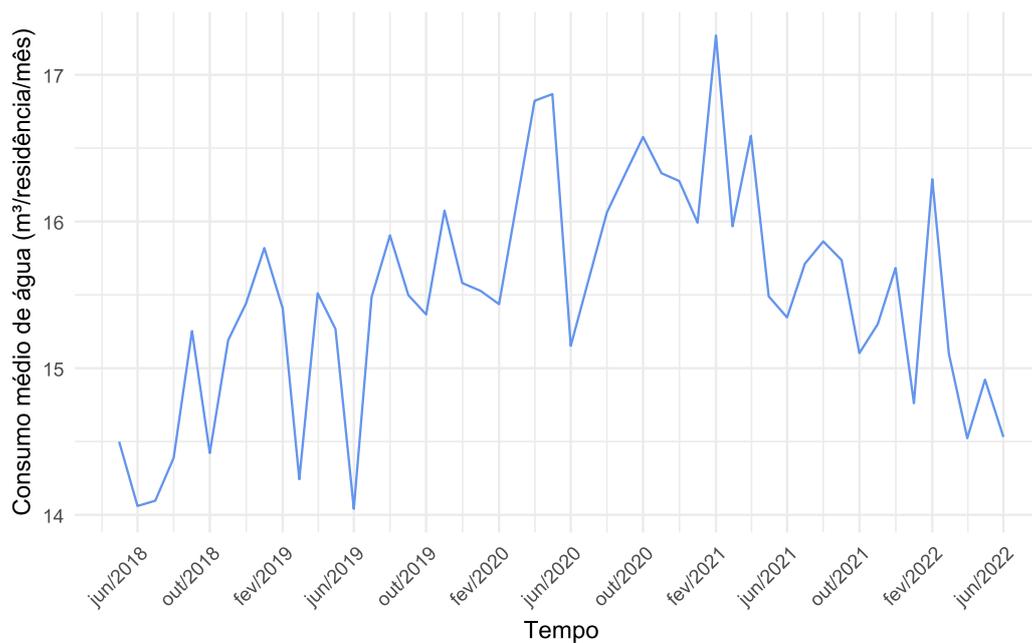
Figura 13 - Histograma do consumo de energia elétrica



Fonte: a autora.

A apresentação dos dados de consumo médio de água e energia elétrica ao longo do tempo pode ser observada nas Figuras 14 e 15. Para o consumo de água, observa-se um aumento no período entre 2019 e 2021, que volta a diminuir em 2022, porém, não é possível afirmar que existe tendência apenas com base no gráfico. Também na distribuição do gráfico da Figura 14, não é possível identificar sazonalidade.

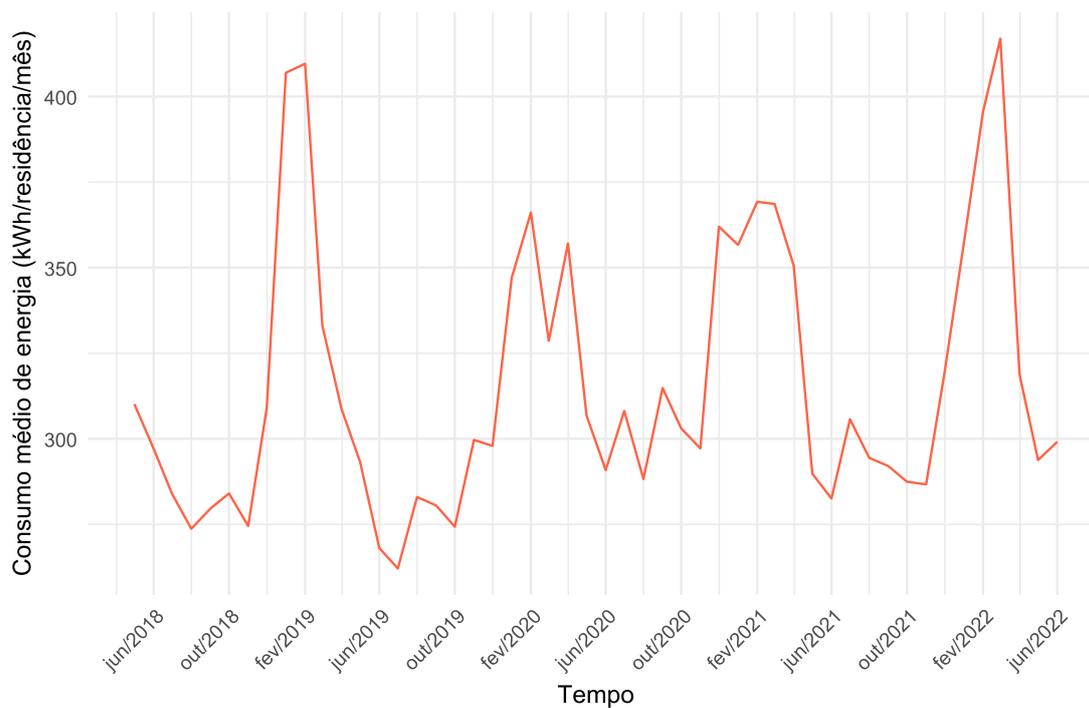
Figura 14 – Gráfico de série temporal para o consumo médio de água durante o período estudado



Fonte: a autora.

No gráfico de consumo médio de energia elétrica (Figura 15), a sazonalidade é bem perceptível, com maiores valores de consumo no verão. Durante os períodos mais quentes ao longo do ano, uma proporção expressiva do consumo de eletricidade é atribuída ao uso de aparelhos de ar-condicionado, utilizados para suprir a demanda térmica das edificações (Gómez; Punhagui; Ando Junior, 2021), fato que pode explicar parcialmente o aumento de consumo de energia elétrica no verão em residências de Joinville.

Figura 15 – Gráfico de série temporal para o consumo médio de energia elétrica durante o período estudado



Fonte: a autora.

4.2 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES

As estatísticas descritivas das variáveis independentes numéricas utilizadas na análise são apresentadas na Tabela 10. São exibidos os valores mínimos, primeiros quartis (Q1), medianas, terceiros quartis (Q3), médias e desvios padrão, com o objetivo de descrever a distribuição e a dispersão dos dados.

Tabela 10 – Estatísticas descritivas das variáveis independentes numéricas

Variável	Mínimo	1° Quartil	Mediana	3° Quartil	Máximo	Média	Desvio Padrão
Temperatura (°C)	16,20	18,62	21,55	24,20	27,10	22,14	3,14
Umidade (%)	70,00	77,00	79,00	81,75	87,00	78,82	3,86
Precipitação (mm)	20,00	77,70	115,20	234,70	427,40	156,7	108,17
IPCA (%)	-0,38	0,22	0,48	0,87	1,62	0,53	0,45
PIB <i>per capita</i> (R\$ * mil)	52,81	58,48	60,88	74,53	74,53	63,93	8,43
Salário Mínimo (R\$)	954	998	1045	1100	1212	1052	77,43
População ocupada (%)	31,63	33,21	33,92	35,46	36,65	34,20	1,36

O teste de Shapiro-Wilk foi utilizado para verificar a suposição de normalidade das variáveis contínuas. O resultado é apresentado na Tabela 11. O nível de significância adotado é de 5%, o que significa que os p-valores obtidos abaixo de 0,05 violam o pressuposto de normalidade.

Tabela 11 – Resultado do teste de Shapiro-Wilk para verificação da suposição de normalidade de variáveis contínuas independentes

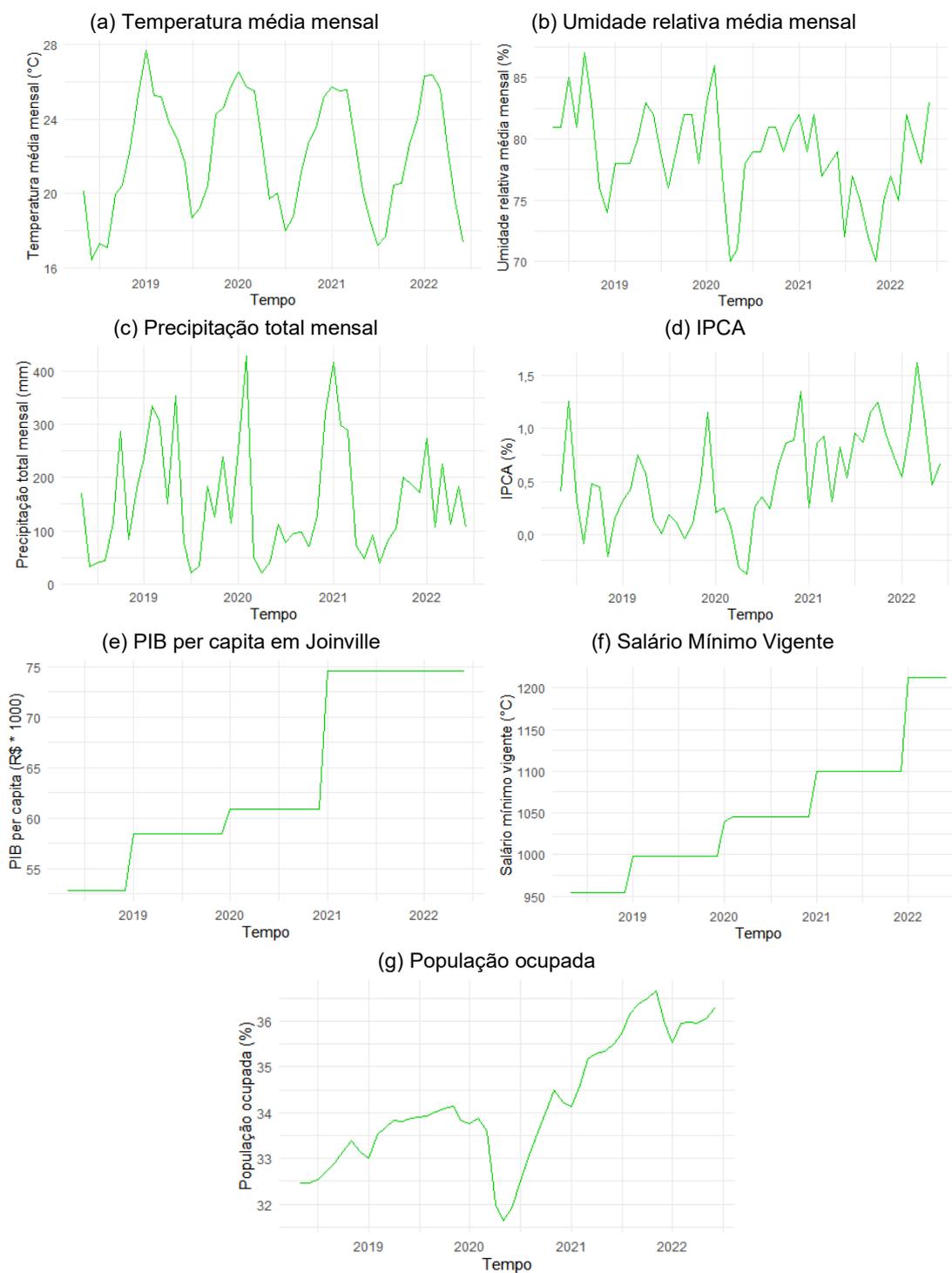
Variável	Estatística W	p-valor
Temperatura (°C)	0,941	0,029*
Umidade (%)	0,942	0,176
Precipitação (mm)	0,915	0,002*
IPCA (%)	0,987	0,839
PIB <i>per capita</i> (R\$ * mil)	0,790	<0,001*
Salário Mínimo (R\$)	0,880	<0,001*
População ocupada (%)	0,912	0,041

*Considerado significativo a um nível de 5%

A distribuição dos dados das variáveis umidade e IPCA pode ser considerada normal. Nas demais variáveis é violado o princípio da normalidade.

Na Figura 16, são representados os gráficos de séries temporais de todas as variáveis independentes.

Figura 16 – Gráfico de série temporal para as variáveis independentes



Fonte: a autora.

As Tabelas 12, 13 e 14 apresentam a distribuição de frequências absoluta e relativa das variáveis independentes categóricas consideradas na análise. São informadas as frequências absolutas e relativas (percentuais) de cada categoria. A Tabela 12 traz a estatística de frequência da variável períodos pandêmicos. A maior parte dos meses foram anteriores à pandemia e após a terceira onda (54%), sendo que durante a pandemia as ondas tiveram duração de 6 a 10 meses.

Tabela 12 – Distribuição de frequências da variável períodos pandêmicos

	Períodos Pandêmicos	N (meses)	Porcentagem
0	Período anterior à pandemia e posterior à 3ª onda	27	54%
1	1º onda	7	14%
2	2º onda	6	12%
3	3º onda	10	20%

A Tabela 13 apresenta a estatística de frequência da variável modelo de cobrança pelo consumo de água, em que o período 0 é correspondente ao período com tarifa mínima de 10 m³ e o período 1 é correspondente ao período com a Tarifa Básica Operacional. Na maior parte dos meses em que o consumo de água é analisado, o modelo de cobrança utilizado é o valor de tarifa mínima.

Tabela 13 – Distribuição de frequências da variável modelo de cobrança

	Modelo de Cobrança	N (meses)	Porcentagem
0	Tarifa Mínima	40	80%
1	TBO	10	20%

A Tabela 14 traz a estatística de frequência da variável bandeiras de cobrança, usada na análise do consumo de energia elétrica. O grupo com maior número de meses é o referente à bandeira verde, em que não há acréscimo no valor pago pelo consumo. Ainda assim, na maior parte dos meses as bandeiras tarifárias vigentes eram diferentes da verde, em que há acréscimo no valor cobrado. Em 8% dos meses o país estava em condição mais custosa de geração de energia elétrica, com a bandeira vermelha – patamar 1 em vigência, em 18% estava ainda mais custosa, com a bandeira vermelha – patamar 2 em vigência,

e em 16% o país enfrentava uma crise hídrica, afetando diretamente a geração de energia elétrica, sendo usada a bandeira preta.

Tabela 14 – Distribuição de frequências da variável bandeiras de cobrança

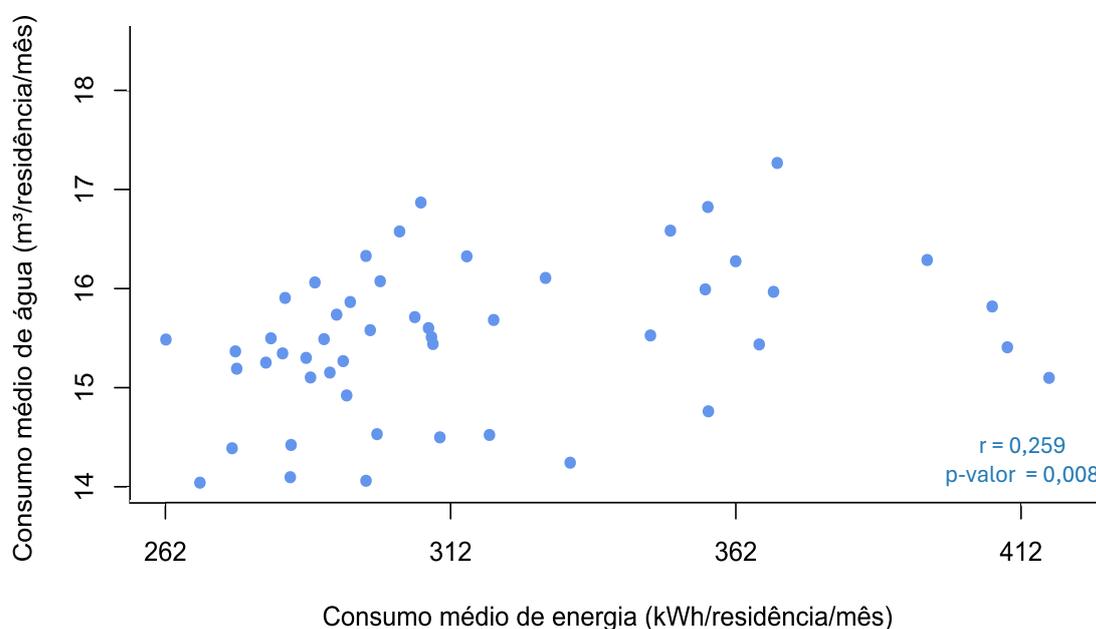
Bandeiras de Cobrança	Cor das bandeiras	N (meses)	Porcentagem
0	Verde	18	36%
1	Amarela	11	22%
2	Vermelha – patamar 1	4	8%
3	Vermelha – patamar 2	9	18%
4	Preta	8	16%

4.3 ANÁLISE BIVARIADA

4.3.1 Análise bivariada entre variáveis resposta

Inicialmente, a correlação analisada foi entre os consumos residenciais de água e energia elétrica, mês a mês. O gráfico de dispersão dos dados é apresentado na Figura 17. Não é possível observar relação linear entre as duas variáveis.

Figura 17 - Gráfico de dispersão de dados para o consumo médio mensal de água e o consumo médio mensal de energia elétrica



Fonte: a autora.

Em seguida, realizando o cálculo da correlação, o coeficiente obtido foi aproximadamente 0,259 (p-valor = 0,008), indicando fraca correlação positiva entre as variáveis, porém, significativa. O método de Kendall foi utilizado para o cálculo da correlação por causa da distribuição não normal dos dados de consumo de energia elétrica.

4.3.2 Análise bivariada entre variáveis dependentes e independentes

Na sequência, foram analisadas as correlações entre cada uma das variáveis dependentes (consumo de água e consumo de energia elétrica) com cada uma das variáveis independentes numéricas. Na Tabela 15 são apresentados os métodos, coeficientes e p-valores obtidos em cada uma das correlações das variáveis independentes com o consumo médio de água residencial.

Tabela 15 – Correlação entre a variável dependente consumo médio de água e as variáveis independentes numéricas relacionadas

Variáveis		Método	Coef.	p-valor
Consumo médio de água (m ³ /residência/mês) x	Temperatura	Kendall	0,195	0,046*
	Umidade	Pearson	-0,343	0,015*
	Precipitação	Kendall	-0,064	0,509
	IPCA	Pearson	-0,044	0,760
	PIB <i>per capita</i>	Kendall	0,254	0,019*
	Salário Mínimo	Kendall	0,202	0,056
	População Ocupada	Kendall	0,063	0,520

*Considerado significativo a um nível de 5%

A partir da Tabela 15, é possível identificar que o consumo médio de água possui correlação significativa com a temperatura, umidade e com o PIB *per capita* do município. A correlação é positiva com a temperatura e com o PIB *per capita* e negativa com a umidade. Os valores dos coeficientes indicam que a correlação, apesar de significativa, é fraca para essas variáveis.

Na Tabela 16 são apresentados os métodos, coeficientes e p-valores obtidos no cálculo dos coeficientes de correlação das variáveis independentes

com o consumo médio de energia elétrica residencial. Todos os coeficientes de correlação foram calculados pelo método de Kendall, uma vez que os dados de consumo de energia não apresentam distribuição normal.

Tabela 16 – Correlação entre a variável dependente consumo médio de energia elétrica e as variáveis independentes numéricas relacionadas

Variáveis		Coef.	p-valor
Consumo médio de energia (kWh/residência/ mês)	x		
	Temperatura	0,469	<0,001*
	Umidade	-0,044	0,662
	Precipitação	0,301	0,002*
	IPCA	0,200	0,040*
	PIB <i>per capita</i>	0,263	0,015*
	Salário Mínimo	0,276	0,009*
	População Ocupada	0,043	0,658

*Considerado significativo a um nível de 5%

É possível identificar que o consumo médio de energia elétrica possui correlação significativa com vários dos parâmetros analisados, incluindo a temperatura, a precipitação, o IPCA, o PIB *per capita* e o salário mínimo. O coeficiente de correlação é positivo para todas as variáveis consideradas significativas. Mesmo as correlações sendo significativas, os valores dos coeficientes indicam que as correlações são de fracas a moderadas.

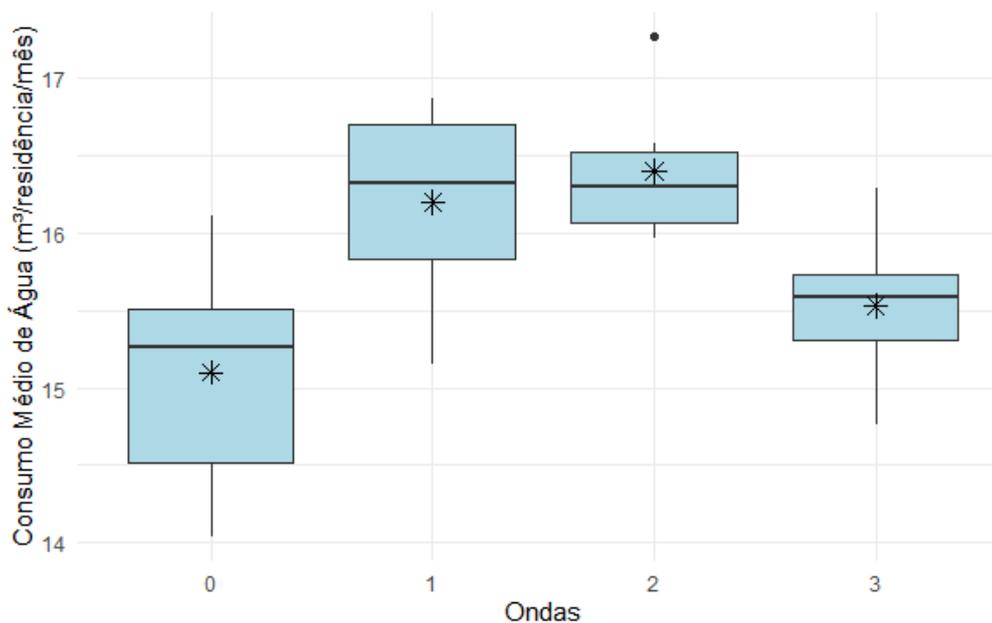
A relação entre as variáveis dependentes e as variáveis independentes categóricas foi avaliada por meio de análises de variância (ANOVA). Para a variável *dummy* do modelo de cobrança, foi realizado um teste de hipóteses bilateral. Os resultados das análises com a variável períodos pandêmicos são apresentados na Tabela 17. Destaca-se que, para atender os pressupostos da análise de variância, a variável consumo médio de energia elétrica foi transformada por meio da função de Yeo-Johnson ($\lambda \approx -3,84$), como descrito anteriormente no método.

Tabela 17 – Análise de variância da variável períodos pandêmicos pelas variáveis dependentes

Variável	Consumo médio de água (m ³ /residência/mês)				Consumo médio de energia elétrica (kWh/residência/mês)		
	Meses	Média	Desvio Padrão	p-valor	Média	Desvio Padrão	p-valor
Períodos Pandêmicos	0	27	15,100	0,633	311,081	43,438	0,076
	1	7	16,201	0,641	309,850	22,896	
	2	6	16,403	0,482	350,696	27,179	
	3	10	15,528	0,428	311,089	37,151	

O resultado indica que em pelo menos um dos períodos analisados, a média de consumo de água se difere das demais médias. Para visualização dos valores de consumo de água nos diferentes períodos, foi elaborado um gráfico boxplot (Figura 18).

Figura 18 – Boxplot do consumo de água residencial e os períodos pandêmicos



Fonte: a autora.

A partir da visualização do Boxplot da Figura 18, percebe-se que as médias mais altas de consumo (representadas pelos asteriscos no gráfico) são durante a primeira e segunda onda da pandemia do Covid-19. A menor média de consumo é no período que engloba os meses anteriores à pandemia e

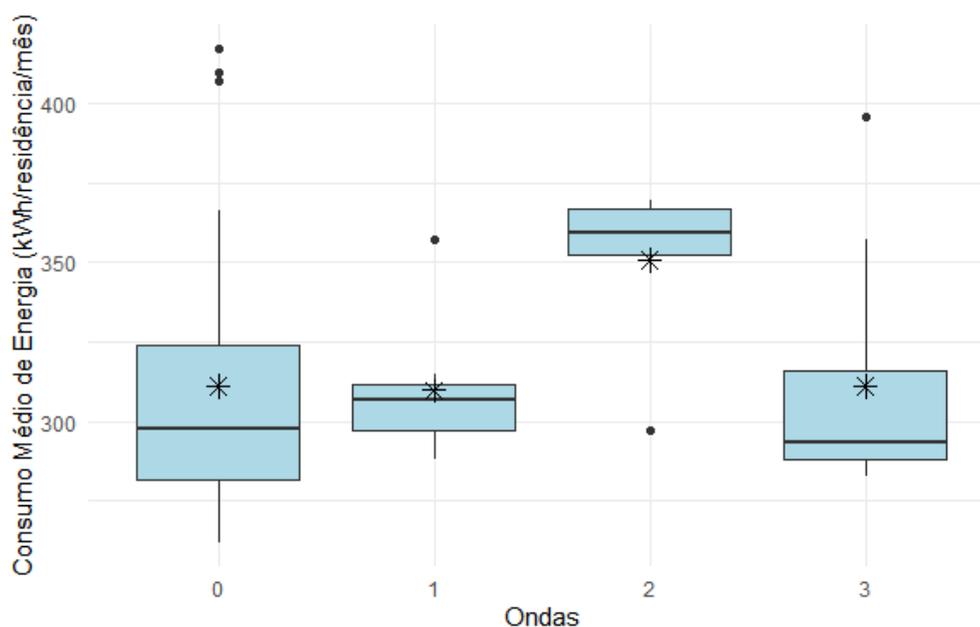
posteriores à terceira onda. A partir do teste Tukey para testar a diferença entre as médias (Tabela 18), obteve-se que as médias de consumo de água se diferem entre o período pré-pandêmico (0) e a primeira onda da pandemia (1) (p-valor $<0,001$), entre o período pré-pandêmico (0) e a segunda onda da pandemia (2) (p-valor $<0,001$), e entre a segunda onda (2) e a terceira onda da pandemia (3) (p-valor = $0,028 < 5\%$).

Tabela 18 – Teste Tukey para as variáveis dependentes pelos períodos pandêmicos

Grupos	n	Consumo de água (m ³ /residência/mês)		Consumo de energia elétrica (kWh/residência/mês)	
		Diferença entre médias	p-valor	Diferença entre médias	p-valor
1 – 0	7 e 27	1,101	$<0,001$	0,215	0,952
2 – 0	6 e 27	1,302	$<0,001$	1,164	0,047
3 – 0	10 e 27	0,429	0,210	0,114	0,988
2 – 1	6 e 7	0,202	0,925	0,949	0,296
3 – 1	10 e 7	-0,673	0,105	-0,101	0,996
3 – 2	10 e 6	-0,874	0,028	-1,050	0,161

Para o consumo de energia elétrica, a partir dos resultados da análise de variância e do teste de Tukey, é possível identificar diferença entre as médias de consumo de energia elétrica entre o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda e o período relativo à segunda onda (grupos 0 e 2). Para complementar a análise, as distribuições de consumo de energia elétrica entre os grupos foram representadas por meio de um gráfico Boxplot (Figura 19).

Figura 19 - Boxplot do consumo de energia elétrica residencial pelos períodos pandêmicos



Fonte: a autora.

A variável de modelo de cobrança para o consumo médio de água assume valores 0 ou 1 para os modelos de cobrança com tarifa mínima ou TBO, respectivamente. Dessa forma, para comparar a média de consumo nos diferentes grupos, foi realizado um teste de hipóteses bilateral, t de *student*, verificando se a média do consumo durante a utilização do modelo de cobrança com a tarifa mínima se diferia da média de consumo durante a utilização do modelo de cobrança com a TBO. O resultado está apresentado na Tabela 19.

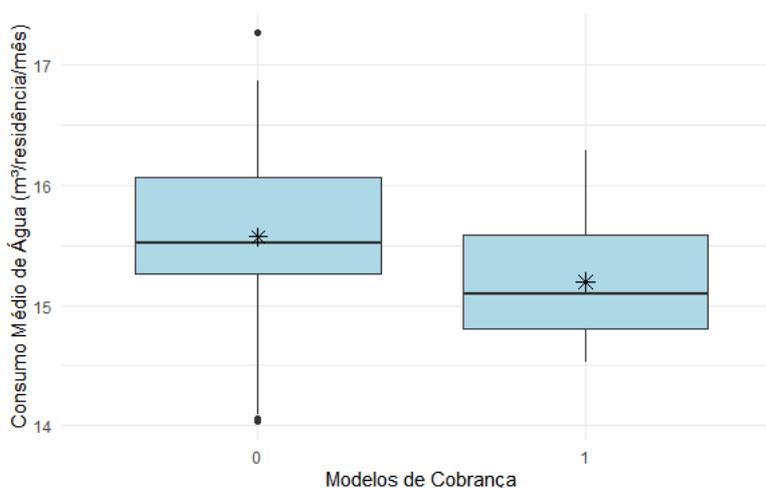
Tabela 19 – Teste de hipóteses t de *student* da variável consumo médio de água pelo modelo de cobrança

Variável	Consumo médio de água (m ³ /residência/mês)					
	Grupos	n	Média	Desvio Padrão	p-valor	
Modelo de cobrança	TBO	0	40	15,570	0,790	0,102
	Tarifa Mínima	1	10	15,190	0,569	

A partir do p-valor obtido no teste de hipóteses, não é possível dizer que as médias de consumo de água são diferentes entre os períodos analisados. A

distribuição do consumo médio de água em gráfico *boxplot* pode ser vista na Figura 20.

Figura 20 - Boxplot do consumo médio de água residencial pelos modelos de cobrança



Fonte: a autora.

O número de meses pertencentes a cada grupo é desigual, sendo 40 deles antes da mudança no modelo de cobrança pelo consumo de água, e apenas 10 meses depois. O teste de hipóteses t de *Student* considerando apenas os últimos 10 meses com a utilização do modelo com a tarifa mínima também foi realizado, os resultados estão na Tabela 20.

Tabela 20 – Teste de hipóteses t de student da variável consumo médio de água pelo modelo de cobrança por períodos semelhantes antes e após mudança

Variável	Modelo de Cobrança					
	Grupo	n	Média	Desvio Padrão	p-valor	
Consumo médio de água (m³/residência/mês)	TBO	0	10	16,081	0,563	0,003
	Tarifa Mínima	1	10	15,193	0,569	

Considerando períodos semelhantes antes e após a mudança, a hipótese nula é rejeitada, havendo indícios de que as médias de consumo são diferentes entre os modelos de cobrança. Por conta desse resultado, a variável modelo de

cobrança será mantida para os modelos de explicação do consumo médio de água. Porém, é importante salientar que os dados inseridos no modelo seguem o período original, com 40 meses durante a utilização do modelo de tarifa mínima, e 10 meses com a utilização do modelo de TBO.

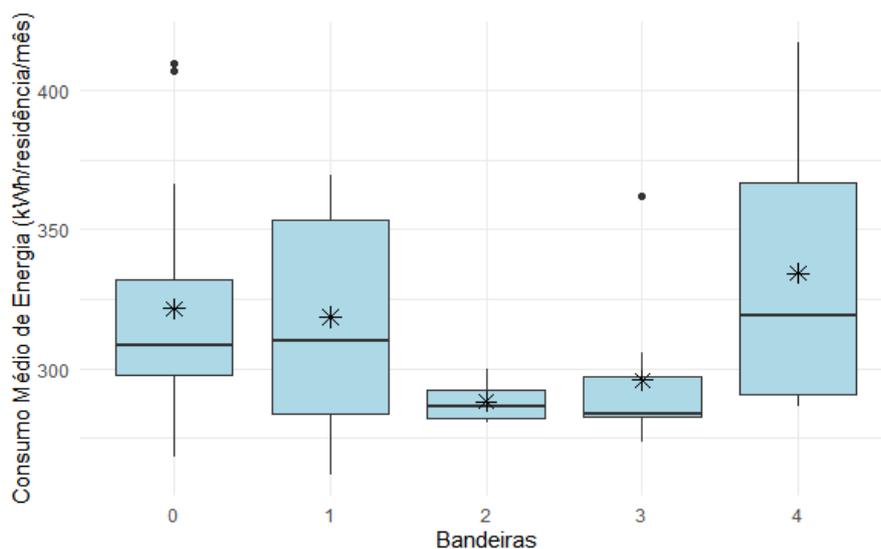
A análise de variância (ANOVA) foi aplicada também para verificar a diferença nas médias de consumo de energia elétrica entre as diferentes bandeiras de cobrança. Os resultados encontram-se na Tabela 21.

Tabela 21 - Análise de variância da variável consumo médio de energia elétrica pelas bandeiras tarifárias

Variável		Consumo médio de água (m ³ /residência/mês)			
Bandeiras de cobrança	Grupo	n	Média	Desvio Padrão	p-valor
Verde	0	18	321,603	39,385	0,169
Amarela	1	11	318,561	40,730	
Vermelha – patamar 1	2	4	288,241	8,568	
Vermelha – patamar 2	3	9	295,897	26,662	
Preta	4	8	334,266	50,438	

O resultado indica que não é possível afirmar a existência de diferença entre as médias de consumo nas diferentes bandeiras de cobrança. Os dados foram organizados em gráfico Boxplot na Figura 21.

Figura 21 - Boxplot do consumo médio de energia elétrica residencial pelas bandeiras de cobrança



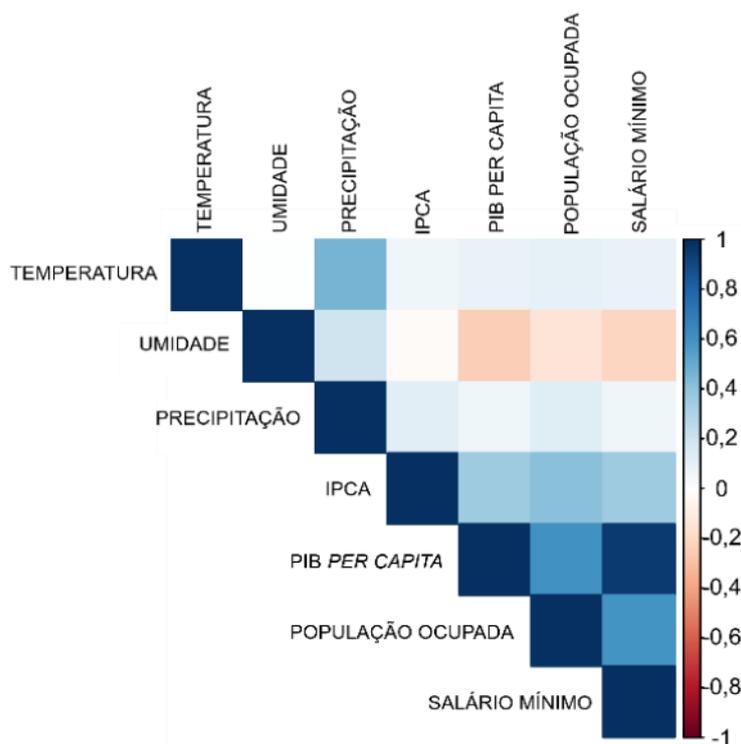
Fonte: a autora.

4.3.3 Análise bivariada entre variáveis independentes

Por fim, a análise bivariada realizada foi a correlação entre as variáveis independentes numéricas, com o objetivo de verificar a existência de multicolinearidade entre elas. A presença de correlações elevadas entre variáveis explicativas pode comprometer a interpretação e a estabilidade dos modelos de regressão (Kim, 2019). A matriz de correlação é apresentada na Figura 22.

É possível perceber correlação mais forte entre as variáveis salário mínimo e PIB *per capita* (Wei; Simko, 2024). Outras correlações apresentadas em cor azul mais escuro são entre temperatura e precipitação, PIB *per capita* e população ocupada e salário mínimo e população ocupada.

Figura 22 – Matriz de correlação entre as variáveis independentes pelo método Kendall



Os coeficientes de correlação foram calculados pelo método Kendall. A correlação entre PIB *per capita* e o salário mínimo foi considerada muito forte ($r = 0,957$, p -valor $< 0,001$), assim, as duas variáveis não devem ser utilizadas conjuntamente em um mesmo modelo, seja linear, de efeitos mistos ou de séries

temporais. Além disso, os coeficientes obtidos nas correlações entre PIB *per capita* e população ocupada ($r = 0,607$) e entre salário mínimo e população ocupada ($r = 0,599$) foram valores altos, representando correlações de moderada a forte. As demais correlações apresentaram valor de coeficiente baixo. A tabela de resultados foi incluída no Apêndice B.

4.4 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Com base nas análises bivariadas e na seleção das variáveis independentes, foram elaborados os modelos de regressão linear múltipla. A regressão foi inicialmente realizada com a utilização de todas as variáveis climáticas, referentes às ondas da pandemia, e de modelo de cobrança pelo consumo de água. Para o consumo da água, optou-se por utilizar a variável PIB *per capita* como medida econômica, a fim de evitar multicolinearidade e porque foi a única que apresentou correlação significativa com a variável consumo médio de água. Os modelos preliminares obtidos para as variáveis resposta foram adicionados no Apêndice C. Em seguida, o modelo foi refinado, com a retirada de variáveis que não se mostraram significativas para a explicação da variável dependente.

Para a variável consumo médio de água residencial, o refinamento foi realizado retirando a variável precipitação, que não apresentou correlação significativa com o consumo médio de água, não se mostrou significativa para explicar esse consumo no modelo preliminar de regressão linear, e ainda mostrou correlação significativa com as outras variáveis climáticas. O modelo linear obtido para o consumo médio de água é apresentado na Tabela 22.

Na Tabela 22, conforme descrito no método, o modelo de cobrança assume valor 0 para o regime TBO (tarifa básica operacional) e 1 para o regime com tarifa mínima. A variável períodos pandêmicos utiliza como referência o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda (0), sendo que os valores 1, 2 e 3 representam, respectivamente, a primeira, segunda e terceira ondas da pandemia.

Tabela 22 – Resultados para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		16,218	2,126	7,629	<0,001
Temperatura		0,080	0,025	3,272	0,002
Umidade		-0,056	0,023	-2,452	0,018
PIB <i>per capita</i>		0,028	0,016	1,726	0,092
Modelo de Cobrança		-0,731	0,269	-2,715	0,010
	1	0,912	0,238	3,837	<0,001
Períodos Pandêmicos	2	0,674	0,306	2,199	0,033
	3	0,101	0,300	0,338	0,737

Erro padrão residual: 0,4909 com 42 graus de liberdade;

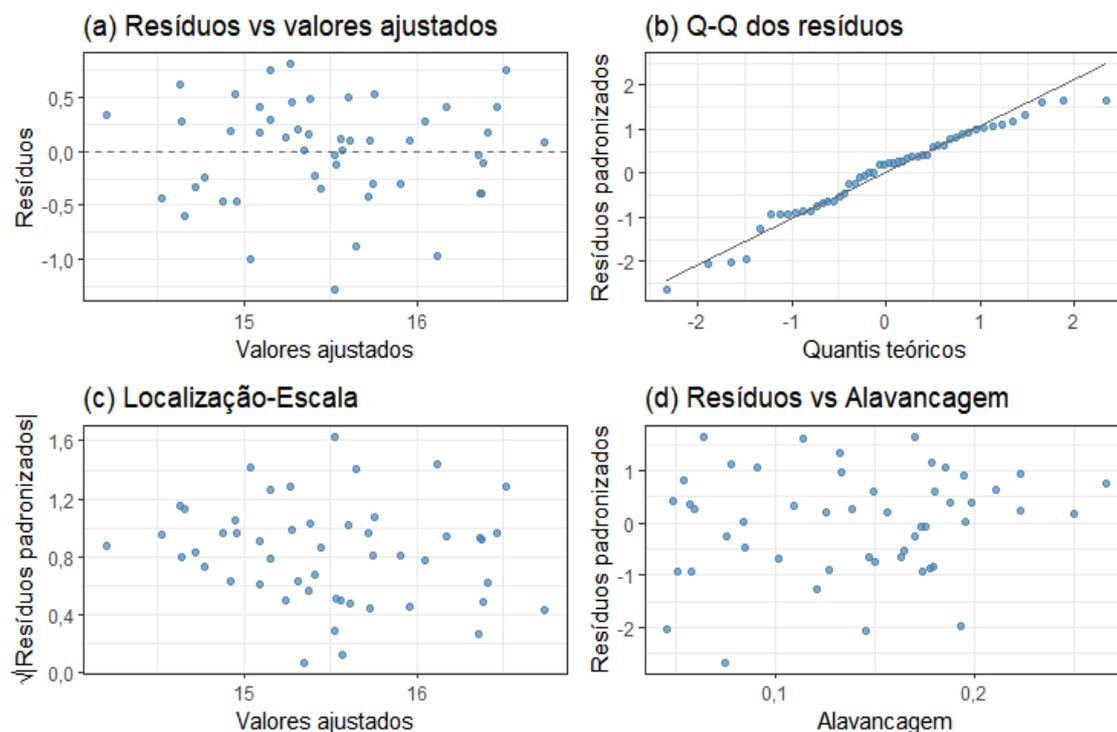
R² múltiplo: 0,6432; R² ajustado: 0,5838;

Estatística F: 10,82 com 7 e 42 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

O modelo se mostrou significativo. O poder de explicação do modelo segundo R² é de 64,3%. A temperatura se mostrou positivamente influente, ou seja, quanto maior a temperatura, maior foi o consumo médio de água. A umidade foi negativamente influente, ou seja, quanto maior foi a umidade relativa, menor o consumo médio de água. A variável PIB *per capita* também apresentou relação positiva com o consumo médio de água, indicando que o aumento do PIB *per capita* esteve relacionado ao aumento no consumo de água residencial. A partir das variáveis qualitativas é possível perceber que a mudança no modelo de cobrança gerou uma redução no consumo de água e que, durante as ondas da pandemia, o consumo residencial de água foi maior, principalmente nas duas primeiras ondas.

Após a obtenção do modelo explicativo, foi realizada a análise dos resíduos. Os gráficos obtidos são apresentados na Figura 23.

Figura 23 – Resíduos modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta



Fonte: a autora.

O gráfico Q-Q (Figura 23b) indica que os resíduos seguem uma distribuição normal, dado o alinhamento dos pontos à linha de referência. Nos gráficos de resíduos versus valores ajustados (Figura 23a) e de escala-localização (Figura 23c) não é possível observar padrões sistemáticos, sugerindo que a variância dos resíduos é aproximadamente constante. Além disso, o gráfico de resíduos padronizados versus alavancagem (Figura 23d) não mostra a presença de outliers ou pontos com influência excessiva, conforme evidenciado pela ausência de observações fora dos limites da Distância de Cook. Esses resultados indicam que os pressupostos do modelo linear foram atendidos. Aplicando a validação cruzada, obtiveram-se as métricas da Tabela 23.

Tabela 23 – Métricas da validação cruzada do modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta

Métrica	Valor
Erro médio quadrático da previsão	RMSE 0,522
Média dos coeficientes de determinação obtidos nas iterações da validação cruzada <i>leave-one-out</i>	R ² 0,527
Erro absoluto médio	MAE 0,413

O coeficiente de determinação médio (R² de predição) indica que o modelo explica 52,7% da variabilidade da variável resposta nos dados de teste. A equação obtida no modelo linear para o consumo de água é o mostrado na Equação 7.

$$Y_A = 16,22 + 0,08 X_1 - 0,06 X_2 + 0,03 X_5 - 0,73 X_{MC1} + 0,91 X_{P1} + 0,67 X_{P2} + 0,10 X_{P3} + \varepsilon$$

(Equação 7)

O consumo médio de água em m³/residência/mês é representado pelo Y_A . X_1 é a temperatura em graus celsius, X_2 a umidade relativa em porcentagem, X_5 o PIB *per capita* em reais e X_{MC1} o modelo de cobrança (0 para a tarifa mínima e 1 para a TBO). X_{P1} assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, X_{P2} durante a segunda onda da pandemia e X_{P3} durante a terceira onda. Da mesma forma, foi elaborado um modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta. Para o refinamento, foram retiradas as variáveis umidade, precipitação e IPCA, que não se mostraram significativas no modelo. A variável bandeiras de cobrança, apesar de não ser significativa a um nível de 5%, seria considerada significativa em um nível de 10%, por isso, foi mantida no modelo para verificação posterior de significância.

Para atender as suposições dos resíduos, o modelo foi ajustado utilizando a variável de consumo médio de energia elétrica transformada, como indicado no método. As previsões geradas pelos modelos foram convertidas de volta à escala original para o cálculo dos erros preditivos (MAPE, MAE e RMSE). O modelo está apresentado na Tabela 24.

Na Tabela 24, a variável bandeiras de cobrança utiliza como referência o período de vigência da bandeira verde (grupo 0), os valores 1, 2, 3 e 4 representam os períodos com as bandeiras amarela, vermelha – patamar 1, vermelha – patamar 2 e preta, respectivamente. A variável períodos pandêmicos utiliza como referência o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda (0), sendo que os valores 1, 2 e 3 representam, respectivamente, a primeira, segunda e terceira ondas da pandemia.

Tabela 24 - Resultados para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		-9,685	1,702	-5,689	<0,001
Temperatura		0,260	0,031	6,341	<0,001
PIB <i>per capita</i>		0,062	0,019	3,248	0,002
Bandeiras de cobrança	1	-0,407	0,288	-1,414	0,165
	2	-0,232	0,394	-0,589	0,559
	3	0,684	0,385	1,779	0,083
	4	-0,140	0,388	-0,360	0,721
Períodos Pandêmicos	1	0,600	0,334	1,795	0,080
	2	0,010	0,401	0,024	0,981
	3	-0,704	0,397	-1,771	0,084

Erro padrão residual: 0,6387 com 40 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,667; R² ajustado: 0,5921;

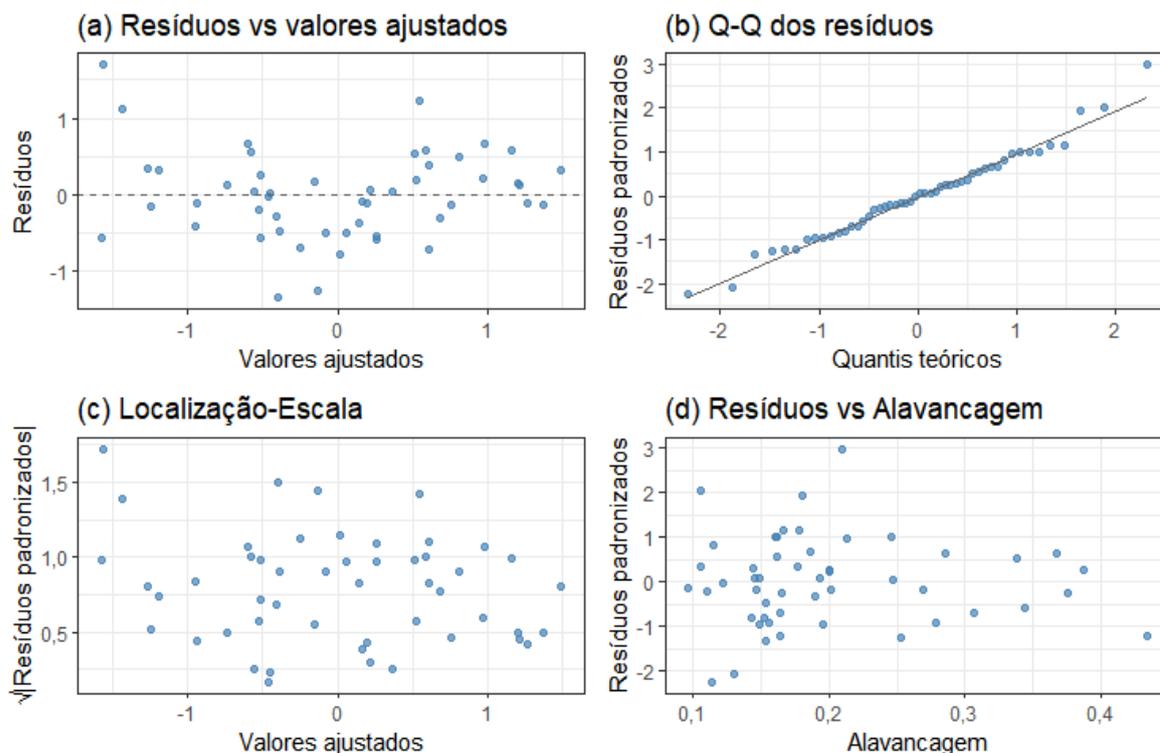
Estatística F: 8,904 com 9 e 40 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

O modelo apresentou um bom ajuste aos dados, com R² ajustado de 0,5921 e R² de 0,667, indicando que cerca de 66,7% da variabilidade no consumo médio de energia elétrica pode ser explicada pelas variáveis independentes incluídas no modelo. O modelo também pode ser considerado significativo.

Os coeficientes obtidos foram positivos para as variáveis temperatura, PIB *per capita*, bandeira de cobrança vermelha – patamar 2 (grupo 3), e para os períodos durante a primeira e a segunda ondas pandêmicas. As demais variáveis apresentaram contribuição negativa. Foram também analisados os resíduos do modelo (Figura 24). Os resíduos apresentaram distribuição aproximadamente normal (Figura 24b), porém, mesmo com a transformação da variável resposta,

o gráfico de resíduos versus valores ajustados (Figura 24a) revela um padrão em forma de parábola, indicando violação da suposição de linearidade. Os resultados indicam que o modelo linear pode não ser o mais adequado para explicar o consumo de energia elétrica com as variáveis selecionadas.

Figura 24 - Resíduos modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta



Os erros observados podem estar relacionados à ausência da variável que representa a sazonalidade no modelo. Os modelos de efeitos mistos e de regressão de séries temporais, que englobam variáveis em função do tempo, serão avaliados em análises subsequentes. Estes modelos podem capturar efetivamente padrões sazonais, aumentando a precisão das estimativas de parâmetros (Bhatta; Adhikari; Byanjankar, 2020). Aplicando a validação cruzada, obtiveram-se as métricas da Tabela 25.

Tabela 25 – Métricas da validação cruzada do modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Métrica	Valor	
Raiz do Erro Quadrático Médio da previsão	RMSE	21,953
Coefficiente de determinação médio entre os 10 folds	R ²	0,513
Erro absoluto médio	MAE	15,552

O coeficiente de determinação médio indica que o modelo explica 51,3% da variabilidade da variável resposta nos dados de teste. Apesar de os valores de RMSE e MAE serem maiores no modelo de energia, isso não indica necessariamente pior desempenho, pois esses indicadores dependem da escala dos dados. Como o consumo de energia elétrica é medido em kWh/residência/mês e possui valores absolutos mais altos que os de consumo de água em m³/residência/mês, é esperado que os erros também sejam numericamente maiores. Os valores de RMSE e MAE devem ser comparados entre diferentes modelos para a mesma variável resposta. O modelo linear obtido para o consumo de energia elétrica com a transformação da variável resposta é o mostrado na Equação 8.

$$Y'_E = -9,69 + 0,26X_1 + 0,06 X_5 - 0,41 X_{B1} - 0,23 X_{B2} + 0,68 X_{B3} - 0,14X_{B4} + 0,60 X_{P1} + 0,01 X_{P2} - 0,70 X_{P3} + \varepsilon \quad (\text{Equação 8})$$

O consumo médio de energia elétrica em kWh/residência/mês é representado pelo Y_E . A variável transformada é representada por Y'_E . X_1 é a temperatura em graus celsius e X_5 o PIB *per capita* em reais. X_{P1} assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, X_{P2} durante a segunda onda da pandemia e X_{P3} durante a terceira onda da pandemia. A variável X_{B1} assume valor 1 no período de vigência da bandeira amarela, X_{B2} no período de vigência da bandeira vermelha – patamar 1, X_{B3} no período de vigência da bandeira vermelha – patamar 2 e X_{B4} no período de vigência da bandeira preta.

4.5 REGRESSÃO DE EFEITOS MISTOS

Para os modelos de efeitos mistos, da mesma forma que na regressão linear múltipla, foram utilizadas inicialmente todas as variáveis independentes, climáticas, referentes ao período pandêmico e de cobrança pelo consumo de água. Como variável econômica, para evitar multicolinearidade, foi inserido apenas o PIB *per capita*. Ano e mês foram fixados como variáveis aleatórias. Após refinamento do modelo, a variável umidade foi retirada por não apresentar significância. O modelo é apresentado na Tabela 26. As estatísticas dos efeitos aleatórios são apresentadas na Tabela 27.

Tabela 26 - Resultados para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	Graus de Liberdade	t-valor	p-valor
Intercepto		15,434	0,160	8,767	96,583	<0,001
Temperatura		0,092	0,105	18,287	3,600	0,002
Precipitação		-0,002	0,084	35,764	-3,211	0,003
PIB <i>per capita</i>		0,033	0,136	8,845	2,676	0,026
Modelo de Cobrança		-0,736	0,243	11,606	-3,024	0,011
Períodos Pandêmicos	1	0,884	0,206	3,755	4,295	0,015
	2	0,624	0,278	24,328	2,244	0,034
	3	0,061	0,254	21,671	0,241	0,812

R² condicional: 0,745; R² marginal: 0,588;

O modelo apresentou um bom ajuste aos dados, com R² condicional de 0,745, indicando que cerca de 74,5% da variabilidade no consumo médio de água pode ser explicada pelas variáveis fixas e aleatórias incluídas no modelo. O R² marginal de 0,588 indica que cerca de 59% da variabilidade no consumo de água é explicada apenas pelos efeitos fixos.

O coeficiente obtido foi positivo para a temperatura e para o PIB *per capita*, indicando que o aumento dessas variáveis leva ao aumento do consumo de água residencial. O consumo de água também se mostrou maior, em média,

no período da pandemia. Lembra-se que a variável períodos pandêmicos foi considerada com os grupos 0, 1, 2 e 3, sendo 0 o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda, 1 o período referente à primeira onda, 2 referente à segunda onda e 3, à terceira onda. Já o aumento da precipitação e a mudança no modelo de cobrança reduziram o consumo médio de água residencial. A variável modelo de cobrança assume valor 1 quando o modelo de cobrança vigente utiliza a TBO.

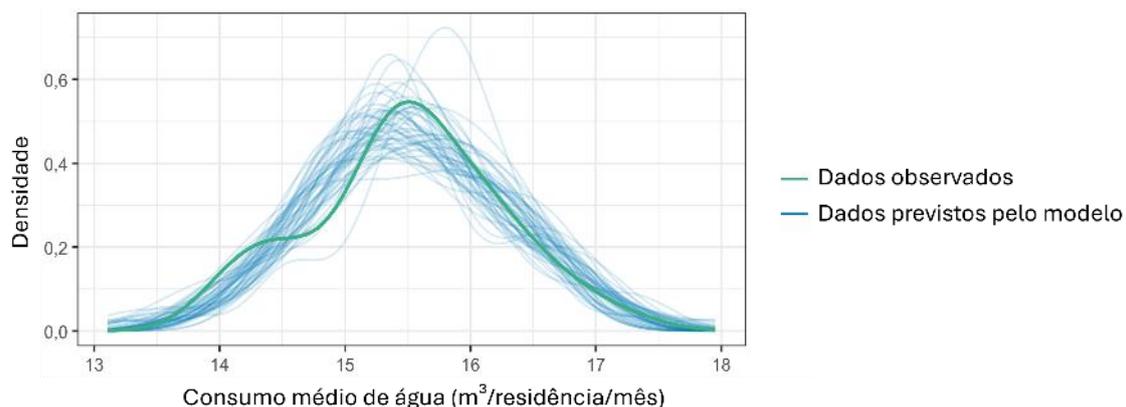
Tabela 27 – Estatística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo para o consumo médio de água

Grupo	Nome	n	N° grupos	Variância	Desvio Padrão
Mês	Intercepto	50	12	0,090	0,300
Ano	Intercepto		5	0,007	0,086
Resíduo	-	-	-	0,158	0,398

A variância para a variável mês indica que há certa variabilidade no consumo médio de água entre os meses. Já a variação entre os anos é muito pequena. A variância dos resíduos indica que ainda há variação residual nos dados que não é explicada nem pelos efeitos fixos nem pelos aleatórios.

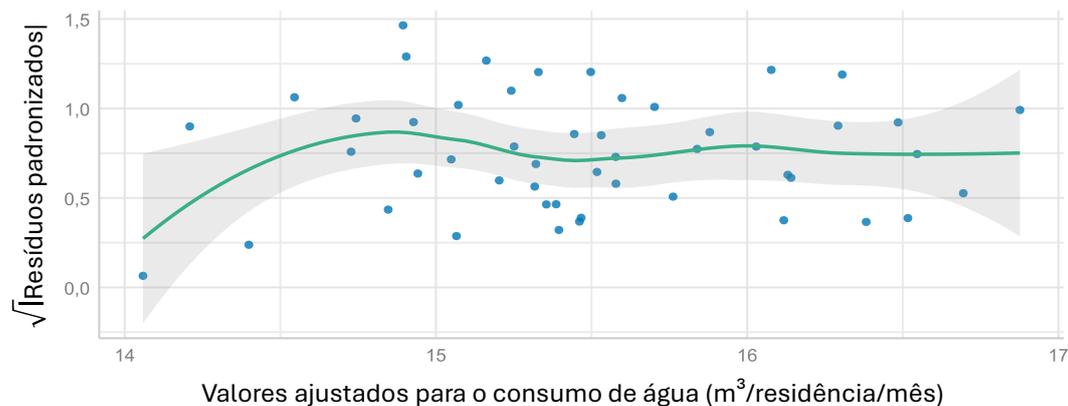
Foi feita também análise dos resíduos. As Figuras 25, 26 e 27 trazem os gráficos dos resíduos. A distribuição se mostrou normal e o modelo não possui multicolinearidade. No gráfico da Figura 25, as linhas que correspondem aos dados previstos pelo modelo devem se assemelhar à linha dos dados observados. Embora algumas curvas preditas apresentem desvios em relação aos valores observados, a maior parte das previsões segue o mesmo padrão da curva real, especialmente nas faixas centrais de consumo.

Figura 25 – Gráfico de verificação preditiva posterior para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta



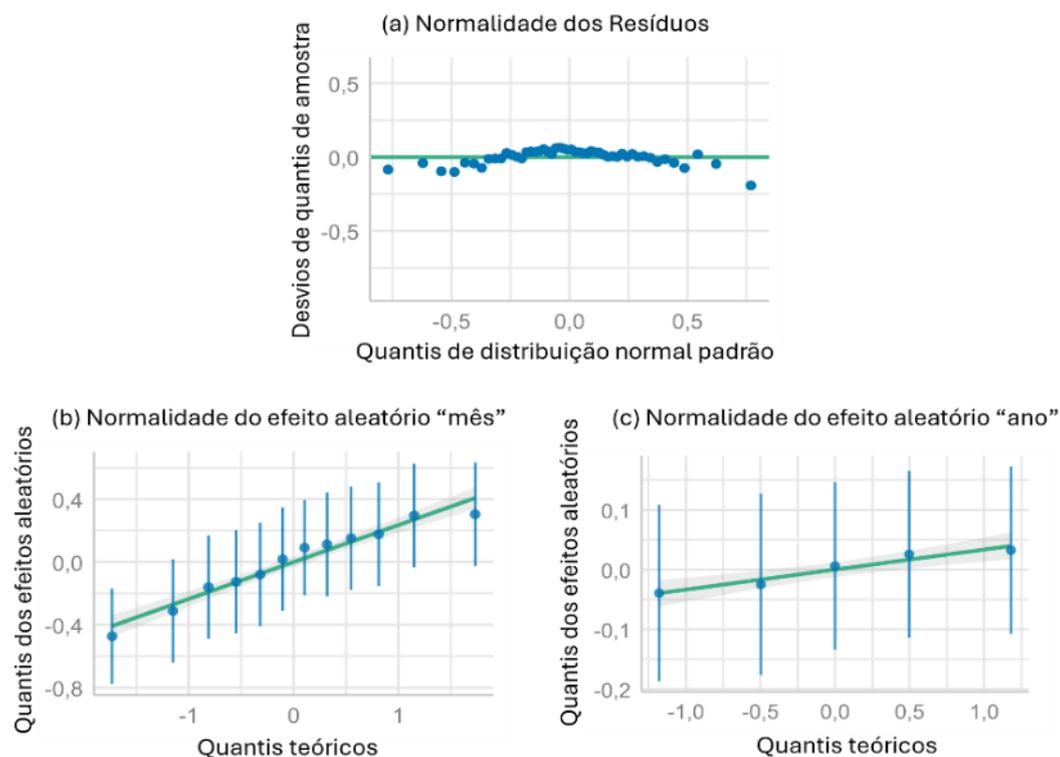
Para o gráfico da Figura 26, a linha de referência deve ser plana e horizontal. A linha observada possui uma curvatura leve, porém, ainda pode ser considerada plana, e posicionada na horizontal.

Figura 26 – Gráfico de homogeneidade da variância para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta



A normalidade dos efeitos aleatórios foi avaliada por meio de gráfico (Figura 27) com bandas de confiança, geradas com base na distribuição teórica normal esperada. Os efeitos observados concentraram-se majoritariamente dentro das bandas, indicando adequação da suposição de normalidade.

Figura 27 – Gráfico de normalidade de resíduos e efeitos aleatórios para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta



Aplicando a validação cruzada, obtiveram-se as métricas da Tabela 28. Os valores de MAE e RMSE obtidos foram menores para o modelo de efeitos mistos que para o modelo de regressão linear para o consumo de água como variável resposta.

Tabela 28 – Métricas da validação cruzada do modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta

Métrica	Valor
Raiz do Erro Quadrático Médio da previsão	RMSE 0,319
Erro Percentual Absoluto Médio (%)	MAPE 1,716
Erro absoluto médio	MAE 0,262

A partir dos dados da Tabela 26, é possível mostrar o modelo em formato de equação. O modelo de efeitos mistos obtido para o consumo de água é o mostrado na Equação 9.

$$Y_A = 15,434 + 0,092 X_1 - 0,002 X_3 + 0,033 X_5 - 0,736 X_{MC1} + 0,884 X_{P1} \\ + 0,624 X_{P2} + 0,061 X_{P3} + u_{mês[i]} + u_{ano[i]} + \varepsilon_i$$

(Equação 9)

Na equação 9, o Y_A representa o consumo médio de água em kWh/residência/mês, X_1 a temperatura em graus celsius, X_3 a precipitação em mm, X_5 o PIB *per capita* em reais, X_{MA1} o modelo de cobrança (termo é adicionado quando a variável modelo de cobrança assume valor 1). X_{P1} assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, X_{P2} durante a segunda onda da pandemia e X_{P3} durante a terceira onda da pandemia. Os efeitos aleatórios fixados, mês e ano, associados ao mês da i -ésima observação, estão representados por $u_{mês[i]}$ e $u_{ano[i]}$, respectivamente.

Da mesma forma, foi elaborado o modelo de efeitos mistos para o consumo médio residencial de energia elétrica. Para melhoramento do modelo, foram retiradas as variáveis umidade, precipitação, IPCA e PIB *per capita*, que não se mostraram significativas para explicação da variável resposta. O modelo obtido está apresentado na Tabela 29.

A variável bandeiras de cobrança para a energia elétrica é categórica, sendo o grupo 0 referente ao período com a vigência da bandeira verde e os grupos 1, 2, 3 e 4 referentes aos períodos com a vigência das bandeiras amarela, vermelha – patamar 1, vermelha – patamar 2 e preta, respectivamente. A variável períodos pandêmicos também é categórica, sendo a referência (grupo 0) o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda, e os grupos 1, 2 e 3, a primeira, segunda e terceira ondas, respectivamente.

Tabela 29 - Resultados para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	Graus de Liberdade	t-valor	p-valor
Intercepto		307,179	9,260	23,850	33,173	<0,001
Temperatura		293,745	6,533	25,012	3,574	0,001
Bandeiras de cobrança (Energia elétrica)	1	-12,869	9,710	30,593	-1,325	0,195
	2	0,839	13,435	31,066	0,062	0,951
	3	30,077	12,237	31,263	1,641	0,111
	4	21,948	12,874	30,896	1,705	0,098
Períodos Pandêmicos	1	20,153	11,131	30,072	1,810	0,080
	2	22,949	10,706	30,292	2,144	0,040
	3	-7,327	20,507	30,029	-0,697	0,491

R² condicional: 0,716; R² marginal: 0,400;

As bandeiras de cobrança não foram significativas para o modelo a um nível de 5%, porém, a bandeira preta (quando a variável assume valor 4), seria significativa a um nível de 10%. Isso indica que, mesmo durante um período em que a tarifa de energia elétrica era mais alta, reflexo da crise hídrica nacional, o consumo da amostra aumentou. A análise do consumo de água e energia está restrita ao município, e, portanto, não se pode afirmar o mesmo comportamento para o país como um todo.

Durante o período da primeira e segunda onda da pandemia, o consumo residencial médio de energia elétrica aumentou, posteriormente se reduzindo durante a terceira onda. A variável temperatura apresentou coeficiente positivo no modelo, indicando que em maiores temperaturas, os moradores tendem a consumir mais energia. No modelo, segundo o R² condicional obtido, o consumo de energia elétrica é explicado em 71,6% pelas variáveis independentes inseridas e, segundo o R² marginal, em 40% pelos efeitos aleatórios fixados. As estatísticas para os efeitos aleatórios são apresentadas na Tabela 30.

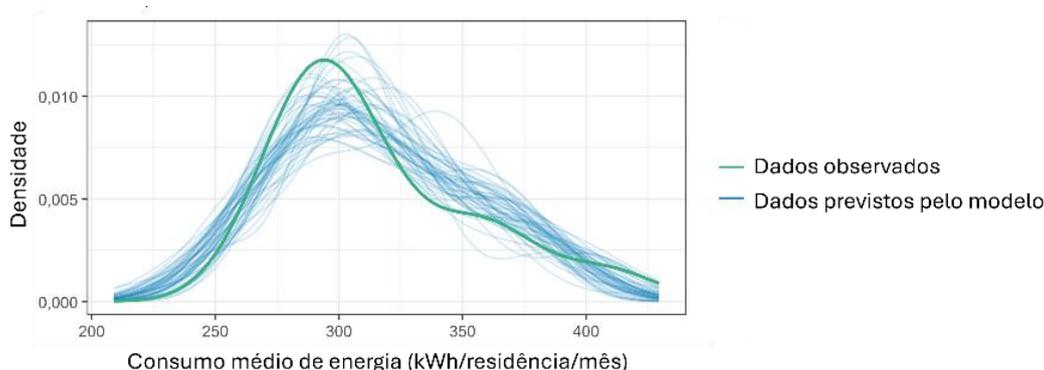
Tabela 30 - Estatística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo para o consumo médio de energia elétrica

Grupo	Nome	n	Nº grupos	Variância	Desvio Padrão
Mês	Intercepto	50	12	465,7	21,58
Ano	Intercepto	-	5	0,0	0,00
Resíduo	-	-	-	417,8	20,44

O ano apresentou variância nula, o que significa que esse efeito misto não contribui para explicar a variação da variável resposta. Mesmo assim, retirá-lo do modelo não teria efeito em nenhuma das quantidades estimadas (Pasch; Bolker; Phelps, 2013). A variação do consumo de energia elétrica foi altamente explicada pela variável mês, com a variância de 465,7. A variância de 417,8 dos resíduos mostra que quase metade da variação da variável resposta é explicada por outros fatores.

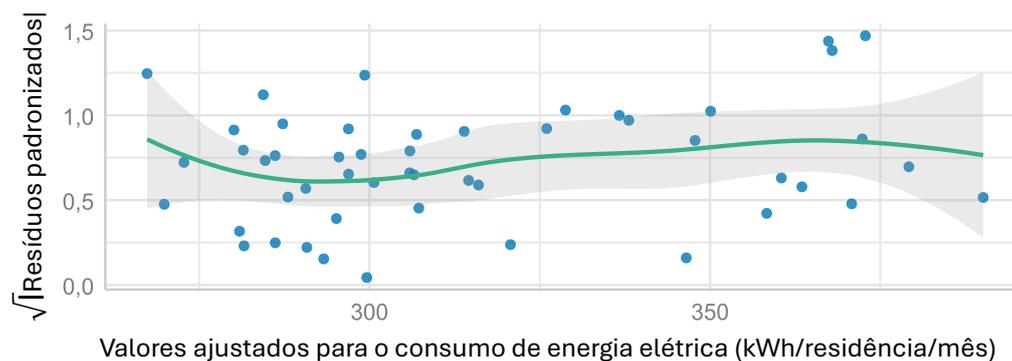
Foi feita também análise dos resíduos para este modelo. Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 28, 29 e 30. Os princípios de normalidade e independência de resíduos não foram violados. No gráfico da Figura 28, as linhas de previsão do modelo se assemelham à linha dos dados observados.

Figura 28 – Gráfico de verificação preditiva posterior para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta



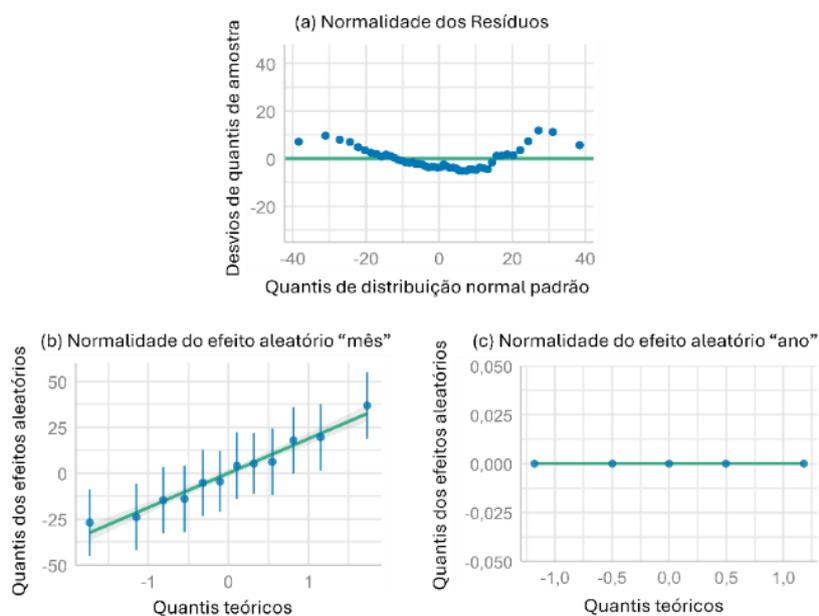
Na Figura 29, apesar de alguns pontos distantes, a linha de referência é plana e está na horizontal. Os pontos não estão concentrados na linha, mas a distribuição é aproximadamente linear.

Figura 29 – Gráfico de homogeneidade da variância para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta



No gráfico de normalidade dos resíduos (Figura 30a), os pontos se distribuem próximos à linha de referência (verde), embora apresentem maior dispersão em torno dela do que no gráfico de resíduos para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de água como variável resposta. Reitera-se a importância da utilização de testes estatísticos para verificar a normalidade dos resíduos. Nos gráficos de normalidade dos efeitos aleatórios (Figura 30b e Figura 30c), a distribuição dos pontos também segue a linha de referência. Para o efeito aleatório “ano”, a linha e os pontos estão centrados em zero porque a variância desse componente no modelo foi nula.

Figura 30 – Gráfico de normalidade de resíduos e efeitos aleatórios para o modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta



Aplicando a validação cruzada, obtiveram-se as métricas da Tabela 31. Os valores de RMSE e MAE também foram menores para o modelo de efeitos aleatórios do que para o modelo linear para o consumo de energia elétrica como variável resposta.

Tabela 31 – Métricas da validação cruzada do modelo de efeitos mistos com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Métrica	Valor
Raiz do Erro Quadrático Médio da previsão	RMSE 16,496
Erro Percentual Absoluto Médio (%)	MAPE 4,105
Erro absoluto médio	MAE 13,311

O modelo de efeitos mistos obtido para o consumo de energia elétrica é o mostrado na Equação 10.

$$Y_E = 307,18 + 293,75 X_1 - 12,87 X_{B1} + 0,84 X_{B2} + 30,08 X_{B3} + 21,95 X_{B4} + 20,15 X_{P1} + 22,95 X_{P2} - 7,33 X_{P3} + u_{mês[i]} + u_{ano[i]} + \varepsilon_i$$

(Equação 10)

Na equação 10, o Y_E representa o consumo médio de energia elétrica em kWh/residência/mês e X_1 a temperatura em graus celsius. X_{P1} assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, X_{P2} durante a segunda onda da pandemia e X_{P3} durante a terceira onda da pandemia. A variável X_{B1} assume valor 1 durante a vigência da bandeira amarela, X_{B2} durante a vigência da bandeira vermelha – patamar 1, X_{B3} durante a vigência da bandeira vermelha – patamar 2 e X_{B4} durante a vigência da bandeira preta. $u_{mês[i]}$ e $u_{ano[i]}$ representam os efeitos aleatórios mês e ano associados ao mês da i -ésima observação.

4.6 REGRESSÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

Com o objetivo de incorporar a estrutura temporal dos dados mensais e captar possíveis tendências, foi realizada a modelagem também por meio de regressão de séries temporais. A sazonalidade, incorporada no modelo em meses, se mostrou significativa apenas no mês de Fevereiro (quando a variável assume o valor 2), por isso, essa variável será categorizada para o novo modelo. A sazonalidade pode ser representada por estações como apresenta a Tabela 32.

Tabela 32 – Categorização da sazonalidade para os modelos de regressão de séries temporais

Sazonalidade			
Mês	Nome	Estação	Nome
1	Janeiro	0	Verão
2	Fevereiro	0	Verão
3	Março	1	Outono
4	Abril	1	Outono
5	Mai	1	Outono
6	Junho	2	Inverno
7	Julho	2	Inverno
8	Agosto	2	Inverno
9	Setembro	3	Primavera
10	Outubro	3	Primavera
11	Novembro	3	Primavera
12	Dezembro	0	Verão

Além da mudança na variável que representa a sazonalidade, foram retiradas as variáveis temperatura e PIB *per capita* que não se mostraram

significativas. A variável referente aos períodos pandêmicos não apresentou significância estatística ao nível de 5%, mas apresentou ao nível de 10%, motivo pelo qual será mantida no modelo.

A partir da análise dos resíduos, foram necessárias duas mudanças para corrigir o modelo e melhorar a representação gráfica dos resíduos, que revelaram padrões que violam os pressupostos de um modelo de regressão de séries temporais bem ajustado. A variável umidade foi retirada e a variável sazonalidade foi novamente transformada considerando as estações primavera e outono como estações similares ao verão, inserindo no modelo apenas uma variável *dummy* inverno. Dessa forma, a equação do modelo de regressão de séries temporais inclui uma variável para quando o consumo de água é realizado no inverno, que é zerada caso o consumo seja realizado nas demais estações. Destaca-se que os modelos preliminares obtidos foram inseridos no Apêndice C. O modelo é apresentado na Tabela 33.

Tabela 33 - Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		15,245	0,225	67,667	<0,001
Tendência		0,027	0,009	2,820	0,007
Sazonalidade (inverno)		-0,816	0,184	-4,439	<0,001
Precipitação		-0,001	0,001	-1,835	0,074
Modelo de cobrança		-1,120	0,310	-3,613	<0,001
	1	0,679	0,247	2,749	0,008
Períodos pandêmicos	2	0,616	0,300	2,053	0,046
	3	0,261	0,238	1,097	0,279

Erro padrão residual: 0,4767 com 42 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,6636; R² ajustado: 0,6076;

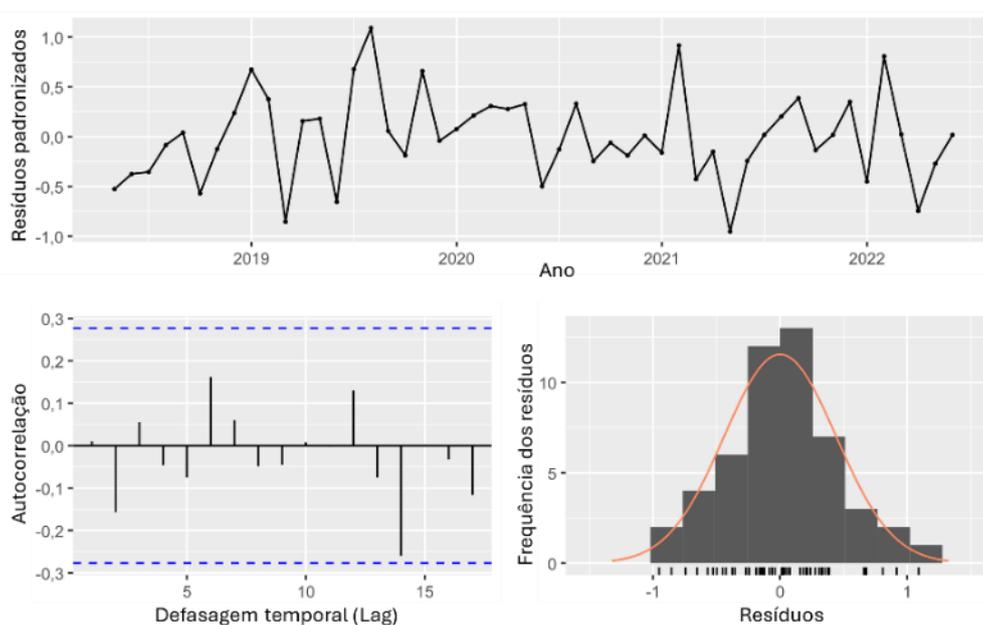
Estatística F: 11,84 com 7 e 42 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Segundo o R² obtido, o modelo tem poder de explicação de 66,4%. A variável tendência foi considerada significativa com coeficiente positivo, o que indica que o consumo médio de água aumentou ao longo dos anos. O consumo médio de água foi menor durante o inverno. Maior volume de precipitação e a mudança no modelo de cobrança fizeram o consumo médio de água reduzir. O

consumo de água foi maior durante as ondas da pandemia, com destaque para o período da primeira onda, que apresentou maior coeficiente e significância a um nível de 1%. Assim como nos modelos anteriores, a variável ondas pandêmicas tem como referência (grupo 0), o período pré-pandêmico e posterior à terceira onda, e os grupos 1, 2 e 3 são referentes à primeira, segunda e terceira ondas, respectivamente.

Os resíduos foram analisados e apresentados na Figura 31. No gráfico ACF (*Autocorrelation Function* – Função de Autocorrelação), as linhas permaneceram dentro dos limites estabelecidos. Os princípios de normalidade e de independência dos resíduos não foram violados.

Figura 31 – Gráficos para análise dos resíduos da regressão de séries temporais para a água como variável resposta



A Tabela 34 traz as métricas da validação cruzada pelo método da janela deslizante para o modelo de séries temporais com a variável consumo médio de água como variável resposta. Os valores de RMSE e MAE obtidos foram maiores para o modelo de regressão de séries temporais que no modelo de efeitos mistos para o consumo de água como variável resposta.

Tabela 34 – Métricas da validação cruzada de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta

Métrica		Valor
Raiz do Erro Quadrático Médio da previsão	RMSE	0,606
Erro Percentual Absoluto Médio (%)	MAPE	4,031
Erro absoluto médio	MAE	0,606

A Equação 11 traz o modelo obtido para o consumo médio de água. o consumo médio de água, em m³/residência/mês, em função do tempo é representado por $Y_{A,t}$.

$$Y_{A,t} = 15,25 + 0,027 t - 0,001X_{3,t} - 1,120 X_{MC1,t} + 0,68 X_{P1,t} + 0,62 X_{P2,t} + 0,26 X_{P3,t} - 0,816 inverno_t + \varepsilon_t$$

(Equação 11)

Na equação 11, $X_{3,t}$ é a precipitação em mm, $X_{MC1,t}$ o modelo de cobrança (a variável assume valor 1 quando o modelo utilizado é o TBO). $X_{P1,t}$ assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, $X_{P2,t}$ durante a segunda onda da pandemia e $X_{P3,t}$ durante a terceira onda, todas as variáveis em função do tempo. A tendência é incorporada na equação multiplicando o tempo (t), dado em meses. A variável $inverno_t$ adiciona um termo à equação, assumindo valor 1, quando o consumo calculado é realizado nesta estação e 0 quando é realizado no verão, outono ou primavera.

A variável que representa a sazonalidade foi utilizada também de forma simplificada de acordo com a Tabela 32 para o modelo de explicação do consumo médio de energia. As variáveis umidade, precipitação, IPCA e bandeiras de cobrança foram retiradas do modelo por não se mostrarem significativas. Para melhoramento dos resíduos, foi realizada a troca do PIB *per capita* pelo salário mínimo. O modelo obtido para o consumo médios de energia elétrica é apresentado na Tabela 35.

Na Tabela 35, a variável sazonalidade é utilizada de acordo com as estações: verão (grupo 0), outono (grupo 1), inverno (grupo 2) e primavera (grupo 3). Os períodos pandêmicos, assim como nos demais modelos, foram categorizados em período pré-pandêmico e posterior à terceira onda (0), período

referente à primeira onda da pandemia (1), referente à segunda onda da pandemia (2) e à terceira onda da pandemia (3).

Tabela 35 - Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Variáveis		Coefficiente	Erro padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		-391,463	167,098	-2,343	0,024
Tendência		-3,134	0,995	-3,148	0,003
Sazonalidade	1	-15,227	11,324	-1,345	0,186
Sazonalidade	2	-19,987	17,757	-1,126	0,267
Sazonalidade	3	-28,584	12,860	-2,223	0,032
Temperatura		5,798	2,059	2,816	0,008
Salário Mínimo		0,630	0,170	3,715	<0,001
Períodos pandêmicos	1	30,063	11,158	2,694	0,010
	2	31,771	12,754	2,491	0,017
	3	17,345	12,845	1,349	0,185

Erro padrão residual: 22,23 com 40 graus de liberdade;

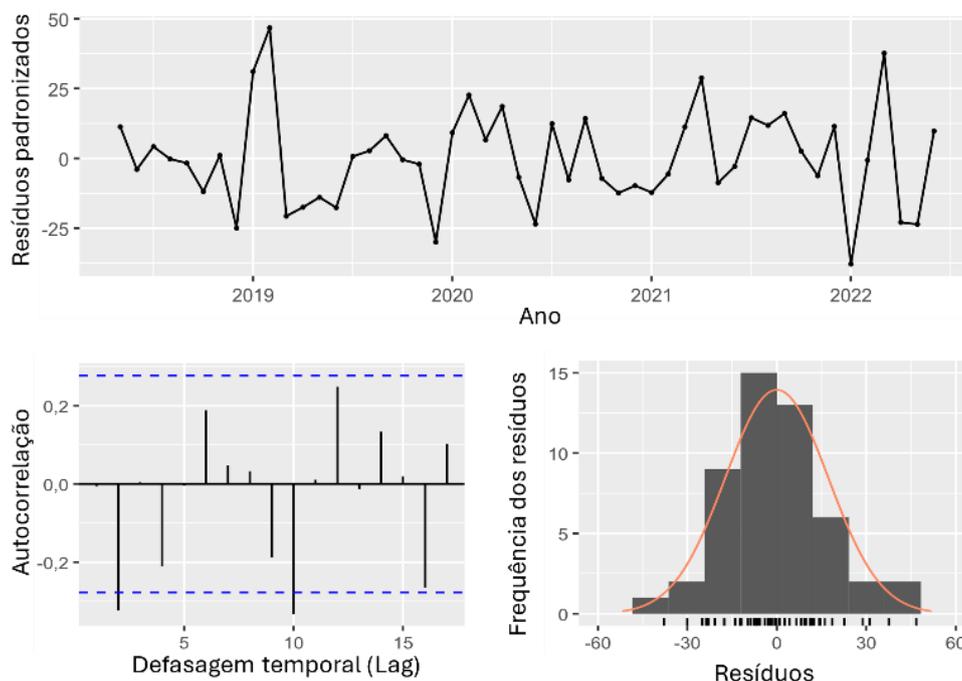
R² múltiplo: 0,7423; R² ajustado: 0,6843;

Estatística F: 12,8 com 9 e 40 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

O modelo possui poder de explicação de 74,2% segundo o R². A tendência apresentou coeficiente negativo, indicando uma redução no consumo médio de energia elétrica ao longo do período analisado. Essa queda pode estar relacionada a fatores não contemplados nesta análise, mas que estão colaborando para o decréscimo no consumo de energia ao longo dos anos. O consumo de energia elétrica é menor em todas as estações com relação ao verão. A temperatura e o salário mínimo apresentaram influência positiva no consumo. No período durante as ondas pandêmicas, o consumo médio de energia elétrica foi maior.

Os resíduos foram testados e apresentados na Figura 32. O gráfico de autocorrelação (Figura 32) mostra um pico significativo nos *lags* 2 e 1. Todavia, a realização do teste de Durbin-Watson para verificação da independência dos resíduos mostrou que não houve violação do pressuposto.

Figura 32 – Gráficos para análise dos resíduos da regressão de séries temporais para a energia elétrica como variável resposta



A Tabela 36 traz as métricas da validação cruzada pelo método da janela deslizante para o modelo de séries temporais com a variável consumo médio de energia elétrica como variável resposta.

Tabela 36 – Métricas da validação cruzada de séries temporais com o consumo médio de energia elétrica como variável resposta

Métrica	Valor
Raiz do Erro Quadrático Médio da previsão	RMSE 24,881
Erro Percentual Absoluto Médio (%)	MAPE 7,342
Erro absoluto médio	MAE 24,881

A Equação 12 apresenta a equação obtida para o consumo de energia elétrica. O consumo médio de energia elétrica em kWh/residência/mês em função do tempo é representado pelo $Y_{E,t}$.

$$Y_{E,t} = -391,46 - 3,134 t + 5,798 X_{1,t} + 0,63 X_{7,t} + 30,06 X_{P1,t} + 31,77 X_{P2,t} + 17,35 X_{P3,t} - 15,23 outono_t - 19,99 inverno_t - 28,58 primavera_t + \varepsilon_t$$

(Equação 12)

Na equação 12, $X_{1,t}$ é a temperatura em graus celsius e $X_{7,t}$ o salário mínimo em reais. $X_{P1,t}$ assume valor 1 durante a primeira onda da pandemia, $X_{P2,t}$ durante a segunda onda da pandemia e $X_{P3,t}$ durante a terceira onda. Todas as variáveis estão em função do tempo.

4.7 COMPARAÇÃO DE MODELOS

As Tabelas 37 e 38 permitem observar como os coeficientes das variáveis independentes variam entre os modelos (regressão linear múltipla, modelo de efeitos mistos e regressão de séries temporais), tanto para o consumo de água quanto para o de energia elétrica. A Tabela 37 mostra os coeficientes utilizados nos modelos para o consumo médio de água.

Tabela 37 – Coeficientes dos três modelos para o consumo de água

Variável	Coeficientes Regressão			
	Linear Múltipla	Efeitos Mistos	Séries Temporais	
Intercepto	16,218***	15,434***	15,245***	
Tendência	-	-	0,027***	
Sazonalidade	-	-	-0,816***	
Temperatura	0,080***	0,092***	-	
Umidade	-0,056**	-	-	
Precipitação	-	-0,002***	-0,001*	
PIB per capita	0,028*	0,033**	-	
Modelo de cobrança	-0,731**	-0,736**	-1,120***	
	1	0,912***	0,884**	0,679***
Períodos pandêmicos	2	0,674**	0,624**	0,616**
	3	0,101	0,061	0,261

Significância estatística no modelo: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

Para o consumo de água, todas as variáveis apresentaram consistência nos sinais ao longo dos três modelos testados, destacando-se o intercepto, o modelo de cobrança e os períodos pandêmicos, presentes em todos os modelos. Estas variáveis também possuem coeficientes de valores próximos nos três modelos.

A temperatura é adicionada com coeficiente de sinal positivo nos três modelos, de regressão linear múltipla, de efeitos mistos e de regressão de séries

temporais, tendo magnitude próxima em todos. A precipitação, por sua vez, aparece com coeficiente de sinal negativo nos modelos de efeitos mistos e de séries temporais, mas não foi considerada significativa no modelo de regressão linear múltipla. A Tabela 38 traz os coeficientes para os modelos com o consumo de energia elétrica como variável resposta.

Para melhor compreensão das tabelas 37 e 38, retomam-se as codificações das variáveis categóricas utilizadas nos modelos. Na variável de sazonalidade, 0 corresponde ao verão, 1 ao outono, 2 ao inverno e 3 à primavera. No modelo para o consumo de água, foi adicionado apenas o inverno na equação. Já no modelo de cobrança pelo consumo de água, 0 indica o sistema com tarifa mínima e 1, o modelo com tarifa básica operacional (TBO). Os períodos pandêmicos foram agrupados em 0 (período anterior à pandemia e posterior à terceira onda), 1 (primeira onda), 2 (segunda onda) e 3 (terceira onda). A variável bandeira de cobrança assume 0 para verde, 1 para amarela, 2 para vermelha–patamar 1, 3 para vermelha–patamar 2 e 4 para a preta.

Tabela 38 – Coeficientes dos três modelos para o consumo de energia elétrica

Variáveis	Coeficiente		
	Linear Múltipla	Efeitos Mistos	Séries Temporais
Intercepto	-9,685***	307,179***	-391,46**
Tendência	-	-	-3,134***
Sazonalidade	1	-	-15,227
Sazonalidade	2	-	-19,987
Sazonalidade	3	-	-28,584**
Temperatura	0,260***	293,745***	5,798***
Umidade	-	-	-
Precipitação	-	-	-
IPCA	-	-	-
PIB per capita	0,062**	-	-
Salário Mínimo	-	-	0,630***
Bandeiras	1	-0,407	-12,869
	2	-0,232	0,839
	3	0,684*	30,077
	4	-0,140	21,948*
Períodos pandêmicos	1	0,600*	20,153*
	2	0,010	22,949**
	3	-0,704*	-7,327
			31,771**
			17,345

Significância estatística no modelo: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

No caso do consumo de energia elétrica, as bandeiras de cobrança foram incluídas nos modelos de regressão linear e de efeitos mistos, porém com o sinal do coeficiente diferente para as bandeiras amarela e vermelha – patamar 2. A variável temperatura foi incluída em todos os modelos, e o coeficiente permaneceu positivo em todos, indicando que o aumento da temperatura acompanha o aumento no consumo de energia elétrica residencial.

As variáveis referentes aos períodos pandêmicos foram adicionadas nos três modelos, porém, com sinal igual e positivo durante a primeira e a segunda onda. A diferença de sinal no coeficiente relacionado à terceira onda no modelo de séries temporais, comparada com os modelos linear e de efeitos mistos, pode estar relacionada à tendência identificada como influente para a redução no consumo médio de água ao longo do tempo, embora a terceira onda da pandemia não tenha se mostrado significativa nos modelos de efeitos mistos ou de regressão temporal. As variáveis umidade, precipitação e IPCA não foram inseridas em nenhum modelo.

As equações dos modelos foram organizadas em formato de tabela (Tabelas 39 e 40). A tabela 39 traz as equações dos modelos explicativos do consumo médio de água. A tabela 40 traz as equações dos modelos explicativos do consumo médio de energia elétrica.

Tabela 39 – Equações para o consumo médio de água residencial

Regressão	Equação	Estatísticas
Linear Múltipla	$Y_A = 16,22 + 0,08 X_1 - 0,06 X_2 + 0,03 X_5 - 0,73 X_{MC1} + 0,91 X_{P1} + 0,67 X_{P2} + 0,10 X_{P3} + \varepsilon$	R ² ajustado = 0,58
Efeitos Mistos	$Y_A = 15,43 + 0,09 X_1 - 0,002 X_3 + 0,03 X_5 - 0,74 X_{MC1} + 0,88 X_{P1} + 0,62 X_{P2} + 0,06 X_{P3} + u_{mês[i]} + u_{ano[i]} + \varepsilon_i$	R ² condicional = 0,75 R ² marginal = 0,59
Séries Temporais	$Y_{A,t} = 15,25 + 0,027 t - 0,001 X_{3,t} - 1,120 X_{MC1,t} + 0,68 X_{P1,t} + 0,62 X_{P2,t} + 0,26 X_{P3,t} - 0,816 inverno_t + \varepsilon_t$	R ² ajustado = 0,68

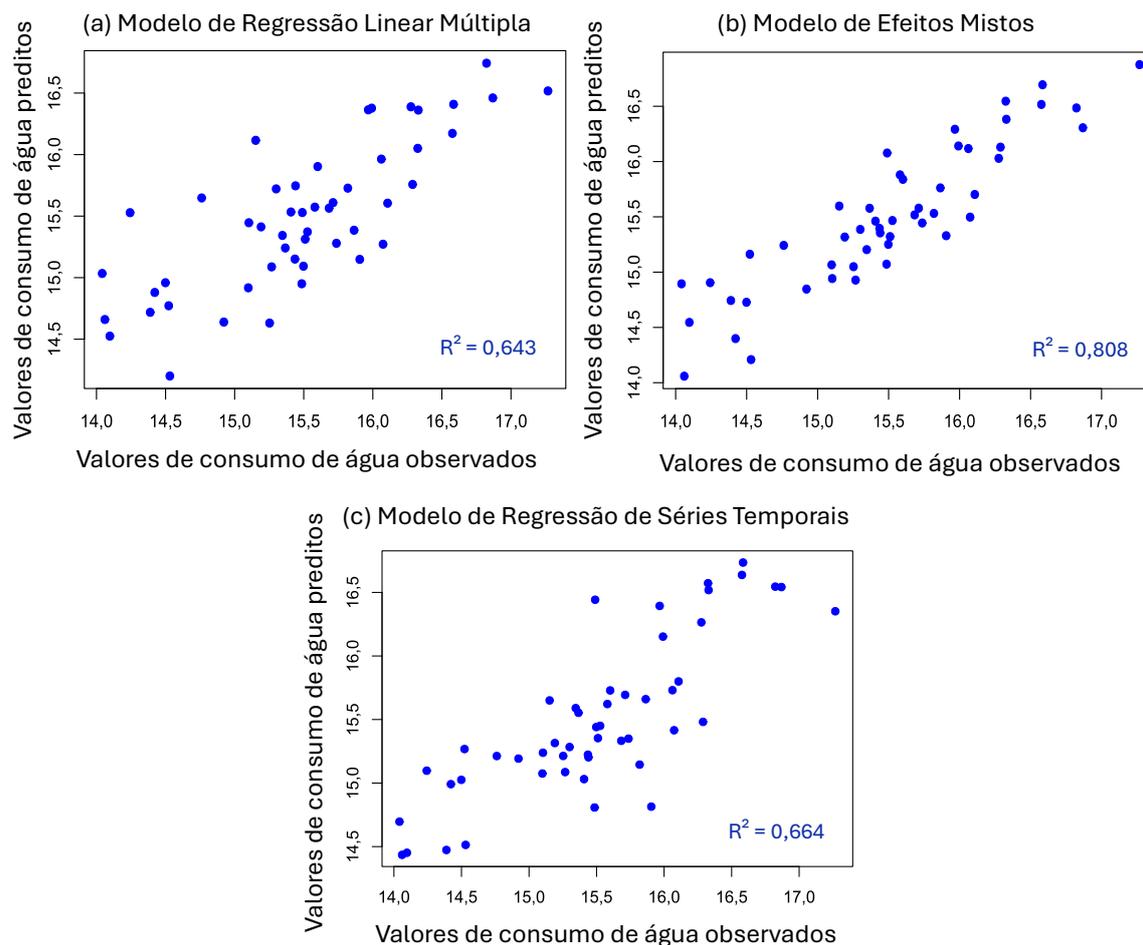
Tabela 40 – Equações para o consumo médio de energia elétrica residencial

Regressão	Equação	Estatísticas
Linear Múltipla	$Y'_E = -9,69 + 0,26X_1 + 0,06 X_5 - 0,41 X_{B1} -$ $0,23 X_{B2} + 0,68 X_{B3} - 0,14X_{B4} + 0,60 X_{P1} + 0,01 X_{P2} -$ $0,70 X_{P3} + \varepsilon$	R ² ajustado = 0,63
Efeitos Mistos	$Y_E = 307,18 + 293,75 X_1 - 12,87 X_{B1} + 0,84 X_{B2} +$ $30,08 X_{B3} + 21,95X_{B4} + 20,15 X_{P1} + 22,95 X_{P2} -$ $7,33 X_{P3} + u_{mês[i]} + u_{ano[i]} + \varepsilon_i$	R ² condicional = 0,72
Séries Temporais	$Y_{E,t} = -391,46 - 3,134 t + 5,798 X_{1,t} + 0,63 X_{7,t} +$ $30,06 X_{P1,t} + 31,77 X_{P2,t} + 17,35 X_{P3,t} -$ $15,23 outono_t - 19,99 inverno_t -$ $28,58 primavera_t + \varepsilon_t$	R ² ajustado = 0,68

A visualização das Tabelas 39 e 40 permite a comparação direta das equações obtidas. Elas mostram que, apesar das variações entre os métodos, há recorrência de certas variáveis nas equações finais, o que é um indicativo de que esses preditores têm importância robusta na explicação dos consumos médios residenciais de água e de energia elétrica. As equações também ajudam na percepção do impacto relativo de cada variável em cada modelo.

A Figura 33 apresenta os gráficos de dispersão entre os valores observados e os valores preditos pelos três modelos de regressão aplicados ao consumo médio de água residencial. A comparação visual permite avaliar a qualidade do ajuste de cada modelo.

Figura 33 – Gráficos de dispersão dos valores observados e preditos dos modelos de regressão para o consumo médio de água residencial



Observa-se na Figura 33 que os pontos de dispersão se distribuem próximos da linha de 45°, especialmente no modelo de efeitos mistos (Figura 33b). Isso indica que os valores preditos se aproximam dos valores reais, com destaque para a maior aproximação dos dados para o gráfico do modelo de efeitos mistos (Figura 33b). A Tabela 41 apresenta as métricas de erro MAE e RMSE dos três modelos aplicados ao consumo médio de água.

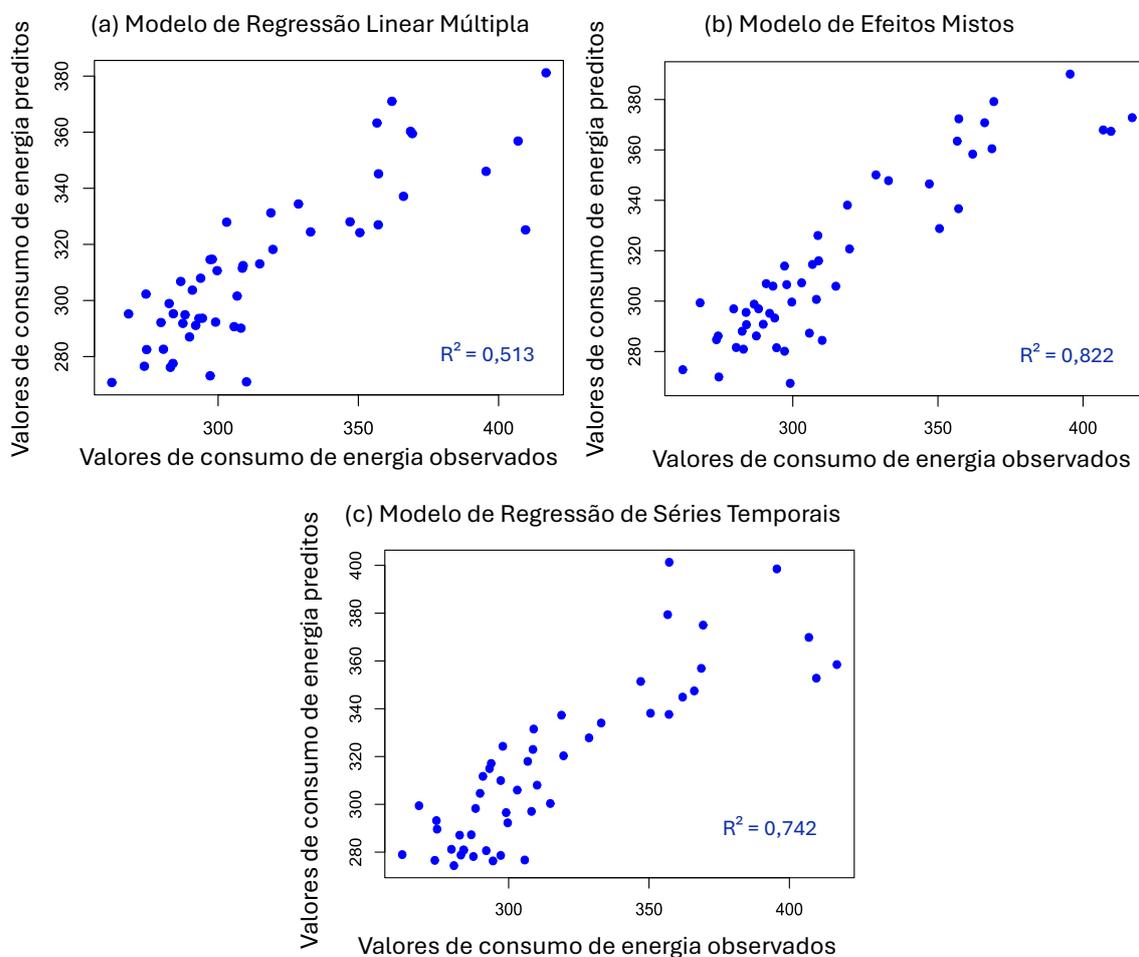
Tabela 41 – Métricas dos modelos de regressão para o consumo médio de água residencial

Modelo de Regressão	MAE	RMSE	R ²
Linear Múltipla	0,413	0,522	0,643
Efeitos Mistos	0,262	0,319	0,808
Séries Temporais	0,606	0,606	0,664

Como as métricas MAE e RMSE quantificam o desvio médio entre os valores preditos e os valores observados, menores valores indicam maior precisão preditiva. Os menores valores para MAE e RMSE foram obtidos no modelo de efeitos mistos, indicando maior precisão preditiva em comparação aos demais modelos.

A Figura 34 apresenta os gráficos de dispersão entre os valores observados e preditos para o consumo médio de energia elétrica residencial, considerando os três modelos de regressão utilizados. Nos gráficos dos três modelos, os pontos ficaram próximos da linha de 45°, o que indica que os valores estimados pelos modelos ficaram próximos dos valores reais observados.

Figura 34 – Gráficos de dispersão dos modelos de regressão para o consumo médio de energia elétrica residencial



Assim como no consumo de água, nos gráficos de dispersão dos modelos de regressão para o consumo de energia elétrica, os pontos se concentram mais

próximos da linha de tendência ideal no modelo de efeitos mistos (Figura 34b). Esse comportamento sugere maior acurácia no ajuste desse modelo para os dados de energia elétrica. A Tabela 42 reúne os valores de MAE e RMSE obtidos nos três modelos para o consumo médio de energia.

Tabela 42 – Métricas dos modelos de regressão para o consumo médio de energia elétrica residencial

Modelo de Regressão	MAE	RMSE	R ²
Linear Múltipla	15,552	21,953	0,513
Efeitos Mistos	13,311	16,496	0,822
Séries Temporais	24,881	24,881	0,742

Os resultados indicam que o modelo de efeitos mistos apresentou os menores erros médios, confirmando sua maior adequação na previsão do consumo mensal de energia elétrica. Os demais modelos também apresentaram desempenho satisfatório, porém com maior margem de erro.

Os valores de MAE (Erro Absoluto Médio) e RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio) indicam que os modelos de efeitos mistos apresentaram melhor desempenho preditivo para ambos os consumos, de água e de energia elétrica. Esses modelos apresentaram os menores valores de erro, o que sugere que sua capacidade de captar variações mensais foi superior em relação aos modelos lineares múltiplos e aos modelos de séries temporais. Assim, embora todos os modelos tenham se mostrado estatisticamente significativos, os resultados indicam que os modelos de efeitos mistos tiveram melhor desempenho na previsão do comportamento de consumo ao longo do tempo.

Comparando então os modelos de efeitos mistos de água e energia elétrica, é possível perceber uma similaridade entre as variáveis utilizadas (Tabela 43). A magnitude dos coeficientes não deve ser analisada, já que a grandeza do consumo médio de água é diferente do consumo médio de energia elétrica.

Tabela 43 – Coeficientes para o modelo de efeitos mistos das variáveis resposta para comparação de variáveis independentes adicionadas

Variáveis	Coeficiente	
	Modelo de efeitos mistos para o consumo médio de água	Modelo de efeitos mistos para o consumo médio de energia elétrica
Intercepto	15,434	307,179
Temperatura	0,380	23,347
Precipitação	-0,271	-
PIB <i>per capita</i>	0,364	-
Modelo de cobrança (água)	-0,736	-
Bandeiras de cobrança (energia elétrica)	1	-
	2	-
	3	-
	4	-
Períodos pandêmicos	1	0,912
	2	0,674
	3	0,101

Ambos os modelos incorporaram a temperatura, com coeficiente positivo. As variáveis de cobrança eram diferentes para cada um dos consumos, porém, as duas foram incorporadas. Outra variável significativa para explicar o consumo nesse tempo são os períodos pandêmicos. Durante a primeira e a segunda onda, ambos os consumos residenciais, de água e energia elétrica, foram maiores, o que é explicado pela maior permanência das pessoas em casa durante esse período.

4.8 DISCUSSÃO COM A LITERATURA

Como resultado importante da pesquisa, está a correlação entre os consumos de água e energia. A correlação fraca, porém, significativa, entre os consumos residenciais de água e energia ($r = 0,26$; $p = 0,008$) está de acordo com estudos como Beal *et al.* (2011) e Díaz *et al.* (2016), que observaram que o consumo conjunto de água e energia, embora correlacionado, é influenciado por múltiplos fatores contextuais e comportamentais. Na revisão da literatura, foi

identificado que autores como Cominola et al. (2018), Cai, Yin e Varis (2018), Wang et al. (2023) e Bagriyanik, Sonmez e Bagriyanik (2023) encontraram correlação forte e significativa entre os consumos residenciais de água e energia. Nesta pesquisa, apesar de também significativa, a correlação apresentou valor baixo para o coeficiente, sendo um pouco divergente aos resultados destes autores.

Rondinel-Oviedo e Sarmiento-Pastor (2020), Timotewos, Barjenbruch e Behailu (2022) e Cominola *et al.* (2023), apontaram em suas pesquisas os fatores climáticos como influentes no consumo residencial. A partir dos estudos que utilizaram aprendizado de máquina, Obringer, Kumar e Nateghi (2019; 2023) evidenciaram a alta sensibilidade dos consumos de água e energia a eventos climáticos, com destaque à umidade relativa.

A literatura aponta que, de modo geral, a umidade apresenta relação inversa com o consumo de água, já que baixos níveis de umidade aumentam a sensação de secura, incentivando banhos mais frequentes, uso de água para conforto térmico e irrigação manual (Wentz; Gober, 2007; Chang *et al.*, 2010). A umidade relativa do ar só foi considerada significativa no modelo linear aplicado ao consumo médio de água, com relação inversa ao consumo. Nos modelos para o consumo de energia elétrica, a umidade não foi considerada significativa. No entanto, este estudo foi realizado no município de Joinville, caracterizado por altos índices de umidade ao longo de todo o ano, com baixa variabilidade. Essa condição climática pode explicar a ausência de significância da variável nos modelos, uma vez que, em contextos com pouca variação, seu efeito sobre o comportamento de consumo tende a ser menos perceptível (Kombat *et al.*, 2019).

A partir da modelagem dos consumos de água e energia elétrica, a temperatura mostrou-se uma variável explicativa importante, especialmente para o consumo de energia, com sazonalidade evidente. Esse resultado corrobora os achados de Rondinel-Oviedo e Sarmiento-Pastor (2020), Timotewos, Barjenbruch e Behailu (2022), Cominola *et al.* (2023) e Obringer, Kumar e Nateghi (2019; 2023).

Bortoleto *et al.* (2021) encontraram uma correlação forte, positiva e significativa dos consumos de água e energia com população, PIB e PIB *per capita*, sugerindo um efeito de fatores econômicos no perfil de consumo dos

residentes. Neste trabalho, a variável PIB per capita foi significativa nos modelos de regressão linear para os consumos médios de água e energia elétrica e, também, no modelo de efeitos mistos para o consumo de energia elétrica. Já no modelo de regressão de séries temporais para o consumo de energia elétrica, foi necessário substituí-la pela variável salário mínimo, que apresentou melhor desempenho nesse caso. Além disso, essa variável mostrou correlação significativa com ambos os consumos residenciais, de água e energia elétrica.

Além disso, o efeito da pandemia de Covid-19 sobre o consumo de água foi evidente, com aumento nos períodos de isolamento social, resultado semelhante ao observado na literatura. O mesmo efeito foi também observado para o consumo de energia elétrica durante a primeira e segunda ondas da pandemia.

A extinção da tarifa mínima para utilização da TBO na cobrança pelo consumo de água, representado pela variável “modelo de cobrança”, também contribuiu para redução do consumo de água. Nessa nova estrutura, todos os consumidores passaram a pagar um valor fixo referente à TBO, independentemente do volume consumido, e os valores variáveis passaram a ser cobrados proporcionalmente ao consumo desde o primeiro metro cúbico, ao contrário do modelo anterior, em que havia um valor fixo para consumos de água de até 10 m³ e proporcional ao consumido para volumes maiores. Esse resultado reforça a eficácia de intervenções tarifárias, como discutido em Arbués, García-Valiñas e Martínez-Espineira (2003).

A modelagem estatística indicou que os modelos de efeitos mistos tiveram desempenho superior aos modelos lineares múltiplos e às regressões com séries temporais, conforme demonstrado pelos valores de R² condicional acima de 0,71. Isso corrobora as abordagens de Cheng, Mondal e Nair (2018) e Cui *et al.* (2021), que recomendam o uso de modelos mistos para dados longitudinais de consumo residencial por sua capacidade de lidar com variabilidade entre períodos e autocorrelação.

5 CONCLUSÃO

Este estudo teve como objetivo preencher a lacuna identificada na literatura, referente à escassez de investigações longitudinais que avaliem a influência de fatores externos, como fatores climáticos e econômicos, na relação entre os consumos residenciais de água e energia elétrica. A análise concentrou-se no município de Joinville/SC, abrangendo o período de maio de 2018 a junho de 2022. A investigação incluiu análises descritivas, testes de correlação, modelos de regressão linear múltipla, modelos de efeitos mistos e regressão de séries temporais. Diversas variáveis explicativas foram consideradas, incluindo fatores climáticos, econômicos, de cobrança pelos consumos de água e energia elétrica e contextuais, como as ondas da pandemia da Covid-19.

A partir da análise estatística, verificou-se a existência de correlação fraca, porém estatisticamente significativa entre o consumo médio mensal de água e o de energia elétrica. Apesar da correlação fraca, os resultados sugerem que existe certa interdependência no uso desses dois recursos no ambiente residencial, resultado em consonância com o encontrado na literatura.

Os modelos de regressão linear múltipla permitiram identificar as variáveis mais influentes em cada tipo de consumo. A temperatura foi uma variável de destaque, apresentando forte influência positiva sobre o consumo de energia elétrica, especialmente durante os meses de verão, possivelmente devido ao maior uso de aparelhos para climatização. Para o consumo de água, a temperatura também foi significativa, assim como a umidade relativa e o PIB *per capita*. A mudança no modelo de cobrança da tarifa de água apresentou associação negativa com o consumo de água, sugerindo um possível efeito de racionalização de consumo diante de nova estrutura tarifária.

Nos modelos de efeitos mistos, que se mostraram os mais adequados ao lidar com dados longitudinais, o desempenho foi superior ao das regressões linear múltipla e de séries temporais, atingindo R^2 condicional de 74,5% para o consumo de água e de 71,6% para o consumo de energia elétrica. A inclusão dos efeitos aleatórios de mês e ano permitiu capturar variações temporais relevantes, melhorando a qualidade do ajuste. Esses modelos reforçaram o impacto das primeiras ondas da pandemia sobre o aumento do consumo de água e a importância da temperatura como fator explicativo do consumo de energia.

A regressão de séries temporais foi aplicada com o objetivo de incorporar tendências e efeitos sazonais dos dados, tendo apresentado bom desempenho no ajuste dos modelos. No entanto, os modelos de efeitos mistos apresentaram melhor desempenho preditivo e explicativo, de acordo com as métricas de erro e os resultados da validação cruzada.

Entre as limitações deste estudo, destaca-se a utilização de dados agregados mensais, que podem suavizar variações individuais ou comportamentais no consumo. Além disso, o tamanho da série temporal (50 meses) e a distribuição desigual entre os grupos das variáveis categóricas podem ter limitado o poder explicativo de algumas análises.

Apesar dessas limitações, os resultados obtidos contribuem para o entendimento da dinâmica entre os consumos residenciais de água e energia elétrica em regiões urbanas, especialmente em cidades de clima úmido-subtropical como Joinville. A análise integrada dos consumos de água e energia considerando fatores contextuais e climáticos, pode subsidiar políticas públicas mais eficientes de gestão da demanda, planejamento tarifário e campanhas de uso consciente.

5.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para aprofundar a compreensão sobre o tema, recomenda-se a realização de estudos com dados mais detalhados no tempo, como registros diários ou horários, a fim de entender melhor os hábitos de consumo das pessoas. Também se sugere a replicação da análise em outras cidades brasileiras, possibilitando comparações espaciais e a avaliação de diferentes regimes tarifários e climáticos. Além disso, destaca-se a importância de aprofundar a análise da sazonalidade e incluir variáveis diretamente relacionadas ao conforto térmico e ao uso de equipamentos. O uso de técnicas de *machine learning* pode complementar as abordagens estatísticas tradicionais, contribuindo para melhorar o poder preditivo dos modelos. Por fim, recomenda-se a utilização de análises com dados em painel, que permitem explorar simultaneamente as variações temporais (longitudinais) e entre diferentes residências (transversais), possibilitando uma compreensão mais detalhada dos fatores que influenciam o consumo residencial de água e energia elétrica.

REFERÊNCIAS

- ABDALLAH, A. M.; ROSENBERG, D. E. Heterogeneous residential water and energy linkages and implications for conservation e management. **Journal of water resources planning e management**, v. 140, n. 3, p. 288–297, 2014. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)wr.1943-5452.0000340](https://doi.org/10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000340).
- ABULIBDEH, A. Spatiotemporal analysis of water-electricity consumption in the context of the COVID-19 pandemic across six socioeconomic sectors in Doha City, Qatar. **Applied energy**, v. 304, n. 117864, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117864>.
- ADIN, A.; KRAINSKI, E. T.; LENZI, A.; LIU, Z.; MARTÍNEZ-MINAYA, J.; RUE, H. Automatic cross-validation in structured models: Is it time to leave out leave-one-out? **Spatial Statistics**, v. 62, n. 100843, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2024.100843>.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2023: informe anual. Brasília: ANA, 2024.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). Hidroweb – Séries Históricas de Estações. Brasília, 2023. Disponível em: <http://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>. Acesso em: 10 nov. 2023.
- ALLISON, P. D. **Fixed effects regression models**. Thousand Oaks, CA, USA: SAGE Publications. 2009.
- AL-SUMAITI, A. S.; BANHIDARAH, A. K.; WESCOAT, J. L.; BAMIGBADE, A. K.; NGUYEN, H. T. Data collection surveys on the cornerstones of the water-energy nexus: A systematic overview. **IEEE access**, v. 8, p. 93011–93027, 2020. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2995054>.
- ANSCOMBE, F. J.; TUKEY, J. W. The Examination and Analysis of Residuals. **Technometrics**, v. 5, n. 2, p. 141–160. 1963. <https://doi.org/10.1080/00401706.1963.10490071>.
- ARBUÉS, F.; GARCÍA-VALIÑAS, M. A.; MARTÍNEZ-ESPINEIRA, R. Estimation of residential water demand: a state-of-the-art review. **Journal of Socio-Economics**, v. 32, n. 1, p. 81–102, 2003. [https://doi.org/10.1016/S1053-5357\(03\)00005-2](https://doi.org/10.1016/S1053-5357(03)00005-2).
- ARIA, M.; CUCCURULLO, C. bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. **Journal of Informetrics**, v. 11, n. 4, p. 959-975, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>.
- ARIS. Deliberação n. 029/2021. Dispõe sobre a autorização para revisão das tarifas do serviço de abastecimento de água e de esgotamento sanitário praticadas pela Companhia Águas de Joinville. Florianópolis, 28 de julho de 2021.

ARIS. Deliberação n. 003/2022. Dispõe sobre a autorização para reajuste das tarifas dos serviços de abastecimento de água e de esgotamento sanitário, homologação dos preços dos serviços públicos complementares e valores das sanções regulamentares praticados pela Companhia Águas de Joinville do município de Joinville/SC. Florianópolis, 19 de janeiro de 2022.

AULIA, D. N.; MARPAUNG, B. O. Y. Post occupancy evaluation of energy-efficient behavior in informal housing of high density area. **Materials science and engineering**, v. 309, 2018. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/309/1/012132>.

BĀDERS, E.; ROMĀNS, E.; DESAINE, I.; KRIŠĀNS, O.; SEIPULIS, A.; DONIS, J.; JANSONS, Ā. An Integration of Linear Model and 'Random Forest' Techniques for Prediction of Norway Spruce Vitality: A Case Study of the Hemiboreal Forest, Latvia. **Remote Sensing**, v. 14, 2022. <https://doi.org/10.3390/rs14092122>.

BAGATIN, R.; KLEMEŠ, J. J.; REVERBERI, A. P.; HUISINGH, D. Conservation and improvements in water resource management: a global challenge. **Journal of Cleaner Production**, v. 77, p. 1-9, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.04.027>.

BAGRIYANIK, F. G.; SONMEZ, M. A.; BAGRIYANIK, M. The impact of mutual interaction between electric and water distribution systems via demand response. **Sustainable Energy, Grids e Networks**, v. 34, n. 101008, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2023.101008>.

BATES, D.; MÄCHLER, M.; BOLKER, B.; WALKER, S. Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. **Journal of Statistical Software**, v. 67(1), p. 1–48. 2015. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>.

BEAL, C. D.; STEWART, R. A. South East Queensland Residential End Use Study: Final Report. **Urban Water Security Research Alliance Technical Report No. 47**. 2011. Disponível em: <https://www.urbanwateralliance.org.au/publications/UWSRA-tr47.pdf>. Acesso em: 8 jun. 2025.

BERGMEIR, C., BENÍTEZ, J. M. (2012). On the use of cross-validation for time series predictor evaluation. **Information Sciences**, v. 191, p. 192–213. 2012. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2011.12.028>.

BHATTA, S. R.; ADHIKARI, P.; BYANJANKAR, R. Choice of Regression Models in Time Series Data. **Economic Journal of Development Issues**, v. 29 & 30, p. 101–129. 2020. <https://doi.org/10.3126/ejdi.v30i1-2.46058>.

BORTOLETO, A. P.; BARBOSA, P. S. F.; MANIERO, M. G.; GUIMARÃES, J. R.; VIEIRA JUNIOR, L. C. M. A Water-Energy Nexus analysis to a sustainable transition path for Sao Paulo State, Brazil. **Journal of cleaner production**, v. 319, n. 128697, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128697>.

BRASIL. Agência Nacional de Energia elétrica – ANEEL. Bandeiras tarifárias. 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/tarifas/bandeiras-tarifarias>. Acesso em: 15 jun. 2025.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia elétrica. Anuário Estatístico de Energia elétrica 2024. Ano base 2023. Disponível em: <https://dashboard.epe.gov.br/apps/anuario-livro/>. Acesso em: 03 de setembro de 2024.

CAI, J.; YIN, H.; VARIS, O. Impacts of urbanization on water use and energy-related CO₂ emissions of residential consumption in China: A spatio-temporal analysis during 2003–2012. **Journal of cleaner production**, v. 194, p. 23–33, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.05.117>.

CAI, S.; GOU, Z. Synchronization of water-energy consumption in residential and non-residential buildings during COVID-19. **Building research e information**, v. 51, n. 6, p. 682–700, 2023. <https://doi.org/10.1080/09613218.2023.2191923>.

CÂMARA BRASILEIRA DA INDÚSTRIA DA CONSTRUÇÃO – CBIC. Projetos padrão. Disponível em: <http://www.cub.org.br/projetos-padrao>. Acesso em: 17 ago. 2025.

CANDANEDO L.M.; FELDHEIM V.; DERAMAIX D. Data driven prediction models of energy use of appliances in a low-energy house. **Energy and Buildings**, v. 140, p. 81-97. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.01.083>.

CÂMARA DE VEREADORES DE JOINVILLE. O que a expansão urbana da zona sul pode mudar na vida do joinvilense?. Câmara de Joinville, 29 ago. 2023. Disponível em: <https://camara.joinville.br/noticias/o-que-a-expansao-urbana-da-zona-sul-pode-mudar-na-vida-do-joinvilense/>. Acesso em 4 set. 2024.

CELESC. Definido valor da conta. Disponível em: <https://transparencia.celesc.com.br/pergunta-cidada/definido-valor-conta#:~:text=O%20valor%20da%20energia%20el%C3%A9trica%20cobrada,tributos%20federais%2C%20estaduais%20e%20municipais>. Acesso em: 09 set. 2024.

CELESC. Bandeiras Tarifárias. Disponível em: <https://www.celesc.com.br/bandeiras-tarifarias>. Acesso em: 12 mai. 2025.

CHATTERJEE, S.; HADI, A. S. **Regression Analysis by Example** (5o ed). Hoboken, NJ, USA: Wiley-Blackwell, 2015.

CHANG, H.; PRASKIEVICZ, S.; PARANDVASH, G. H. Sensitivity of urban water consumption to weather and climate variability at seasonal to decadal scales: The case of Portland, Oregon. **International Journal of Climatology**, v. 30, n. 9, p. 1448–1456, 2010. <https://doi.org/10.1002/joc.1967>.

CHENG, J.; DEKKERS, J. C. M.; FERNANDO, R. L. Cross-validation of best linear unbiased predictions of breeding values using an efficient leave-one-out strategy. **Journal of Animal Breeding and Genetics**, v. 138, p. 519-527. 2021. <https://doi-org.ez48.periodicos.capes.gov.br/10.1111/jbg.12545>.

CHENG, C.; MONDAL, P.; NAIR, N. K. C. Estimating household energy and water demand using panel regression models. **Sustainable Cities and Society**, [S.l.], v. 39, p. 285–292, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.03.005>.

CHICCO, D.; WARRENS, M. J.; JURMAN, G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. **PeerJ Computer Science**. 2021. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>.

CNAAN, A.; LAIRD, N.M.; SLASOR, P. Using the General Linear Mixed Model to Analyse Unbalanced Repeated Measures and Longitudinal Data. **Statistics in Medicine**, v. 16, p. 2349-2380, 1997. [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0258\(19971030\)16:20<2349::AID-SIM667>3.0.CO;2-E](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1097-0258(19971030)16:20<2349::AID-SIM667>3.0.CO;2-E).

COMINATO, C.; SBORZ, J.; KALBUSCH, A.; HENNING, E. Water demand profile before and during COVID-19 pandemic in a Brazilian social housing complex. **Heliyon**, v. 8. n. 8, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e10307>.

COMINOLA, A.; PREISS, L.; THYER, M.; MAIER, H. R.; PREVOS, P.; STEWART, R. A.; CASTELLETTI, A. The determinants of household water consumption: A review and assessment framework for research and practice. **npj Clean Water**, v. 6. n. 11, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41545-022-00208-8>.

COMINOLA, A.; SPANG, E. S.; GIULIANI, M.; CASTELLETTI, A.; LUND, J. R.; LOGE, F. J. Segmentation analysis of residential water-electricity demand for customized demand-side management programs. **Journal of cleaner production**, v. 172, p. 1607–1619, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.203>.

COMPANHIA ÁGUAS DE JOINVILLE. Disponível em: <https://www.aguasdejoinville.com.br/>. Acesso em 03 de setembro de 2024.

COSGROVE, W. J.; LOUCKS, D. P. Water management: Current and future challenges and research directions. **Water Resources Research**, v. 51, n. 6, p. 4823–4839, 2015. <https://doi.org/10.1002/2014WR016869>.

CUI, H.; LIU, G.; WANG, Y.; SHI, D. Residential electricity consumption and influencing factors: Panel data evidence from China. **Energy Reports**, [S.l.], v. 7, p. 300–308, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.01.019>.

CUREAU, R.J.; GHISI, E. Reduction of Potable Water Consumption and Sewage Generation on a City Scale: A Case Study in Brazil. **Water**, v. 11, n. 2351. 2019. <https://doi.org/10.3390/w11112351>.

- DE VAUS, D. **Surveys in Social Research** (6o ed). Routledge. 2013.
- DEVORE, J. L. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências** (Tradução da 9ª edição norte-americana). Cengage Learning Brasil, 2018.
- DEMIDENKO, E. **Mixed Models: Theory and Applications with R** (2nd ed.). Wiley. 2020.
- DÍAZ, J. A.; CABALLERO, M. A.; HERNÁNDEZ, J. A.; ZAMORA, I. A review of the water-energy nexus models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [S.l.], v. 65, p. 319–331, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.06.089>.
- ENDO, A.; TSURITA, I.; BURNETT, K.; ORENCIO, P. M. A review of the current state of research on the water, energy, and food nexus. **Journal of hydrology**. v. 11, p. 20–30, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.11.010>.
- FAN, J.-L.; CHEN, K.-Y.; ZHANG, X. Inequality of household energy and water consumption in China: An input-output analysis. **Journal of Environmental Management**, v. 269, n. 110716, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110716>.
- FARIAS, H. Joinville debate ações para acolhimento de imigrantes; são pelo menos 4,5 mil na cidade. 2021. Disponível em: <<https://www.nsctotal.com.br/noticias/joinville-debate-aco-es-para-acolhimento-de-imigrantes-sao-pelo-menos-45-mil-na-cidade>>. Acesso em: 5 dez. 2023.
- FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel, SPSS e Stata**. 1 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017. 708 p.
- FREDERIKS, E.R.; STENNER, K.; HOBMAN, E.V. The Socio-Demographic and Psychological Predictors of Residential Energy Consumption: A Comprehensive Review. **Energies**, v. 8, p. 573-609, 2015. <https://doi.org/10.3390/en8010573>
- GARCIA, J. Determinação dos fatores influentes no consumo de água em residências unifamiliares de joinville. [s.l: s.n.]. 2020.
- GEGLIO, T.; BRADLEY, T.; WILLIAMS, T.; ZHOU, S.; WATKINS, D.; MINAKATA, D. Water- and energy-efficient appliances for circular water economy: Conceptual framework development and analysis of greenhouse gas emissions and water consumption. **ACS ES&T engineering**, v. 2, n. 3, p. 409–422, 2021. <https://doi.org/10.1021/acsestengg.1c00243>.
- GÓMEZ, Álvaro G. L; PUNHAGUI, K. G; ANDO JUNIOR, O. H. Energy & Thermal Comfort Performance for a Single-Family Residency located in Foz do Iguaçu, Climatic Zone 3A-Brazil. **DYNA**, [S. l.], v. 88, n. 218, p. 43–53, 2021. <https://doi.org/10.7440/res64.2018.03>.

HARPUTLUGIL, T.; WILDE, de P. The interaction between humans and buildings for energy efficiency: A critical review. **Energy Research & Social Science**, v. 71, n. 101828, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101828>.

HAYTER, A. J. A Proof of the Conjecture that the Tukey-Kramer Multiple Comparisons Procedure is Conservative. **The Annals of Statistics**, v. 12, p. 61-75, 1984. <https://doi.org/10.1214/aos/1176346392>.

HOJO-SOUZA, N.S.; JASSAT, W.; GUIDONI, D.L.; DE SOUZA, F.S.H. Risks of Adverse Outcomes for Hospitalized COVID-19 Patients during the Four Waves in Brazil According to SARS-CoV-2 Variants, Age Group, and Vaccine Status. **Viruses**, v. 15, 2023. <https://doi.org/10.3390/v15101997>.

HU, Y.; LIU, K.; ZHANG, X.; XIE, K.; CHEN, W.; ZENG, Y.; LIU, M. Concept drift mining of portfolio selection factors in stock market. **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 14, n. 6, p. 444-455, 2015. <https://doi.org.ez74.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.elerap.2015.06.002>.

HYNDMAN, R.J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**, 3rd edition, OTexts: Melbourne, Australia. 2021. Disponível em: OTexts.com/fpp3. Acesso em: 10 set. 2024.

IBRAHIM, A.; ALI, H.; ABUHENDI, F.; JARADAT, S. Thermal seasonal variation and occupants' spatial behaviour in domestic spaces. **Building Research And Information**. v. 48, p. 364-378, 2020. <https://doi.org/10.1080/09613218.2019.1681928> .

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Panorama Joinville. 2021. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/panorama>. Acesso em: 5 dez. 2023.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. História & Fotos Joinville. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/historico>. Acesso em: 02 fev. 2024.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA). Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/precos-e-custos/9256-indice-nacional-de-precos-ao-consumidor-amplo.html?=&t=series-historicas>. Acesso em: 9 set. 2024.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Panorama Joinville. Produto Interno Bruto dos Municípios. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/pesquisa/38/47001?tipo=ranking>. Acesso em: 9 mai. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Taxa de população ocupada – Joinville (SC). Cidades@. 2024. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/joinville/pesquisa/19/143514?tipo=ranking>. Acesso em: 27 jun. 2025.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA - IPEA. Produto interno bruto (PIB) per capita (PAN_PIBCAP). Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/ExibeSerie.aspx?serid=38375>. Acesso em: 09 set. 2024.

JAVANMARD, E. M.; GHADERI, S. F.; HOSEINZADEH, M. Data mining with 12 machine learning algorithms for predict costs and carbon dioxide emission in integrated energy-water optimization model in buildings. **Energy conversion and management**, v. 238, n. 114153, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.114153>.

JEONG, H. C. Personalized Electricity Tariff Recommendation Method for Residential Customers Lacking Historical Metering Data Incorporating Customer Profiles and Behavioral Changes. **IEEE Access**, v.12, p. 73426-7343, 2024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3396817>.

JIANG, S.; WANG, J.; ZHAO, Y.; LU, S.; SHI, H.; HE, F. Residential water and energy nexus for conservation and management: A case study of Tianjin. **International journal of hydrogen energy**, v. 41, n. 35, p. 15919–15929, 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2016.04.181>.

JOINVILLE. Decreto N. 28.880, de 3 de maio de 2017. Estabelece o reajuste tarifário dos serviços de água e esgoto. Prefeitura de Joinville. Joinville, 2017. Disponível em: <https://www.aguasdejoinville.com.br/wp-content/uploads/2018/04/SEI_PMJ-0741061-Decreto-reajuste-tarifario-agua-e-esgoto.pdf>. Acesso em 22 de maio de 2024.

JOINVILLE. Decreto N. 31.590, de 11 de maio de 2018. Estabelece o reajuste tarifário dos serviços de água e esgoto. Prefeitura de Joinville. Joinville, 2018. Disponível em: <https://www.aguasdejoinville.com.br/wp-content/uploads/2018/05/SEI_PMJ_-_1849512_-_Decreto_reajuste_2018.pdf>. Acesso em 22 de maio de 2024.

JOINVILLE. Decreto N. 34.233, de 13 de maio de 2019. Estabelece o reajuste tarifário dos serviços de água e esgoto. Prefeitura de Joinville. Joinville, 2019. Disponível em: <<https://www.aguasdejoinville.com.br/wp-content/uploads/2024/03/Decreto-34.233-2019.pdf>>. Acesso em 22 de maio de 2024.

JOINVILLE. Decreto N. 40.212, de 21 de dezembro de 2020. Estabelece o reajuste tarifário dos serviços de água e esgoto. Prefeitura de Joinville. Joinville, 2020. Disponível em: <<https://www.aguasdejoinville.com.br/?publicacao=decreto-no-40-212-de-21-de-dezembro-de-2020>>. Acesso em 22 de maio de 2024.

JOSHI, G.; SEN, V. Residential Consumer Understanding of Electricity Bills. **International Journal of Asian Business and Information Management**, v. 12, n. 3, 2021. <https://doi.org/10.4018/IJABIM.293275>.

KENWAY, S. J.; LAM, K. L.; STOKES-DRAUT, J.; SANDERS, K. T.; BINKS, A. N.; BORS, J.; HEAD, B.; OLSSON, G.; MCMAHON, J. E. Defining water-related energy for global comparison, clearer communication, and sharper policy. **Journal of cleaner production**, v. 236, n. 117502, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.06.333>.

KENWAY, S. J.; SCHEIDEGGER, R.; BADER, H.-P. Dynamic simulation of showers to understand water-related energy in households. **Energy and buildings**, v. 192, p. 45–62, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.03.008>.

KIM, J. Multicollinearity and misleading statistical results. *Korean Journal of Anesthesiology*. v. 72, p. 558-569. 2019. <https://doi.org/10.4097/kja.19087>.

KLEPACKA, A. M.; FLORKOWSKI, W. J.; MENG, T. Clean, accessible, and cost-saving: Reasons for rural household investment in solar panels in Poland. **Resources, conservation and recycling**, v. 139, p. 338–350, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2018.09.004>.

KOMAROFF, E. Relationships Between p-values and Pearson Correlation Coefficients, Type 1 Errors and Effect Size Errors, Under a True Null Hypothesis. **Journal of Statistical Theory and Practice**. v. 14, 2020. <https://doi.org.ez74.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s42519-020-00115-6>

KOMBAT, R. B. et al. Spatio-temporal variations in domestic water consumption under limited and intermittent water supply conditions. **Sustainable Cities and Society**, v. 48, 101544, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101544>.

LÜDTKE, D.U.; LUETKEMEIER, R.; SCHNEEMANN, M.; LIEHR, S. Increase in Daily Household Water Demand during the First Wave of the Covid-19 Pandemic in Germany. **Water**, v. 13, 2021. <https://doi.org/10.3390/w13030260>.

MAAS, A.; GOEMANS, C.; MANNING, D. T.; BURKHARDT, J. ARABI, M. Complements of the house: Estimating demand-side linkages between residential water and electricity. **Water resources e economics**, v. 29, n. 100140, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.wre.2019.02.001>.

MADOLO, S. D.; TELUKDARIE, A.; KUMAR, A. Energy–water and GHG nexus: A South African water industry case. **Water Practice & Technology**, v. 13, n. 3, p. 673–691, 2018. <https://doi.org/10.2166/wpt.2018.073>.

MALTA, D. C.; GOMES, C. S.; PRATES, E. J. S.; BERNAL, R. T. I. Changes in chronic diseases and risk and protective factors before and after the third wave of COVID-19 in Brazil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 28, 2023. <https://doi.org/10.1590/1413-812320232812.08252022EN>.

MATOS, C.; CUNHA, A.; PEREIRA, F.; GONÇALVES, A.; SILVA, E.; PEREIRA, S.; BENTES, I.; FARIA, D.; BRIGA-SÁ, A. Characterization of water and energy consumptions at the end use level in rural and urban environments: Preliminary results of the ENERWAT project. **Urban science**, v. 3, n. 1, p. 8, 2019. <https://doi.org/10.3390/urbansci3010008>.

MEIRELES, I.; SOUSA, V.; ADEYEYE, K. *et al.* User preferences and water use savings owing to washbasin taps retrofit: a case study of the DECivil building of the University of Aveiro. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 25, p. 19217–19227, 2018. <https://doi.org/10.1007/s11356-017-8897-5>.

METEOBLUE. Climate Joinville – Climate data and climate graphs. Meteoblue. Disponível em: https://www.meteoblue.com/pt/tempo/historyclimate/climatemodelled/joinville_br_asil_3459712. Acesso em: 12 maio 2025.

METEYARD, L; DAVIES, R. A. I. Best practice guidance for linear mixed-effects models in psychological science. **Journal of Memory and Language**, v. 112, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2020.104092>.

MINISTÉRIO DO TRABALHO E EMPREGO. Novo CAGED: Painel de Informações do Novo Caged. Disponível em: <https://www.gov.br/trabalho-e-emprego/pt-br/assuntos/estatisticas-trabalho/novo-caged/novo-caged-2024/junho>. Acesso em: 09 de maio de 2025.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 8. ed. Arizona State University. John Wiley & Sons. 2017. ISBN 978-1118-14692-7

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to Linear Regression Analysis** (5th ed.). John Wiley & Sons. 2012.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 4 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009. 496 p.

MORETTIN, Pedro A.; BUSSAB, Wilton O. **Estatística Básica**. 8. ed. São Paulo: Saraiva, 2013. 548 p.

MOVAHEDI, A.; DERRIBLE, S. Interrelationships between electricity, gas, and water consumption in large-scale buildings. **Journal of industrial ecology**, v. 25, n. 4, p. 932–947, 2021. <https://doi.org/10.1111/jiec.13097>.

NAGELKERKE, N. J. D. A note on a general definition of the coefficient of determination. **Biometrika**, v. 78, n. 3, p. 691-692, 1991. <https://doi.org/10.1093/biomet/78.3.691>

NAKAGAWA, S.; SCHIELZETH, H. A general and simple method for obtaining R^2 from generalized linear mixed-effects models. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 4, n. 2, p. 133-142, 2012. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00261.x>

NOMURA, H.; SHIMOKATA, H.; ANDO, F.; MIYAKE, Y.; KUZUYA, F. Age-related changes in intraocular pressure in a large Japanese population: A cross-sectional and longitudinal study. **Ophthalmology**, v. 106, p. 2016-2022, 1999. [https://doi.org/10.1016/S0161-6420\(99\)90417-7](https://doi.org/10.1016/S0161-6420(99)90417-7).

OBRINGER, R.; KUMAR, R.; NATEGHI, R. Managing the water–electricity demand nexus in a warming climate. **Climatic change**, v. 159, n. 2, p. 233–252, 2020. <https://doi.org/10.1007/s10584-020-02669-7>.

OBRINGER, R.; NATEGHI, R.; KNEE, J.; MADANI, K.; KUMAR, R. Contemporary climate analogs project north–south polarization of urban water–energy nexus across US cities under warming climate. 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.17050>.

Organização das Nações Unidas – ONU. Resolution adopted by the General Assembly on 25 September 2015 – Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development. United Nations General Assembly Document A/RES/70/1. Disponível em: <<https://sdgs.un.org/2030agenda>>. Acesso em: 03 set. 2024.

OSTERTAGOVÁ, E. Modelling using Polynomial Regression. **Procedia Engineering**, v. 48, p. 500-506. 2012. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.09.545>

PANÃO, M. J. N. O. Energy ratings as drivers of energy sufficiency in residential buildings: A comprehensive review and future directions. **Energy and Buildings**, v. 320. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114583>.

PAPACHARALAMPOUS, G.; TYRALIS, H.; MARKONIS, Y.; MÁCA, P.; HANEL, M. Features of the Earth’s seasonal hydroclimate: characterizations and comparisons across the Köppen–Geiger climates and across continents. **Progress in Earth and Planetary Science**, v. 10, n. 46, 2023. <https://doi.org/10.1186/s40645-023-00574-y>.

PASCH, B.; BOLKER, B. M.; PHELPS, S., M. Interspecific Dominance via Vocal Interactions Mediates Altitudinal Zonation in Neotropical Singing Mice. **The American Naturalist**. v. 182. 2013. <https://doi.org/10.1086/673263>.

PEARCE, D. K.; REITER, S. A. Regression Strategies When Multicollinearity Is a Problem - A Methodological Note. **Journal of Accounting Research**, v. 23, p. 405-407. 1985. <http://hdl.handle.net/10.2307/2490928>

PENG, W.; ZHENG, H.; ROBINSON, B. E.; LI, C.; LI, R. Comparing the importance of farming resource endowments and agricultural livelihood diversification for agricultural sustainability from the perspective of the food–energy–water nexus. **Journal of Cleaner Production**, v. 380(2), n. 135193, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135193>.

PETERSON, R. A. **bestNormalize: Normalizing Transformation Functions (R package version 1.8.2)**. 2021. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=bestNormalize>. Acesso em 27 de junho de 2025.

PINHEIRO, J.; BATES, D. M. **Mixed-effects models in S and S-PLUS** (1o ed). Nova Iorque, NY, USA: Springer.2009.

PLEVRIS, V.; SOLORZANO, G. N.; BAKAS, N.; BEN SEGHER, M. **Investigation of performance metrics in regression analysis and machine learning-based prediction models**, in: eccomas2022. URL https://www.scipedia.com/public/Plevris_et_al_2022a

PRANCKUTĖ, R. Web of Science (WoS) and Scopus: The Titans of Bibliographic Information in Today's Academic World. **Publications**, v. 9, 2021. <https://doi.org/10.3390/publications9010012>.

PREFEITURA MUNICIPAL DE JOINVILLE. Joinville: Cidade em Dados 2023 - Desenvolvimento Social. Disponível em: <https://www.joinville.sc.gov.br/wp-content/uploads/2023/07/Joinville-Cidade-em-Dados-2023-Desenvolvimento-Social.pdf>. Acesso em: 22 set. 2024.

QIAN, X.-Y.; LIANG, Q.-M.; LIU, L.-J.; ZHANG, K.; LIU, Y. Key points for green management of water-energy-food in the Belt and Road Initiative: Resource utilization efficiency, final demand behaviors and trade inequalities. **Journal of Cleaner Production**, v. 362, n. 132386, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132386>.

QIU, G. Y.; ZOU, Z.; LI, W.; LI, L.; YAN, C. A quantitative study on the water-related energy use in the urban water system of Shenzhen. **Sustainable Cities and Society**, v. 80, n. 103786, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103786>.

R Core Team. 2024. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna. Available in: <https://www.R-project.org>. Acesso em 08 set. 2024.

RSTUDIO TEAM. RStudio: Integrated Development Environment for R (Versão 4.3.1) [Software]. RStudio, PBC, 2024. Disponível em: <https://posit.co/products/open-source/rstudio/>. Acesso em 08 set. 2024.

REIS, E. A.; REIS I. A. Análise Descritiva de Dados. Relatório Técnico do Departamento de Estatística da UFMG. 2002. Disponível em: www.est.ufmg.br

RIBEIRO, L. M. L.; GHISI, E. Potential for drinking water savings through rainwater use: a case study in Brazil. **Ambiente Construído**, v. 23, n. 2, p. 47-64. 2023. <https://doi.org/10.1590/s1678-86212023000200662>.

RONDINEL-OVIEDO; D.; SARMIENTO-PASTOR, J. Water: consumption, usage patterns, and residential infrastructure. a comparative analysis of three regions in the Lima metropolitan area. **Water International**, v. 45, p. 824-846, 2020. <https://doi.org/10.1080/02508060.2020.1830360>

RUDELL, D. M.; DIXON, P. G. The energy–water nexus: are there tradeoffs between residential energy and water consumption in arid cities? **International Journal of Biometeorology**, v. 58, n. 7, p. 1421–1431, 2014. <https://doi.org/10.1007/s00484-013-0743-y>.

SANTA CATARINA. Portal de Serviços. Disponível em: <https://www.sc.gov.br/orgaos/centrais-eletricas-de-santa-catarina-sa>. Acesso em 3 de setembro de 2024.

SEPUD (Secretaria de Planejamento Urbano e Desenvolvimento): Joinville Cidade em Dados 2018. Prefeitura Municipal de Joinville. Joinville. 2018. 297 páginas.

SEPUD (Secretaria de Planejamento Urbano e Desenvolvimento): Joinville Cidade em Dados 2022. Prefeitura Municipal de Joinville. Joinville. 2022. 20 páginas.

SHAHBAZ, P. *et al.* Food, energy, and water nexus at household level: Do sustainable household consumption practices promote cleaner environment? **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 19, n. 19, p. 12945, 2022. <https://doi.org/10.3390/ijerph191912945>.

SIMPLE COMPLEX. Parsifal – Systematic Review Tool. 2023. Retrieved March 17, 2025, from <https://parsif.al/>

SOARES, I. dos S.; COSTA, M. S. B.; GOMES, M. de L. M.; Estudo da remoção e controle de ferro nas águas da nascente Serra do Andrade-MG. **Research Society and Development**, v. 10, n. 6, 2021. <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v10i6.15980>.

TIMOTEWOS, M.; BARJENBRUCH; M.; BEHAILU, B. The assessment of climate variables and geographical distribution on residential drinking water demand in Ethiopia. **Water**, v. 14, 2022. <https://doi.org/10.3390/w14111722>.

TISDELL, C. A. Conserving living resources in third world countries: economic and social issues. **International Journal of Environmental Studies**, v. 22, p. 11–24, 1983. <https://doi.org/10.1080/00207238308710098>.

TJUR, T. Coefficients of Determination in Logistic Regression Models-A New Proposal: The Coefficient of Discrimination. **American Statistician**, v. 63, 2009. <https://doi.org/10.1198/tast.2009.08210>.

TURNBULL, D.; CHUGH, R.; LUCK, J. Systematic-narrative hybrid literature review: A strategy for integrating a concise methodology into a manuscript. **Social Sciences & Humanities Open**. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2022.100381>.

TWISA, S.; BUCHROITHNER, M. Seasonal and annual rainfall variability and their impact on rural water supply services in the wami river basin, Tanzania. **Water**, v. 11, 2019. <https://doi.org/10.3390/w11102055>.

UYANIK, G. K.; GÜLER, N.; A Study on Multiple Linear Regression Analysis. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, v. 106, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.12.027>.

WANG, C.; LI, Z.; NI, X.; SHI.; ZHANG, J.; BIAN, J.; LIU, Y. Residential water and energy consumption prediction at hourly resolution based on a hybrid machine learning approach. **Water Research**, v. 246, n. 120733, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2023.120733>.

WANG, C.; LIN, L.; OLSSON, G.; LIU, Y.; XU, M. The scope and understanding of the water–electricity nexus. **Resources, conservation, and recycling**, v. 150, n. 104453, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104453>.

WANG, S.; WANG, S.; DAWSON, R. Energy-water nexus at the building level. **Energy e buildings**, v. 257, n. 111778, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111778>.

WEI, T.; SIMKO, V. R package 'corrplot': Visualization of a Correlation Matrix. 2024. Disponível em: <<https://github.com/taiyun/corrplot>>. Acesso em 17 de junho de 2025.

WENTZ, E. A.; GOBER, P. Determinants of small-area water consumption for the city of Phoenix, Arizona. **Water Resources Management**, v. 21, p. 1849–1863, 2007. <https://doi.org/10.1007/s11269-006-9133-0>.

YEO, I.-K.; JOHNSON, R. A. A new family of power transformations to improve normality or symmetry. **Biometrika**, v. 87, p. 954–959. 2000. <https://doi.org/10.1093/biomet/87.4.954>.

YU, J.-H.; LIN, H.-H.; LO, Y.-C.; TSENG, K.-C.; HSU, C.-H. Measures to Cope with the Impact of Climate Change and Drought in the Island Region: A Study of the Water Literacy Awareness, Attitude, and Behavior of the Taiwanese Public. **Water**, Basel, v. 13, n. 1799, 2021. <https://doi.org/10.3390/w13131799>.

YU, M.; WANG, C.; LIU, Y.; OLSSON, G.; BAI, H. Water and related electrical energy use in urban households—Influence of individual attributes in Beijing, China. **Resources, conservation, e recycling**, v. 130, p. 190–199, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2017.11.004>.

ZEISER, F. A.; DONIDA, B.; COSTA, C. A.; RAMOS, G. O.; SCHERER, J. N.; BARCELLOS, N. T.; ALEGRETTI, A. P.; IKEDA, M. L. R.; MÜLLER, A. P. W. C.; BOHN, H. C.; SANTOS, I.; BONI, L.; ANTUNES, R. S.; RIGHI, R. R.; RIGO, S. J. First and second COVID-19 waves in Brazil: A cross-sectional study of patients: Characteristics related to hospitalization and in-hospital mortality. **The Lancet Regional Health**, v. 6, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.lana.2021.100107>.

ZHOU, Q.; WANG, J.; TIAN, L.; FENG, L.; LI, J.; XING, Q. Remotely sensed water turbidity dynamics and its potential driving factors in Wuhan, an urbanizing city of China. **Journal of Hydrology**, v. 593, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125893>.

ZHOU, J.; ZHU, T. Optimization of the Water-Energy-Carbon Nexus in the Residential Water Uses of Shanghai, China. **Sustainability**, v. 16, 2024. <https://doi.org/10.3390/su16093529>.

ZHUGE, C.; YU, M.; WANG, C.; CUI, Y.; LIU, Y. An agent-based spatiotemporal integrated approach to simulating in-home water and related energy use behaviour: A test case of Beijing, China. **The Science of the total environment**, v. 708, n. 135086, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135086>.

APÊNDICES

APÊNDICE A - CÁLCULO DO TESTE QUI-QUADRADO DE ADERÊNCIA PARA VERIFICAÇÃO DA REPRESENTATIVIDADE DA AMOSTRA

Para verificar se a amostra analisada, de 243 residências possui distribuição regional compatível com a população total de unidades residenciais do município, aplicou-se o teste qui-quadrado de aderência, que avalia se as proporções observadas diferem significativamente das proporções esperadas. O teste tem estatística χ^2 que é dada pela equação:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

Em que O_i é a frequência observada na categoria i . E_i a frequência esperada na categoria i , calculada pela equação, em que n é o tamanho da amostra, de 243 residências e p_i a proporção populacional da categoria i .

$$E_i = n \cdot p_i$$

Os dados utilizados para o cálculo são apresentados na Tabela:

Dados para cálculo da estatística teste qui-quadrado para verificação da representatividade da amostra

Região	Unidades residenciais em cada região (%) (Garcia, 2020)	Frequência esperada (E_i)	Frequência observada (O_i)
Centro-Norte	32,1	78,00	84
Distrital de Pirabeiraba	1,7	4,13	3
Leste	15,7	38,15	31
Nordeste	10,2	24,79	26
Oeste	4,9	11,91	15
Sudeste	14,7	35,72	41
Sudoeste	4,3	10,45	10
Sul	16,4	39,85	33
Total	100	243	243

Os cálculos para a estatística são apresentados na Tabela:

Cálculo da estatística teste qui-quadrado para verificação da representatividade da amostra

Região	Frequência observada (O_i)	Frequência esperada (E_i)	$\frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$
Centro-Norte	84	78,00	0,46
Distrital de Pirabeiraba	3	4,13	0,31
Leste	31	38,15	1,34
Nordeste	26	24,79	0,06
Oeste	15	11,91	0,79
Sudeste	41	35,72	0,78
Sudoeste	10	10,45	0,02
Sul	33	39,85	1,18
Total			4,94

O resultado do teste mostrou $\chi^2 = 4,94$. Como o município foi dividido em 8 regiões, o teste possui 7 graus de liberdade. Para essa estatística e 7 graus de liberdade, o p-valor obtido foi de 0,67. Como o valor-p obtido é maior que o nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$), não há evidências para rejeitar a hipótese nula de que as frequências observadas seguem a distribuição populacional.

Portanto, conclui-se que a distribuição regional da amostra é compatível com a distribuição das unidades residenciais da cidade, indicando que a amostra mantém sua representatividade regional.

APÊNDICE B - Correlações entre variáveis independentes

Correlações entre variáveis independentes climáticas

Variáveis		Método	Coef.	p-valor
Temperatura	x Umidade	Kendall	0,008	0,933
	x Precipitação	Kendall	0,469	<0,001**
Umidade	x Temperatura	Kendall	0,008	0,933
	x Precipitação	Kendall	0,204	0,043*

Considerado significativo a um nível de 5% (*) e a um nível de 1% (**)

Correlações entre variáveis independentes econômicas

Variáveis		Método	Coef.	p-valor
IPCA	x PIB <i>per capita</i>	Kendall	0,358	<0,001**
	x Salário Mínimo	Kendall	0,354	<0,001**
	x População Ocupada	Kendall	0,411	<0,001**
PIB <i>per capita</i>	x IPCA	Kendall	0,358	<0,001**
	x Salário Mínimo	Kendall	0,957	<0,001**
	x População Ocupada	Kendall	0,607	<0,001**
Salário Mínimo	x IPCA	Kendall	0,354	<0,001**
	x PIB <i>per capita</i>	Kendall	0,957	<0,001**
	x População Ocupada	Kendall	0,599	<0,001**

**Considerado significativo a um nível de 1%

APÊNDICE C - Modelos preliminares dos modelos de regressão

Resultados preliminares para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de água como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		14,627	2,296	6,372	<0,001
Temperatura		0,110	0,030	3,664	<0,001
Umidade		-0,041	0,024	-1,721	0,093
Precipitação		-0,002	0,001	-1,650	0,107
PIB <i>per capita</i>		0,029	0,016	1,773	0,084
Modelo de Cobrança		-0,702	0,264	-2,657	0,011
	1	0,881	0,234	3,769	<0,001
Períodos Pandêmicos	2	0,744	0,303	2,453	0,018
	3	0,137	0,294	0,467	0,643

Erro padrão residual: 0,4811 com 41 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,6654; R² ajustado: 0,6002;

Estatística F: 10,19 com 8 e 41 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados preliminares para o modelo de regressão linear múltipla com o consumo médio de energia como variável resposta

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		-26,899	128,435	-0,209	0,835
Temperatura		10,921	1,965	5,559	<0,001
Umidade		-0,692	1,357	-0,510	0,613
Precipitação		0,024	0,049	0,493	0,625
IPCA		5,485	10,811	0,507	0,615
PIB <i>per capita</i>		2,543	0,783	3,249	0,002
	1	-9,236	11,447	-0,807	0,425
Bandeiras de cobrança	2	5,492	15,848	0,347	0,731
	3	30,932	15,822	1,955	0,058
	4	-4,655	16,166	-0,288	0,775
	1	21,213	13,471	1,575	0,124
Períodos Pandêmicos	2	-12,617	16,248	-0,777	0,442
	3	-39,862	17,975	-2,218	0,033

Erro padrão residual: 24,82 com 37 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,7028; R² ajustado: 0,6064;

Estatística F: 7,29 com 12 e 37 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados preliminares para o modelo de efeitos mistos com o consumo
médio de água como variável resposta

Variável		Coeficiente	Erro	Graus de	t-valor	p-valor
Intercepto		15,523	0,158	6,33	97,942	<0,001
Temperatura		0,358	0,103	16,871	3,460	0,003
Umidade		-0,150	0,080	32,916	-1,874	0,070
Precipitação		-0,221	0,086	35,030	-2,567	0,015
PIB per capita		0,394	0,129	7,437	3,058	0,017
Modelo de cobrança		-0,818	0,232	7,041	-3,523	0,010
Períodos	1	0,760	0,204	2,075	3,728	0,061
Pandêmicos	2	0,568	0,267	17,221	2,129	0,048
	3	-0,164	0,269	22,770	-0,609	0,548

R² condicional: 0,768; R² marginal: 0,622;

Estatística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo preliminar para o
consumo médio de água

Grupo	Nome	n	N° grupos	Variância	Desvio Padrão
Mês	Intercepto	50	12	0,091	0,302
Ano	Intercepto		5	0,003	0,054
Resíduo	-	-	-	0,149	0,386

Resultados preliminares para o modelo de efeitos mistos com o consumo
médio de energia como variável resposta

Variável		Coeficiente	Erro	Graus de	t-valor	p-valor
Intercepto		306,400	9,820	29,780	31,203	<0,001
Temperatura		26,026	6,713	28,298	3,877	<0,001
Umidade		-7,723	4,499	29,783	-1,717	0,096
Precipitação		2,917	4,495	29,123	0,649	0,521
IPCA		15,485	9,384	28,284	1,650	0,110
PIB per capita		9,538	6,001	30,618	1,589	0,122
Bandeiras Energia	1	-7,966	9,539	26,715	-0,835	0,411
	2	2,901	12,986	27,249	0,223	0,825
	3	30,758	13,783	28,098	2,232	0,034
	4	8,752	13,610	27,369	0,643	0,526
Períodos	1	19,041	11,030	26,838	1,726	0,096
	2	0,049	13,644	27,126	0,004	0,997
	3	-35,237	16,007	30,185	-2,201	0,035

R² condicional: 0,753; R² marginal: 0,500;

Estadística das variáveis de efeitos aleatórios do modelo preliminar para o consumo médio de energia

Grupo	Nome	n	N° grupos	Variância	Desvio Padrão
Mês	Intercepto	50	12	393,20	19,83
Ano	Intercepto		5	0,00	0,00
Resíduo	-	-	-	384,70	19,61

Resultados preliminares para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta

Variável	Coeficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor	
Intercepto	15,172	3,328	4,560	<0,001	
Tendência	0,021	0,019	1,131	0,267	
Sazonalidade 2	0,612	0,280	2,186	0,037	
Sazonalidade 3	-0,348	0,301	-1,155	0,258	
Sazonalidade 4	-0,138	0,397	-0,347	0,731	
Sazonalidade 5	0,209	0,472	0,443	0,661	
Sazonalidade 6	-0,455	0,580	-0,784	0,439	
Sazonalidade 7	0,017	0,645	0,026	0,979	
Sazonalidade 8	0,303	0,623	0,486	0,630	
Sazonalidade 9	0,686	0,491	1,397	0,173	
Sazonalidade 10	0,220	0,418	0,526	0,603	
Sazonalidade 11	0,274	0,387	0,706	0,486	
Sazonalidade 12	0,182	0,350	0,519	0,608	
Temperatura	0,106	0,061	1,756	0,090	
Umidade	-0,047	0,023	-2,056	0,049	
Precipitação	-0,002	0,001	-2,384	0,024	
PIB <i>per capita</i>	0,024	0,035	0,675	0,505	
Modelo de cobrança	-1,063	0,275	-3,868	<0,001	
	1	0,524	0,265	1,977	0,058
Períodos pandêmicos	2	0,455	0,281	1,617	0,117
	3	-0,305	0,292	-1,046	0,304

Erro padrão residual: 0,3879 com 29 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,8462; R² ajustado: 0,7401;

Estatística F: 7,976 com 20 e 29 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de água como variável resposta com autocorrelação residual significativa

Variável		Coefficiente	Erro Padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		19,533	1,670	11,698	<0,001
Tendência		0,035	0,009	3,936	<0,001
Sazonalidade	1	-0,596	0,193	-3,086	0,004
Sazonalidade	2	-1,114	0,239	-4,667	<0,001
Sazonalidade	3	-0,283	0,197	-1,441	0,158
Umidade		-0,050	0,022	-2,303	0,027
Precipitação		-0,002	0,001	-2,113	0,041
Modelo de cobrança		-1,293	0,280	-4,619	<0,001
	1	0,434	0,236	1,843	0,073
Períodos pandêmicos	2	0,395	0,272	1,454	0,154
	3	-0,223	0,257	-0,867	0,391

Erro padrão residual: 0,4195 com 39 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,758; R² ajustado: 0,696;

Estatística F: 12,22 com 10 e 39 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados preliminares para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de energia como variável resposta

Variáveis		Coefficiente	Erro padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		-75,963	139,295	-0,545	0,589
Tendência		-2,227	0,859	-2,592	0,014
Sazonalidade	1	-18,494	12,667	-1,460	0,154
Sazonalidade	2	-27,252	19,141	-1,424	0,163
Sazonalidade	3	-38,996	12,953	-3,011	0,005
Temperatura		7,113	2,325	3,060	0,004
Umidade		-0,434	1,252	-0,347	0,731
Precipitação		0,005	0,047	0,116	0,908
IPCA		12,712	1,712	3,116	0,004
PIB <i>per capita</i>		5,335	9,874	1,287	0,207
	1	-19,705	10,906	-1,807	0,080
Bandeiras	2	0,972	14,129	0,069	0,946
	3	21,502	14,802	1,453	0,156
	4	14,381	15,013	0,958	0,345
Períodos pandêmicos	1	34,117	13,047	2,615	0,013
	2	-2,257	15,077	-0,150	0,882
	3	-43,032	18,237	-2,360	0,024

Erro padrão residual: 22,21 com 33 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,7878; R² ajustado: 0,6849;

Estatística F: 7,656 com 16 e 33 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados para o modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de energia como variável resposta com resíduos não normais

Variáveis		Coefficiente	Erro padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		35,301	104,607	0,337	0,738
Tendência		-1,033	0,829	-1,245	0,220
Sazonalidade	1	-19,863	13,034	-1,524	0,135
Sazonalidade	2	-28,826	19,692	-1,464	0,151
Sazonalidade	3	-41,895	13,504	-3,102	0,004
Temperatura		5,726	2,290	2,501	0,017
PIB <i>per capita</i>		3,176	1,694	1,875	0,068
	1	22,214	12,312	1,804	0,079
Períodos pandêmicos	2	-0,379	13,894	-0,027	0,978
	3	-17,296	15,418	-1,122	0,269

Erro padrão residual: 24,72 com 40 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,6813; R² ajustado: 0,6096;

Estatística F: 9,502 com 9 e 40 graus de liberdade; p-valor: <0,001.

Resultados preliminares para o segundo modelo de regressão de séries temporais com o consumo médio de energia como variável resposta

Variáveis		Coefficiente	Erro padrão	t-valor	p-valor
Intercepto		-346,312	176,284	-1,965	0,058
Tendência		-3,493	1,030	-3,392	0,002
Sazonalidade	1	-9,989	11,446	-0,873	0,389
Sazonalidade	2	-11,077	18,036	-0,614	0,543
Sazonalidade	3	-23,377	13,270	-1,762	0,087
Temperatura		6,812	2,199	3,098	0,004
Umidade		-1,740	1,240	-1,404	0,170
Precipitação		0,049	0,043	1,147	0,259
IPCA		0,684	0,180	3,798	<0,001
Salário Mínimo		19,031	9,592	1,984	0,056
	1	-6,213	10,065	-0,617	0,541
	2	8,290	13,498	0,614	0,543
Bandeiras	3	16,359	13,953	1,172	0,249
	4	-3,456	15,015	-0,231	0,818
Períodos pandêmicos	1	36,481	12,416	2,938	0,006
	2	26,048	14,072	1,851	0,073
	3	3,652	15,262	0,239	0,812

Erro padrão residual: 21,08 com 33 graus de liberdade;

R² múltiplo: 0,8089; R² ajustado: 0,7162;

Estatística F: 8,729 com 16 e 33 graus de liberdade; p-valor: <0,001.



JOINVILLE
CENTRO DE CIÊNCIAS
TECNOLÓGICAS

UNIVERSIDADE DO ESTADO DE SANTA CATARINA – UDESC
BIBLIOTECA UNIVERSITÁRIA
REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL

CENTRO DE CIÊNCIAS TECNOLÓGICAS – CCT

ATESTADO DE VERSÃO FINAL

Eu, Andreza Kalbusch, professor(a) do curso de Mestrado Acadêmico de Engenharia Civil, declaro que esta é a versão final aprovada pela comissão julgadora da dissertação/tese intitulada: **“CONSUMO DE ÁGUA E ENERGIA ELÉTRICA EM DOMICÍLIOS: ESTUDO DE CASO LONGITUDINAL EM JOINVILLE/SC”** de autoria do(a) acadêmico Gabriela Haag Coelho.

Joinville, 12 de setembro de 2025.

Assinatura digital do(a) orientador(a):

Andreza Kalbusch