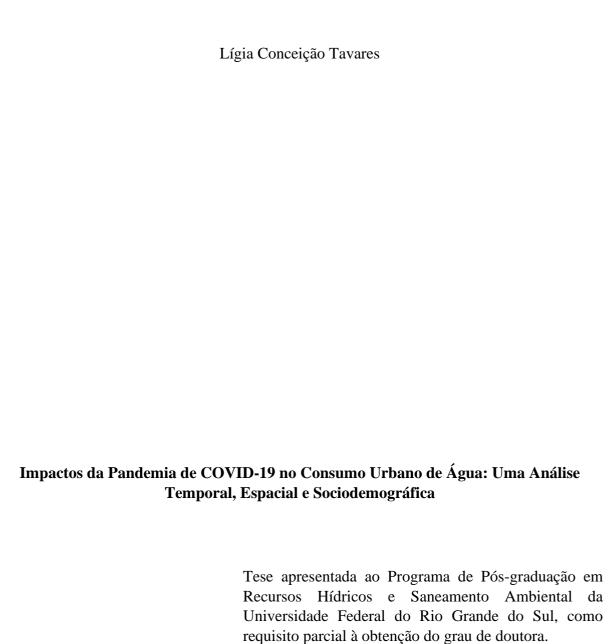
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL INSTITUTO DE PESQUISAS HIDRÁULICAS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL

Lígia Conceição Tavares

Impactos da Pandemia de COVID-19 no Consumo Urbano de Água: Uma Análise Temporal, Espacial e Sociodemográfica

Porto Alegre



Orientador: Juan Martín Bravo

Porto Alegre 2024

CIP - Catalogação na Publicação

```
Tavares, Lígia Conceição
Impactos da Pandemia de COVID-19 no Consumo Urbano
de Água: Uma Análise Temporal, Espacial e
Sociodemográfica / Lígia Conceição Tavares. -- 2024.
146 f.
Orientador: Juan Martin Bravo.
```

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Porto Alegre, BR-RS, 2024.

1. consumo de água. 2. pandemia. 3. COVID-19. 4. abastecimento urbano de água. 5. fatores de influência. I. Bravo, Juan Martin, orient. II. Título.

Lígia Conceição Tavares

Impactos da Pandemia de COVID-19 no Consumo Urbano de Água: Uma Análise Temporal, Espacial e Sociodemográfica

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial à obtenção do grau de doutora.

Aprovado em: Porto Alegre, 04 de dezembro de 2024

Prof. Dr. Juan Martin Bravo – UFRGS Orientador

Prof^a. Dr^a. Andreza Kalbusch – UDESC Examinadora

Prof^a. Dr^a. Luiza Carla Girard Mendes Teixeira – UFPA Examinadora

Prof. Dr. Gino Gehling – UFRGS Examinador

AGRADECIMETOS

A jornada para a conclusão desta tese foi longa e desafiadora, e não teria sido possível sem o apoio, incentivo e orientação de muitas pessoas e instituições que, de alguma forma, contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Um agradecimento especial à minha família, pelo amor incondicional, pela compreensão e pelo apoio nos momentos mais difíceis. Meu marido, Ian, que sempre me incentivou e acreditou em mim, mesmo quando eu mesma duvidava. Sua presença foi fundamental para que eu mantivesse a fé e a força necessária para concluir este projeto. Aos meus pais e irmãs, por serem a minha base e meu suporte em todos os momentos.

Aos amigos que estiveram comigo nessa jornada, o meu mais profundo agradecimento. Júnior, Maria Cristina, Rafael, Thais F., Dani, Ana Flávia, Nestor, Juliana, Fran Vanelli, Jéssica, Larissa, Túlio, Paixão, Thais P., Maria Tereza, Elaine, Marcos e Izabela, e a todos com quem convivi e compartilhei momentos especiais ao longo desses anos. Vocês tornaram essa caminhada mais leve e suportável, com conversas, risos e apoio moral. Vocês foram meu alívio cômico em meio ao caos e minha âncora em tempos difíceis.

Ao meu orientador, professor Juan, registro aqui minha sincera gratidão por sua paciência, orientação e dedicação ao longo de todo o processo. Sua expertise e compromisso com a pesquisa foram essenciais para a realização deste trabalho. Ter um orientador que apoia e compreende seus orientandos é um privilégio inestimável, especialmente em um ambiente acadêmico onde, muitas vezes, a saúde mental é negligenciada.

Um agradecimento especial à Luisa, bolsista de iniciação científica, meu braço direito durante essa jornada. Sua dedicação e compromisso foram fundamentais, e sua parceria ao lado do professor Juan tornou possível a realização deste trabalho.

Aos membros da banca examinadora, agradeço a leitura cuidadosa e pelas valiosas sugestões que enriqueceram significativamente este estudo.

Aos professores e técnicos do Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, meu agradecimento pelas discussões enriquecedoras, pelo suporte acadêmico e técnico, pela infraestrutura oferecida, e pelas amizades construídas ao longo desses anos

Às instituições que financiaram e apoiaram esta pesquisa, expresso meu profundo agradecimento. À CAPES e à FAURGS, pelo suporte financeiro que possibilitou a realização

deste trabalho, e às entidades que forneceram os dados e informações essenciais para o desenvolvimento da pesquisa, como o SEMAE de São Leopoldo e o IBGE.

Por fim, realizar pesquisa científica é sempre um desafio. Fazê-la durante uma pandemia global trouxe desafios ainda maiores. Conciliar as dificuldades da pesquisa com a realidade de uma crise sanitária e o desmonte da educação pública, além do descaso com a saúde por parte das autoridades, foi uma tarefa árdua. No entanto, mesmo diante de tantas adversidades, a ciência se fez presente.

Que este seja um testemunho da importância da ciência e da universidade pública.

RESUMO

TAVARES, Lígia Conceição. Impactos da Pandemia de COVID-19 no Consumo Urbano de Água: Uma Análise Temporal, Espacial e Sociodemográfica. 2024. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande Sul, Porto Alegre, 2024.

A presente tese de doutorado intitulada "Impactos da Pandemia de COVID-19 no Consumo Urbano de Água: Uma Análise Temporal, Espacial e Sociodemográfica," apresenta uma análise abrangente sobre as mudanças no consumo urbano de água durante a pandemia de COVID-19, utilizando o município de São Leopoldo-RS como estudo de caso. O objetivo principal da pesquisa foi compreender como a pandemia afetou o consumo de água, avaliando as variações temporais e espaciais, além de explorar fatores sociodemográficos que influenciaram o comportamento de consumo. A pesquisa destacou que, com a pandemia e as medidas de distanciamento social, houve alterações significativas nos padrões de consumo de água. O consumo residencial aumentou, impulsionado pelo maior tempo que as pessoas passaram em casa, enquanto o consumo comercial e industrial diminuiu devido às restrições econômicas e ao fechamento de negócios. O primeiro artigo revisa a literatura sobre o impacto da COVID-19 no consumo de água em diversas regiões do mundo, identificando os principais fatores que afetaram esse consumo. O segundo artigo traz uma análise detalhada das mudanças no consumo de água em São Leopoldo durante dois anos de pandemia, comparando diferentes categorias de usuários (residencial, comercial, industrial e público). O terceiro artigo aprofunda a análise do consumo residencial, utilizando uma abordagem sociodemográfica para identificar padrões de consumo e prever variações. Os resultados demonstram que, além do aumento no consumo residencial, fatores como renda e o número de habitantes por residência influenciaram o uso da água. A pesquisa também aponta que variáveis climáticas, como temperatura e precipitação, não tiveram uma correlação significativa com as mudanças no consumo durante a pandemia. Assim, ressalta-se a importância de adaptar a gestão de recursos hídricos para crises futuras, compreendendo as características socioeconômicas que influenciam a demanda de água. Isso permitirá auxiliar empresas de saneamento e formuladores de políticas a planejarem melhor operações e a alocação de recursos em situações futuras similares à pandemia.

Palavras-chave: Consumo de água; Pandemia; COVID-19; Fatores de influência. Sociodemografia.

ABSTRACT

Tavares, Lígia Conceição. Impacts of the COVID-19 Pandemic on Urban Water Consumption: A Temporal, Spatial, and Socio-Demographic Analysis. 2024. Thesis (Doctoral Water Resources and Environmental Engineering) – Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2024.

The present doctoral thesis, entitled "Impacts of the COVID-19 Pandemic on Urban Water Consumption: A Temporal, Spatial, and Sociodemographic Analysis," offers a comprehensive analysis of the changes in urban water consumption during the COVID-19 pandemic, using the municipality of São Leopoldo-RS as a case study. The main objective of the research was to understand how the pandemic affected water consumption by assessing temporal and spatial variations while also exploring sociodemographic factors that influenced consumption behavior. The research highlighted that, with the pandemic and social distancing measures, there were significant changes in water consumption patterns. The extended time people spent at home led to an increase in residential consumption, while economic restrictions and business closures led to a decrease in commercial and industrial consumption.

The first article reviews the literature on the impact of COVID-19 on water consumption around the world, identifying the main factors that affected this consumption. The second article provides a detailed analysis of changes in water consumption in São Leopoldo over two years of the pandemic, comparing different user categories (residential, commercial, industrial, and public). The third article focuses on residential consumption using a sociodemographic approach to identify consumption patterns and predict variations. The results show that, in addition to the increase in residential consumption, factors such as the age composition of households, income, and type of housing influenced water use. The research also points out that climate variables, such as temperature and precipitation, did not have a significant correlation with changes in consumption during the pandemic.

This highlights the importance of adapting water management to future crises by understanding the socio-economic characteristics that influence water demand. This will help sanitation companies and policymakers better plan operations and resource allocation in future situations similar to the pandemic.

Keywords: Water consumption; Pandemic; COVID-19; Influencing factors; Sociodemographics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Esquema geral da estrutura da tese
Figura 2.1 - Diagrama de fluxo da busca sistemática
Figura 2.2 - Nuvem de palavras das palavras-chave dos artigos analisados
Figura 2.3 - Mapa de distribuição espacial da quantidade de artigos analisados30
Figura 2.4 - Quantidade de artigos por tipo de usuário
Figura 2.5 - Nível de consumo analisado dos artigos
Figura 2.6 - Localização do município de São Leopoldo: (a) no Brasil, (b) na Região
Metropolitana e (c) entre os municípios limítrofes
Figura 2.7 - Pirâmide Etária de São Leopoldo (Censo 2022)
Figura 2.8 - Divisão política-administrativa e censitária de São Leopoldo/RS48
Figura 2.9 - Registros de usuários do sistema de abastecimento de água, de 2017 a 2021,
segundo a SEMAE
Figura 2.10 - Sistema de bandeiramento no Estado do Rio Grande do Sul, agosto de 202252 $$
Figura 2.11 - Número de novos casos positivos de COVID-19 em 2 anos de pandemia 54
Figura 2.12 - Linha do tempo do número de casos e medidas de controle tomadas pela prefeitura
municipal
Figure 2.1. Man of (a) the state of Die Crando de Sul in Drazil (b) the Matronalitan Decien of
Figure 3.1 - Map of (a) the state of Rio Grande do Sul in Brazil, (b) the Metropolitan Region of
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d)
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d)
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided
Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided

(e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January, and
(1) February70
Figura 3.7 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic
and pandemic periods for Commercial Water Consumption. (a) March, (b) April, (c) May (d)
June, (e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January,
and (1) February71
Figura 3.8 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic
and pandemic periods for Public Water Consumption. (a) March, (b) April, (c) May (d) June,
(e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January, and
(I) February72
Figure 3.9 - Changes in monthly water consumption by neighborhood and consumer category,
based on consumers with statistically significant change: (a) residential, (b) commercial, (c)
industrial, and (d) public76
Figura 4.1 - Divisão da cidade de São Leopoldo em setores censitários86
Figura 4.2 - Faixas de consumo de água88
Figura 4.3 - Mudanças de cada faixa de consumo durante a pandemia de COVID-1993
Figura 4.4 - Distribuição dos usuários nas faixas de consumo durante a pandemia, em termos
percentuais (a) e unitários (b)94
Figura 4.5 - Usuários (%) que mantêm, aumentam ou diminuem seu consumo de água em cada
SC durante a pandemia97
Figura 4.6 - Mapa de comparação entre o percentual de usuários que mudaram
significativamente o consumo de água por bairro (a) e o percentual de usuários que mudaram
de categoria de consumo por SC (b)98
Figura 4.7 - Distribuição dos setores censitários por mudança no consumo de água99
Figura 4.8 - Árvore de decisão a partir das variáveis classe social e moradia
Figura 4.9 - Árvore de decisão a partir das variáveis classe social, moradia e faixa etária 104
Figura 4.10 - Comparação entre os resultados do modelo de árvore de decisão e os dados reais:
(a) Mapa com os resultados do modelo, (b) Mapa com os resultados observados, e (c) Mapa
indicando os SC utilizados para teste e treinamento, além dos SC corretamente classificados,
para as variáveis "classe social" e "moradia"107

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Processo de Identificação e Triagem.	21
Tabela 2.2 - Lista de bibliográficas selecionada	25
Tabela 2.3- Informações gerais do município de São Leopoldo.	46
Table 3.1 - p-value of the paired Wilcoxon test.	67
Table 3.2 - Average monthly increase of water consumed during the pandemic and percent	age
of users who changed their consumption, by consumer category.	75
Tabela 4.1 - Informações gerais da cidade e dos dados analisados.	87
Tabela 4.2 - Informações sociodemográficas de São Leopoldo.	87
Tabela 4.3 - Variáveis de entrada do modelo de cada grupo de fatores.	90
Tabela 4.4 - Distribuição dos usuários em classes de consumo de água, com base na quantid	lade
de água consumida mensalmente durante a pré-pandemia (PP)	92
Tabela 4.5 - Mudanças de categoria de consumo de água durante a pandemia	92
Tabela 4.6 - Valores de acurácia global, índice Kappa e p-valor de McNemar para cada conju	ınto
de variáveis sociodemográficas analisadas	100

SUMÁRIO

1. CO	ONSIDERAÇÕES INICIAIS	14
1.1. Ju	ustificativa	14
1.2. O	Objetivos	16
1.3. O	Organização do Texto	16
2. FU I	NDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1. Aı	rtigo I: A Pandemia de COVID-19 e o Consumo Urbano de Água: Um	ıa revisão
sistem	nática	19
2.1.1.	Introdução	20
2.1.2.	Metodologia	20
2.1.3.	Resultados e Discussões	29
2.1.4.	Conclusões	41
2.2. A _l	prendizado de Máquina e Árvores de Decisão	42
2.3. Es	studo de caso: Município de São Leopoldo-RS	46
2.3.1.		
2.3.2.	Enfrentamento da pandemia de COVID-19	51
3. AR'	RTIGO II: SPATIO-TEMPORAL CHANGES IN URBAN	WATER
CONS	SUMPTION DURING 2 YEARS OF THE COVID-19 PANDEMIC IN SO	UTHERN
BRAZ	ZIL	56
3.1. In	ntroduction	57
3.2. M	lethodology	59
3.2.1.	Case study	60
3.2.2.	Data collection	62
3.2.3.	Analysis of the temporal changes in water consumption	64
3.2.4.	Analysis of the spatial changes in water consumption	65
3.3. Re	esults and Discussion	66
3.3.1.	Temporal changes in water consumption	66
3.3.2.	Spatial change in water consumption	74
3.4. Co	Conclusions	78
	RTIGO III: ENTENDENDO AS MUDANÇAS NO CONSUMO RESIDEN	
	A DURANTE A PANDEMIA: UMA ANÁLISE SOCIODEMOGRÁFICA	
	RASIL	
	ntrodução	

4.2. M	etodologia	85
4.2.1.	Descrição dos dados	86
4.2.2.	Categorização dos usuários e mudança do consumo	88
4.2.3.	Categorização de setores censitários e mudança no consumo de água	89
4.2.4.	Classificação da mudança de consumo de água	89
4.3. R	esultados e discussões	91
4.3.1.	Categorização dos usuários e mudança do consumo de água	91
4.3.2.	Mudanças no consumo de água por setor censitário	96
4.3.3.	Classificação da mudança de consumo de água a partir de variáveis socio	lemográficas
		100
4.4. C	onclusões	108
5. CO	NSIDERAÇÕES FINAIS	109
6. RE	COMENDAÇÕES	111
REFE	RÊNCIAS	113
ANEX	OS	128
Anexo	I	129
Anexo	ш	130
APÊN	DICES	135
Apênd	lice I	136
Anênd	lice II	140

1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nesse capítulo introdutório será apresentada a justificativa para o desenvolvimento do estudo, os objetivos da pesquisa e a organização estrutural do documento. A justificativa abordará a relevância do estudo no contexto atual, especialmente considerando os impactos da pandemia no consumo de água. Os objetivos da pesquisa delinearão as questões centrais que o estudo pretende responder e os resultados esperados. Por fim, a organização estrutural do documento será descrita, oferecendo uma visão geral dos capítulos subsequentes e como cada um contribui para a compreensão do tema.

1.1. Justificativa

Uma das preocupações mais frequentes e relevantes da atualidade é melhorar a gestão dos recursos hídricos em todos os seus níveis. A gestão da água visa garantir disponibilidade e manejo sustentável. Para tanto, em 2015, a Organização das Nações Unidas estabeleceu 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), entre os quais o Objetivo 6 – Água limpa e saneamento – busca garantir a disponibilidade e a gestão sustentável da água potável e do saneamento para todos. No Brasil, entre as metas associadas ao Objetivo 6, está a de aumentar substancialmente a eficiência do uso da água em todos os setores até 2030, assegurando retiradas sustentáveis e o abastecimento necessário para reduzir o número de pessoas que sofrem com a escassez (IPEA, 2019). Assim, para alcançar um uso mais eficiente e melhorar a gestão do abastecimento de água, é crucial entender como ocorre o consumo e quais fatores o influenciam (Fan *et al.*, 2017; Hussien; Memon; Savic, 2016).

No entanto, até então, a maioria das discussões têm considerado apenas situações "típicas", ou seja, as rotinas normais do dia a dia dos usuários do sistema urbano de abastecimento de água. Contudo, é fundamental avaliar como ocorre o consumo urbano de água durante situações extremas, como a pandemia de COVID-19. Como essa pandemia e as medidas de controle implementadas afetaram o consumo urbano de água e, por conseguinte, o sistema de abastecimento de água? Como diferenciar as causas dessas mudanças e manter a gestão eficiente dos recursos hídricos urbanos diante dessas situações desafiadoras?

A deflagração da pandemia de COVID-19 pela Organização Mundial da Saúde em 11 de março de 2020 (WHO, 2020a) e as medidas de controle subsequentes (WHO, 2020b) geraram impactos em diversos setores da sociedade global. Em Quebec, Canadá, por exemplo, houve um aumento no consumo de energia elétrica nas residências (Rouleau; Gosselin, 2021). Países como os EUA e da Europa enfrentaram impactos negativos na saúde e no bem-estar psicológico

(Brown *et al.*, 2021; Leenaerts *et al.*, 2021; Misery *et al.*, 2021; Mulugeta; Hoque, 2021). Além disso, observou-se uma redução nas pressões antrópicas sobre o meio ambiente em cidades como Milão, Itália, e Wuhan, China (Firozjaei *et al.*, 2021).

Durante a pandemia, as medidas de distanciamento social alteraram os padrões de uso da água em várias cidades, afetando tanto o consumo residencial quanto o não residencial (Abulibdeh, 2021; Cvetković; Nešović; Terzić, 2021; Evangelista *et al.*, 2023; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Mirahmadizadeh *et al.*, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Shanableh *et al.*, 2022; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Tavares, L. *et al.*, 2023). Buurman Freiburghaus e Castellet-Viciano (2022) realizaram uma revisão abrangente, abordando dados e informações de nove países distintos, e concluíram que houve alterações nos horários e locais de uso da água. Com o aumento do trabalho e estudo em casa, houve uma notável mudança nos horários em que as atividades de uso da água ocorriam (Cominato *et al.*, 2022). Além disso, observou-se uma redistribuição do uso da água, com mais pessoas em casa, resultando em um aumento no consumo residencial de água, enquanto a demanda em áreas comerciais e de escritórios diminuiu (Abulibdeh, 2021; Gholami *et al.*, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Nemati; Tran, 2022; Silva *et al.*, 2022).

Essa elevação no consumo foi impulsionada por uma maior frequência de lavagem das mãos e limpeza de superfícies, além das alterações nas rotinas diárias devido ao *home office* e ao fechamento de escolas (Almulhim; Aina, 2022). Ao mesmo tempo que, setores comerciais e industriais apresentaram uma redução significativa no consumo de água, refletindo as restrições de funcionamento e a diminuição das atividades econômicas, embora alguns contextos específicos, como a produção de alimentos e produtos essenciais, tenham mostrado um aumento na demanda (Gholami *et al.*, 2023).

Essas mudanças levaram a ajustes espaciais nos padrões de uso da água (Abulibdeh, 2021; Ba *et al.*, 2022; Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, 2023; Tavares *et al.*, 2023), ressaltando a importância e necessidade de adaptar e fortalecer os sistemas de gestão de recursos hídricos para enfrentar crises sanitárias e garantir a sustentabilidade do abastecimento de água (Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022).

Diante desse cenário, compreender as mudanças no consumo urbano de água durante a pandemia de COVID-19 e seus impactos no sistema de abastecimento de água torna-se crucial. Essa compreensão auxilia na tomada de decisões dos gestores do serviço de abastecimento de água, possibilitando a implementação de medidas para aumentar a eficiência do uso da água. Para tanto, é fundamental dispor de dados adequados que representem a cidade e suas

particularidades no que diz respeito ao consumo urbano de água. Nesse contexto, a cidade de São Leopoldo-RS foi selecionada como área de estudo devido ao amplo registro dos volumes de água mensais consumidos por diferentes categorias de usuários. Além disso, o moderno sistema de registro e controle de consumidores de água disponibilizado pelo Serviço Municipal de Água e Esgotos (SEMAE) foi fundamental para o desenvolvimento da pesquisa.

1.2. Objetivos

O objetivo principal desta pesquisa é compreender de forma quantitativa como a pandemia de COVID-19 afetou o consumo urbano de água, analisando a variabilidade temporal e espacial do consumo na cidade de São Leopoldo-RS.

Os objetivos específicos são os seguintes:

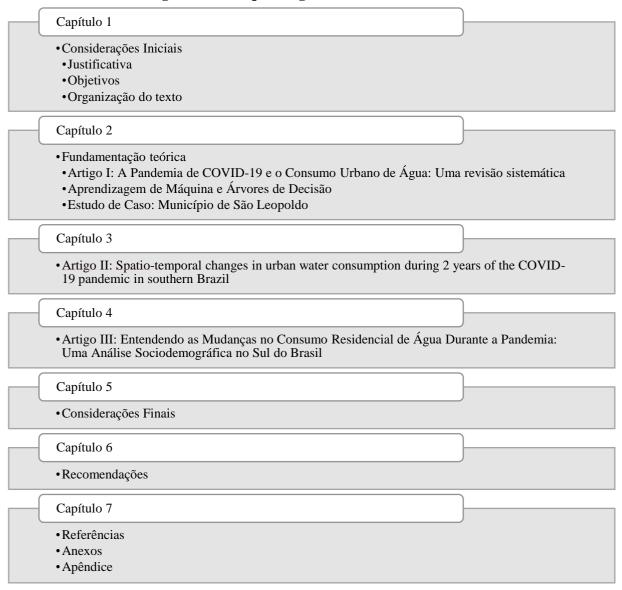
- Compreender o estado da arte das investigações acerca do impacto da pandemia no consumo urbano de água, identificando metodologias, resultados e lacunas relevantes na literatura científica.
- Avaliar as mudanças no consumo de água provocadas pela pandemia, considerando as particularidades de cada categoria de usuário do sistema de abastecimento.
- Avaliar a relação entre as características sociodemográficas dos consumidores residenciais e o consumo de água, com o objetivo de entender como a pandemia de COVID-19 modulou essa relação.

Os resultados desta pesquisa têm o potencial de fornecer diretrizes importantes para o dimensionamento de sistemas de abastecimento de água e para a gestão eficiente dos serviços públicos de abastecimento. Essas informações serão valiosas para orientar decisões futuras e melhorar a sustentabilidade e eficiência do fornecimento de água em áreas urbanas.

1.3. Organização do Texto

A presente tese de doutorado adota o formato de artigos, os quais abordam diferentes aspectos do tema em questão, conforme ilustrado na Figura 1.1. Ao todo, foram elaborados seis capítulos que compõem a estrutura deste trabalho acadêmico.

Figura 1.1 - Esquema geral da estrutura da tese.



O primeiro capítulo introduz a pesquisa, fornecendo suas bases e justificativas, delineando os objetivos a serem alcançados e oferecendo uma visão geral da estrutura da tese. O segundo capítulo, por sua vez, é dedicado à fundamentação teórica, com uma revisão sistemática do estado da arte, utilizando informações extraídas de artigos científicos relevantes ao tema. Esse capítulo também apresenta os conceitos de aprendizado de máquina e árvores de decisão. Como resultado dessa revisão, foi produzido o Artigo I, submetido para publicação em uma revista científica, atualmente em fase de avaliação. Além disso, é oferecida uma descrição detalhada do município de São Leopoldo, incluindo a situação atual do serviço de abastecimento de água, os impactos da pandemia de COVID-19 na região e uma análise sociodemográfica da cidade.

Os capítulos três e quatro são direcionados para a apresentação dos principais resultados da tese. No terceiro capítulo, encontra-se o Artigo II: *Spatio-temporal changes in urban water*

consumption during 2 years of the COVID-19 pandemic in southern Brazil", publicado na Revista Water Supply em abril de 2023. Este artigo oferece uma avaliação abrangente do consumo total de água, comparando dados de antes e durante a pandemia de COVID-19, e identifica as categorias de usuários mais impactadas pelas medidas de contenção governamentais.

Identificando o consumo residencial como o mais afetado, o quarto capítulo apresenta o ARTIGO III: Entendendo As Mudanças No Consumo Residencial De Água Durante A Pandemia de COVID-19: Uma Análise Sociodemográfica No Sul Do Brasil. Este artigo aprofunda a análise das alterações no consumo residencial, estabelecendo padrões de uso de água no município e discutindo a relação entre o consumo de água e as diferenças sociodemográficas. O objetivo é contribuir para o entendimento das variáveis que influenciam o consumo de água e, consequentemente, para a gestão eficiente do serviço público de abastecimento. Atualmente, este artigo encontra-se em fase de avaliação para publicação em uma revista científica.

Por fim, o quinto capítulo apresenta as principais conclusões e observações da tese, seguido de recomendações para estudos futuros. O Referencial Bibliográfico e os Anexos, utilizados como base para o desenvolvimento da pesquisa e redação do documento, estão organizados no capítulo final. O Apêndice traz uma breve avaliação da relação entre a pandemia de COVID-19, a precipitação pluviométrica e o consumo de água na área de estudo.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esse capítulo está divido em três partes, na primeira é apresentada uma revisão da literatura sobre a relação da pandemia de COVID-19 e o consumo de água, destacando os tipos de dados analisados, os locais que foram estudados, a categoria de usuários do sistema, a forma que essa avaliação foi realizada e os principais resultados obtidos.

Na segunda parte é apresentada uma descrição geral de métodos de aprendizado de máquina, com destaque para as metodologias de desenvolvimento de árvores de decisão e suas aplicações. Essa foi a metodologia empregada para avaliação da relação entre as mudanças no consumo de água durante a pandemia e as variáveis sociodemográficas.

Por fim, é descrita a área de estudo, o Município de São Leopoldo-RS, organizando informações gerais sobre o município, sobre a população, a organização territorial e área. Foram trazidas informações sobre o sistema de abastecimento urbano de água e a prestação de serviço, e sobre a situação do município durante a pandemia de COVID-19, destacando o número de casos confirmados e as medidas de controle tomadas pela prefeitura municipal.

2.1. Artigo I: A Pandemia de COVID-19 e o Consumo Urbano de Água: Uma revisão sistemática

Baseado no artigo submetido à revista científica

Resumo

O artigo analisa o impacto da pandemia no consumo de água em áreas urbanas, utilizando a metodologia ROSES para revisão da literatura. Foram selecionados 69 artigos, analisando palavras-chave, estudos de caso, métodos de coleta de dados e impacto da pandemia no consumo de água. A pandemia de COVID-19 influenciou significativamente o consumo de água, especialmente no contexto residencial, com aumento devido ao maior tempo em casa. Fatores socioeconômicos influenciaram o consumo de água, enquanto variáveis climáticas não mostraram uma relação significativa. No consumo comercial e no industrial, houve redução durante a pandemia. Os estabelecimentos públicos apresentaram divergências, com alguns estudos apontando um aumento e outros uma redução. Essas conclusões sublinham a complexidade do impacto da pandemia no consumo de água e a importância de uma abordagem multidisciplinar para a gestão eficiente dos recursos hídricos em tempos de crise.

Palavras-chave: Consumo de água, Pandemia de COVID-19, Gestão de recursos hídricos, Revisão sistemática, Impacto socioeconômico.

2.1.1. Introdução

Um fornecimento estável de água potável é essencial para garantir a saúde pública, especialmente em períodos de surtos epidêmicos (Silva *et al.*, 2023). Durante a pandemia de COVID-19, a intensificação das práticas de higiene e o aumento do tempo em casa resultaram em mudanças no consumo de água, afetando não apenas o setor residencial, mas também os setores comercial e industrial (Abulibdeh, 2021; Changklom *et al.*, 2021; Evangelista *et al.*, 2023; Feizizadeh *et al.*, 2021; Gholami *et al.*, 2023; Jia *et al.*, 2022; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Moglia; Nygaard, 2024; Nemati; Tran, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Roopnarine *et al.*, 2023; Tavares *et al.*, 2023). Diante do impacto socioeconômico global da pandemia, compreender essas dinâmicas tornou-se crucial para planejar a resiliência dos sistemas urbanos de abastecimento.

Embora diversos estudos tenham investigado o impacto das medidas de controle sanitário adotadas durante a COVID-19, esses esforços foram em grande parte focados em análises locais ou regionais (eg. Cichońa; Królikowsk, 2023; Kurniawan *et al.*, 2022; Shanableh *et al.*, 2022). No entanto, há uma necessidade premente de uma compreensão global da resposta da sociedade a essas crises, a fim de desenvolver estratégias mais eficazes para lidar com possíveis disrupções no abastecimento de água urbana.

Este estudo, utilizando a metodologia ROSES (*RepOrting standards for Systematic Evidence Syntheses*), busca preencher essa lacuna ao realizar uma revisão sistemática da literatura disponível, oferecendo uma análise abrangente das tendências de consumo de água durante a pandemia. Ao identificar padrões e variáveis críticas, este trabalho visa contribuir para a formulação de estratégias mais eficientes na gestão de recursos hídricos em futuras crises globais.

2.1.2. Metodologia

Foi utilizada a metodologia ROSES como método de revisão sistemática, pois é especialmente indicada para áreas de estudo relacionadas à conservação e gestão ambiental (Haddaway *et al.*, 2018). O objetivo do ROSES é encorajar os pesquisadores a desenvolverem revisões de alta qualidade, facilitando a avaliação e a revisão dos métodos propostos ou utilizados.

A aplicação do protocolo ROSES envolve uma estratégia de busca sistemática, organizada em três subprocessos principais: identificação, triagem (com base em critérios de inclusão e exclusão) e elegibilidade. Após essa etapa, é realizada a avaliação da qualidade dos artigos

selecionados, detalhando a estratégia aplicada para assegurar a qualidade dos trabalhos a serem revisados. Finalmente, os dados são organizados para a revisão, análise e validação.

2.1.2.1. Identificação e triagem da literatura

O primeiro processo, a identificação, consiste na busca dos artigos publicados relacionados ao tema da pesquisa. Esse processo ocorre através da busca por sinônimos, termos relacionados e variações das principais palavras-chave do estudo, como "demanda ou consumo de água" e "COVID-19 ou coronavírus". O objetivo é ampliar a busca e encontrar o maior número possível de artigos relevantes para a revisão.

A pesquisa foi conduzida nas bases de dados Web of Science (WoS) e Scopus, utilizando a assinatura da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, para identificar estudos revisados por pares e publicados até maio de 2024. Estas bases de dados foram selecionadas devido à sua vasta abrangência (indexando mais de 5000 editoras), funções de busca avançada, controle de qualidade dos artigos e foco multidisciplinar (Martin-Martin *et al.*, 2018; Gusenbauer e Haddaway, 2019).

As buscas foram realizadas em títulos, resumos, palavras-chave utilizadas por estudos anteriores e palavras-chave sugeridas, utilizando uma cadeia completa de busca com o auxílio de operadores lógicos (OR e AND) que permitem obter uma resposta booleana. Para garantir a qualidade da revisão, foram incorporados apenas artigos em inglês, português e espanhol, conforme apresentado na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 - Processo de Identificação e Triagem.

Data base	Termos de busca	
Web of Science	TS = ((("water consumption") OR ("water demand")) AND (COVID-19 OR	
- Veb of Belence	coronavirus))	
Scopus	TITLE-ABS-KEY(("water consum* "OR" water demand") AND (covid-19 OR	
Scopus	coronavirus))	
Critérios de Triagem		
Período	até maio/2024	
Tipo de Documento	Artigos de revista	
Idiomas	English or Portuguese or Spanish	

O processo de identificação selecionou 240 documentos científicos na base Scopus e 170 na WoS (totalizando 410 documentos), reduzidos pela triagem para 174 e 148 artigos, respectivamente (totalizando 322 documentos). Após a aplicação dos critérios de triagem, foram excluídos 139 artigos duplicados, encontrados em ambas as bases. Assim, 183 artigos restantes foram utilizados na terceira etapa: a elegibilidade.

2.1.2.2. Elegibilidade

A etapa de elegibilidade consiste em avaliar individualmente os artigos selecionados para garantir que atendem aos critérios estabelecidos. Esse processo foi realizado por meio da leitura dos títulos e resumos, resultando na exclusão de 111 artigos.

Os 111 artigos excluídos abordam uma variedade de temas, não estando especificamente relacionado ao tema foco nessa pesquisa. Estes incluem a gestão de recursos hídricos urbanos, com estudos sobre segurança hídrica em contextos de cidades turísticas, como Bidur, Nepal, e Londres, além de inovações como medidores inteligentes para melhorar o fornecimento de água pós-COVID. Também foram discutidos aspectos ambientais e de sustentabilidade, como a pegada ambiental de equipamentos de proteção individual durante a pandemia. A saúde pública foi outro foco significativo, com pesquisas sobre mudanças nos hábitos alimentares, padrões de atividade física e impactos na saúde física e mental durante o confinamento. Tecnologias emergentes para tratamento de águas residuais, como a fotocatálise nano, foram exploradas, assim como modelos digitais para simular o uso da terra e estimar a demanda e oferta de água. Esses temas refletem uma preocupação integrada com os efeitos multidimensionais da pandemia, destacando desafios e inovações em resposta aos seus impactos globais. Ainda, durante a revisão final, mais 3 artigos foram removidos pelos mesmos motivos.

A Figura 2.1 oferece uma visão detalhada do processo de identificação, triagem e elegibilidade da busca sistemática. Ao final, 69 artigos foram selecionados para extração de dados.

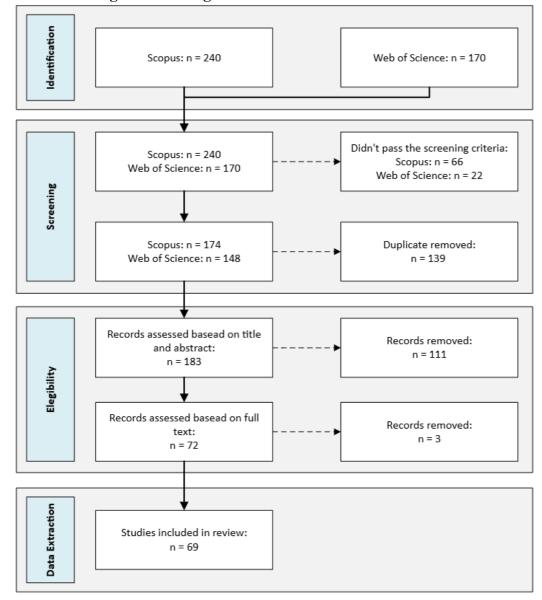


Figura 2.1 - Diagrama de fluxo da busca sistemática.

2.1.2.3. Extração de dados

O presente estudo adotou uma abordagem qualitativa. Realizou-se uma leitura dos 69 artigos identificados listados na Tabela 2.2. A abstração dos dados foi conduzida com base em questões de pesquisa, garantindo que qualquer dado relevante dos estudos revisados, capaz de responder às questões da pesquisa, fosse extraído e organizado.

Assim, a revisão sistemática foi organizada em seis grupos principais que abrangem diversos aspectos para análise. O primeiro grupo, **Palavras-Chave dos Artigos**, compila as palavras-chave utilizadas nos estudos revisados, fornecendo uma visão geral dos principais temas e tendências de pesquisa abordados. Isso ajuda a identificar os focos de interesse e as áreas mais exploradas pela comunidade científica.

O segundo grupo, **Estudos de Caso e Abrangência**, inclui o país onde os estudos foram realizados e a escala espacial (como economia, bairro, cidade, estado etc.). Este grupo contextualiza os dados geograficamente e ajuda a compreender a abrangência das pesquisas.

O terceiro grupo, **Sobre os Dados**, detalha como as informações foram obtidas (por prestadores de serviço, medições diretas, questionários, etc.), o tipo de estudo (estudo de caso, dados reais, estimados, ou resumos de outros trabalhos), a unidade ou nível analisado (torneira, indivíduo, volume total, etc.), a periodicidade dos dados de consumo de água (segundos, horário, diário, mensal, etc.), e o tipo de usuário (residencial, não residencial, comércios, instituições públicas, indústrias, etc.). Inclui informações sobre o número e a seleção de usuários, destacando a representatividade dos dados. Além disso, diferencia os períodos pré-pandemia e durante a pandemia.

O quarto grupo, **Sobre os Resultados**, analisa o impacto da pandemia no consumo de água, considerando variáveis climáticas, sociais, econômicas e demográficas. Este grupo avalia se o consumo residencial, industrial, comercial e público foi impactado pela pandemia, indicando se aumentou ou diminuiu, juntamente com os valores correspondentes. Este grupo também considera se foram aplicadas medidas de controle durante a pandemia e se essas medidas provocaram mudanças no consumo de água.

Essa estrutura permite uma análise abrangente e detalhada dos dados de consumo de água em diferentes contextos, facilitando a identificação de padrões e a compreensão dos efeitos da pandemia em diversos setores e regiões.

Tabela 2.2 - Lista de bibliográficas selecionada.

Artigos	Revistas	Autores (Ano)
COVID-19 and the call for 'Safe Hands': Challenges facing the under-resourced municipalities that lack potable water access - A case study of Chitungwiza municipality, Zimbabwe	Water Research X	Zvobgo (2020)
Impact of coronavirus (COVID-19) spread-prevention actions on urban water consumption	Resources Conservation and Recycling	Kalbusch et al. (2020)
Influence of COVID-19 Spread on Water Drinking Demand: The Case of Puglia Region (Southern Italy)	Sustainability	Balacco et al. (2020)
Potential Effects of the COVID-19 Pandemic through Changes in Outbound Tourism on Water Demand: The Case of Liege (Belgium)	Water	Bich-Ngoc (2020)
A clustering solution for analyzing residential water consumption patterns	Knowledge-Based Systems	Rahim et al. (2021)
A scenario-based approach for urban water management in the context of the COVID-19 pandemic and a case study for the Tabriz metropolitan area, Iran	Science of the Total Environment	Feizizadeh et al. (2021)
Analytical study on changes in domestic hot water use caused by COVID-19 pandemic	Energy	Kim; Yim (2021)
Changes in water demand patterns in a European city due to restrictions caused by the COVID-19 pandemic	Desalination and Water Treatment	Fritsche et al. (2022)
Effects of the COVID-19 Lockdown on Water Consumptions: Northern Italy Case Study	Journal of Water Resources Planning and Management	Alvisi et al. (2021)
Household Water and Energy Consumption Changes during COVID-19 Pandemic Lockdowns: Cases of the Kazakhstani Cities of Almaty, Shymkent, and Atyrau	Buildings	BiRiŞçi (2021)
Identifying and analyzing residential water demand profile; including the impact of COVID-19 and month of Ramadan, for selected developments in Dubai, United Arab Emirates	Water supply	Rizvi et al. (2021)
Impact of COVID-19 emergency on residential water end-use consumption measured with a high-resolution IoT system	Aqua-water Infrastructure Ecosystems and Society	Di Mauro et al. (2021)
Impact of people's behavior on the energy sustainability of the residential sector in emergency situations caused by COVID-19	Energy and Buildings	Cvetković; Nešović; Terzić, (2021)
Impact of the COVID-19 pandemic on water consumption behaviour	Water Supply	Campos et al. (2021)
Increase in Daily Household Water Demand during the First Wave of the Covid-19 Pandemic in Germany	Water	Lüdtke et al. (2021)
Influence of Service Levels and COVID-19 on Water Supply Inequalities of Community-Managed Service Providers in Nepal	Water	Shrestha; Kazama; Takizawa, (2021)
Quantifying the impact of the COVID-19 lockdown on household water consumption patterns in England	NPJ Clean Water	Abu-Bakar; Williams; Hallett, (2021)
Caracterización de micro-consumos domésticos de agua potable de acuerdo con la percepción de los participantes en una iniciativa de ciencia ciudadana: la experiencia del #50lWaterChallenge	Ingenieria del Agua	Díaz; González; Galán, (2021)
Stay-at-Home Orders during the COVID-19 Pandemic Reduced Urban Water Use	Environmental Science & Technology Letters	Li et al., (2021)
The Use of Cluster Analysis to Evaluate the Impact of COVID-19 Pandemic on Daily Water Demand Patterns	Sustainability	Dzimińska et al., (2021)

Artigos	Revistas	Autores (Ano)
Water in the time of corona(virus): The effect of stay-at-home orders on water demand in the desert	Journal of Environmental Economics and Management	Irwin; McCoy; McDonough, (2021)
Analysis of institutional daily domestic water consumption dynamics due to COVID-19 pandemic, a case study of Adama Science and Technology University	Applied Water Science	Tesgera; Hailemariam; Tucho, (2022)
Assessing the Impact of SARS-CoV-2 on Water Consumption in São Paulo State, Brazil	Journal of Water Resources Planning and Management	Silva et al., (2022)
Assessment of household water consumption during COVID-19 pandemic: a cross-sectional web-based study in India	Sustainable Water Resources Management	Bera et al., (2022)
Assessment of the Effects of COVID-19 Pandemic Stay-at-Home Measures on Potable Water Consumption Patterns, Location, and Financial Impacts for Water Utilities in Colombian Cities	Water	Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, (2022)
Changes in water use and wastewater generation influenced by the COVID-19 pandemic: A case study of China	Journal of Environmental Management	Jia et al., (2022)
Changes occurring in consumption habits of people during COVID-19 pandemic and the water footprint	Environment Development and Sustainability	Elmaslar Özbaş <i>et al.</i> , (2021)
COVID-19 Lockdown and the Impact on Mobility, Air Quality, and Utility Consumption: A Case Study from Sharjah, United Arab Emirates	Sustainability	Shanableh et al., (2022)
Impact of COVID-19 on monthly water consumption on a tropical tourism island: case study of Phuket (Thailand)	Water Supply	Changklom et al., (2021)
Impacts of COVID-19 social distancing policies on water demand: A population dynamics perspective	Journal of Environmental Management	Bakchan, Amal; Roy; Faust, (2022)
Impacts of the protective measures taken for the COVID-19 pandemic on water consumption and post meter leakages in public places	Environmental Monitoring and Assessment	Muhammetoglu; Muhammetoglu, (2022)
Leveraging water-wastewater data interdependencies to understand infrastructure systems' behaviors during COVID-19 pandemic	Journal of Cleaner Production	Bakchan, A.; Roy; Faust, (2022)
The Impact of COVID-19 on Urban Water Consumption in the United States	Water	Nemati; Tran, (2022)
The impact of COVID-19 on urban water use: a review	Water Supply	Buurman; Freiburghaus; Castellet-Viciano, (2022)
The impact of COVID-19 to domestic water usage and rainwater harvesting at an office building in Jakarta	Civil and Environmental Engineering	Kurniawan et al., (2022)
Understanding Household Water-Use Behavior and Consumption Patterns during COVID-19 Lockdown in Saudi Arabia	Water	Almulhim; Aina, (2022)
Water demand profile before and during COVID-19 pandemic in a Brazilian social housing complex	Heliyon	Cominato et al., (2022)
Water use behaviors and water access in intermittent and continuous water supply areas during the COVID-19 pandemic	Journal of Water and Health	Kumpel et al., (2022)
Water usage pattern in the aftermath of COVID-19	Environment Conservation Journal	Prasad; Naveena, (2022)
Analysis of spatiotemporal household water consumption patterns and their relationship with meteorological variables	Urban Climate	Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, (2023)

Vater Supply Vater Policy International Journal of Critical Infrastructures International Journal of Invironmental Science and Ichnology Invironmental Research Letters Vater Supply Isuilding Research and Information Iteration and Water	Evangelista et al., (2023) Revollo-Fernández et al., (2023) Chico; De Plaza Solórzano, (2023) Sabzchi-Dehkharghani et al., (2023) Gross; Ajami; Cominola, (2023) Tavares, et al., (2023) Cai; Gou, (2023)
nternational Journal of Critical infrastructures international Journal of critical of crit	(2023) Chico; De Plaza Solórzano, (2023) Sabzchi-Dehkharghani <i>et al.</i> , (2023) Gross; Ajami; Cominola, (2023) Tavares, <i>et al.</i> , (2023)
nfrastructures International Journal of Invironmental Science and Sechnology Invironmental Research Letters Water Supply Suilding Research and Information	(2023) Sabzchi-Dehkharghani et al., (2023) Gross; Ajami; Cominola, (2023) Tavares, et al., (2023)
Environmental Science and Sechnology Environmental Research Letters Water Supply Enviloing Research and Information	(2023) Gross; Ajami; Cominola, (2023) Tavares, et al., (2023)
Vater Supply Suilding Research and Information	(2023) Tavares, et al., (2023)
Building Research and Information	, , ,
nformation	Cai; Gou, (2023)
Assolination and Water	
reatment	Cichońa; Królikowsk, (2023)
I2open Journal	Roopnarine et al., (2023)
Vater Supply	Balacco et al., (2023)
ournal of Water Resources lanning and Management	Shu et al., (2023)
Vater	Komarulzaman et al., (2023)
ournal of Water Resources lanning and Management	Hackbarth et al., (2023)
SCE Journal of Civil	Sung; Chung, (2023)
Levista de Gestão Social e Ambiental	de Jesus Lima et al. (2024)
Cities	Ribas; Torres-Bagur; Sauri (2024)
ustainability	Moglia; Nygaard (2024)
ournal of Hydrology	Wen et al. (2024)
	Stagnitta; Medalie (2023)
JSGS Scientific Investigations Leport	*
la Va Va Va Va Va Va Va Va Va Va Va Va Va	anning and Management ater urnal of Water Resources anning and Management SCE Journal of Civil genering evista de Gestão Social e anbiental ties stainability urnal of Hydrology SGS Scientific Investigations

Artigos	Revistas	Autores (Ano)
Changing patterns of household water consumption and conservation behaviour in Bangladesh: an exploration in the context of COVID-19 pandemic	International Journal of Innovation and Sustainable Development	Singha; Eljamal; Karmaker, (2023)
Dynamic Model for Drinking Water Consumption in Times of SARSCoV-2 in Corazón City, Pangua, Cotopaxi, Ecuador, South America	International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology	Carrera-Villacrés <i>et al.</i> , (2022a)
Dynamic Model of SARS-CoV-2 Spread and Drinking Water Consumption Impact at Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador	International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology	Carrera-Villacrés <i>et al.</i> , (2022b)
Effect of Handwashing During COVID-19 Pandemic to Domestic Water Estimation: Case Study in Banda Aceh City, Indonesia	International Journal of Sustainable Development and Planning	Devianti et al., (2023)
Household water consumption behavior during the COVID-19 pandemic and its relationship with COVID-19 cases	Environmental Research and Technology	BiRiŞçi; Öz, (2021)
Impact of the Covid-19 Pandemic on Awareness, Risk Level, Hand Washing, and Water Consumption for Hospital Staff in Sulaimaniyah City of Iraq	Journal of Studies in Science and Engineering	Ahmed et al., (2023)
Spatiotemporal analysis of water-electricity consumption in the context of the COVID-19 pandemic across six socioeconomic sectors in Doha City, Qatar	Applied Energy	Abulibdeh, (2021)
Temporary and Permanent Impacts of COVID-19 on Water Consumption Patterns and Solid Waste Generation	International Journal on Engineering Applications	Alshboul; Al-Zboon; Alzoubi, (2022)
The quantitation of the impact of Covid-19 pandemic on water demand through GEE modeling, a case study in Iran	Case Studies in Chemical and Environmental Engineering	Gholami et al., (2023)

2.1.3. Resultados e Discussões

2.1.3.1. Palavras-chave dos artigos

Foi realizada uma análise das palavras-chave dos 69 artigos selecionados, e, com base nos termos mais frequentes, foi elaborada uma nuvem de palavras (Figura 2.2). A análise das palavras-chave dos artigos selecionados revelou vários focos predominantes relacionados ao tema de COVID-19 e consumo de água. A frequência significativa da palavra "COVID-19" e suas variantes indica que o contexto principal da discussão é como a pandemia afetou diversos aspectos do consumo de água e da gestão de recursos hídricos. Termos como "water consumption", "residential water consumption", "water demand" e "consumption patterns" destacam o interesse em entender como as mudanças nos hábitos de vida e trabalho durante a pandemia influenciaram o uso da água.

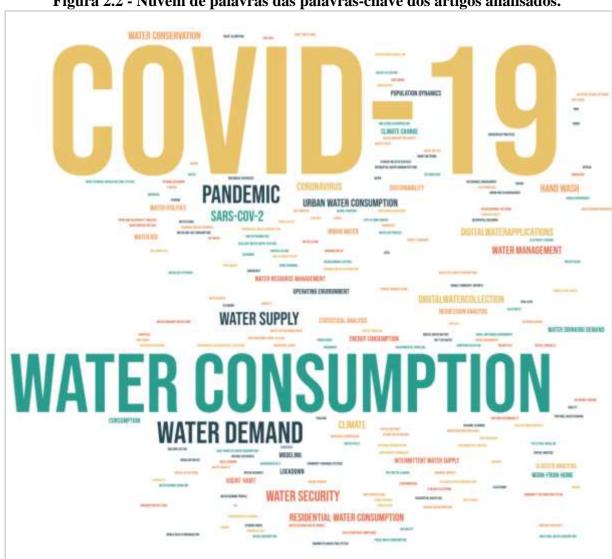


Figura 2.2 - Nuvem de palavras das palavras-chave dos artigos analisados.

Além disso, palavras como "water management", "water security", "water policy" e "water resource management" sugerem um foco na gestão eficiente dos recursos hídricos em tempos de crise sanitária. A presença de termos como "statistical analysis", "regression analysis", "data analytics" e "machine learning" indica um interesse em utilizar técnicas analíticas avançadas para entender padrões de consumo de água e prever demandas futuras.

Termos como "socioeconomic sectors", "environmental behavior", "sustainability" e "climate change" sugerem um interesse em compreender como fatores socioeconômicos e ambientais influenciam o consumo e a gestão de água durante a pandemia. A presença de palavras como "digital water meters", "smart meters", "machine learning" e "digital water applications" indica um interesse crescente na aplicação de tecnologias digitais para monitorar e gerenciar o uso de água de maneira mais eficiente.

Essas conclusões refletem a complexidade e a variedade de perspectivas em torno do impacto da COVID-19 no consumo e na gestão de água, destacando a interseção entre saúde pública, sustentabilidade ambiental e tecnologia na busca por soluções eficazes durante e após a pandemia.

2.1.3.2. Estudos de caso e abrangência

Os dados apresentados na Figura 2.3 mostram a quantidade de artigos analisados por país, abrangendo diversos continentes. Estes dados revelam uma distribuição variada de pesquisas sobre COVID-19 e consumo de água, com algumas nações demonstrando um maior volume de estudos, mostrando o reflexo do impacto da pandemia e a relevância do consumo de água em diferentes contextos socioeconômicos.

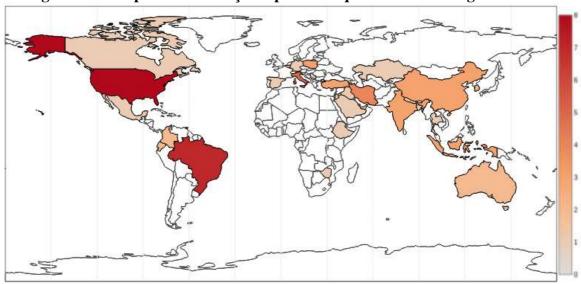


Figura 2.3 - Mapa de distribuição espacial da quantidade de artigos analisados.

Na Europa, a Itália lidera com 5 artigos, seguida pela Polônia e Turquia com 3 cada, e Bélgica, Espanha e Alemanha com 2 e 1, respectivamente. Na América do Norte, os EUA destacam-se com 8 artigos, enquanto o Canadá e o México têm 1 artigo cada. Na América do Sul, o Brasil é o mais proeminente com 7 artigos, e a Colômbia e o Equador possuem 2 artigos cada. Na Ásia, a Índia possui 3 artigos, acompanhada pela China e Indonésia com 3 artigos cada, enquanto países como Irã, Cazaquistão, Emirados Árabes Unidos, Nepal, Catar, Arábia Saudita, Jordânia e Bangladesh apresentam entre 1 e 2 artigos cada. Na África, Zimbábue e Etiópia têm 1 artigo cada. A Austrália, representando a Oceania, possui 2 artigos.

No caso do Brasil, a quantidade de 7 artigos reflete a importância do tema no país. A concentração de 4 estudos na região Sul (SC e RS) sugere desafios específicos nessa área. Os demais artigos abordam o Centro-Oeste (GO), Sudeste (SP) e Nordeste (SE), indicando a abrangência nacional do problema, especialmente considerando a pandemia e as disparidades regionais em saneamento e acesso à água potável.

Todos os artigos analisados definiram uma área de estudo de acordo com diferentes escalas geográficas. A maior parte dos estudos concentrou-se em áreas específicas dentro de cidades (26 artigos) e estados (32 artigos), seguidos por estudos que abrangeram toda a cidade (30 artigos) e conjuntos de cidades (10 artigos). Além disso, alguns artigos exploraram o contexto nacional (10 artigos).

2.1.3.3. *Sobre os dados*

Base de dados

Quanto à obtenção dessas informações, a maioria dos estudos baseou-se em dados coletados por prestadores de serviços (39 artigos) e através de medição direta de dados (12 artigos). Questionários também desempenharam um papel significativo na obtenção de informações, sendo utilizados em 20 artigos. Em uma quantidade menor de casos, os estudos utilizaram sistemas de informação ou não especificaram o método (4 artigos). Essa diversidade nos métodos de coleta de dados destaca a variedade de abordagens metodológicas empregadas na pesquisa sobre escalas espaciais e métodos de coleta de dados em estudos urbanos e geográficos.

• Quantidade e tipos de usuários

A análise dos artigos revela um interesse direcionado ao consumo residencial, com 59 estudos focados nesse tipo de usuário (Figura 2.4), refletindo a importância do consumo doméstico de

água durante os períodos de confinamento, quando a população passou mais tempo em casa. No entanto, alguns artigos se destacaram por examinar múltiplos tipos de usuários, proporcionando uma visão mais abrangente dos impactos da pandemia.

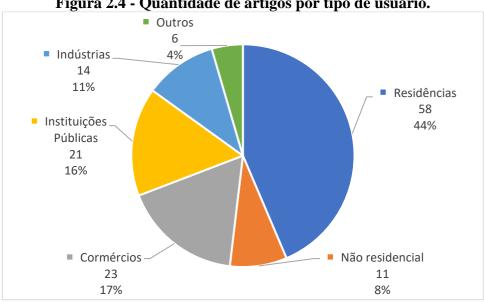


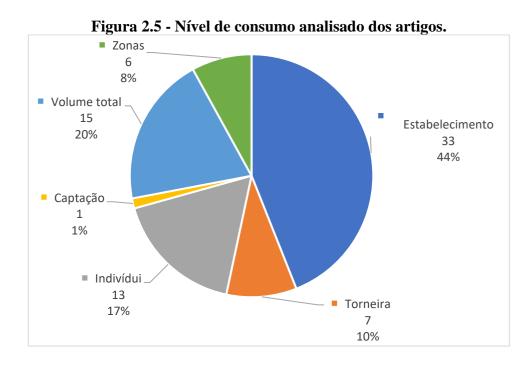
Figura 2.4 - Quantidade de artigos por tipo de usuário.

Por exemplo, os estudos analisaram os padrões de consumo de água em setores como residências, comércios, instituições públicas e indústrias (Abulibdeh, 2021; Changklom et al., 2021; Evangelista et al., 2023; Feizizadeh et al., 2021; Gholami et al., 2023; Jia et al., 2022; Kalbusch et al., 2020; Kazak et al., 2021; Li et al., 2021; Moglia; Nygaard, 2024; Nemati; Tran, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Roopnarine et al., 2023; Tavares et al., 2023). Essas análises abrangentes são cruciais para entender como diferentes áreas da sociedade responderam às mudanças impostas pela pandemia.

Outros trabalhos enfocaram em instituições públicas e indústrias, revelando as mudanças de consumo em contextos específicos, como hospitais e indústrias (Ahmed et al., 2023; Carrera-Villacrés et al., 2022b; Cichońa; Królikowsk, 2023; Muhammetoglu; Muhammetoglu, 2022; Wen et al., 2024). Outra pesquisa analisou o consumo em áreas com diferentes padrões de fornecimento de água, comparando o impacto do acesso intermitente versus contínuo (Kumpel et al., 2022). E ainda, houve estudos que analisaram o impacto da pandemia de COVID-19 no consumo de água em fazendas (Abulibdeh, 2021), na agricultura (Jia et al., 2022) e em cidades turísticas (Roopnarine et al., 2023).

Unidade analisada

Além disso, a categorização dos estudos em relação aos diferentes aspectos do consumo de água, como economia, uso final (torneira), captação, volume total e setorização, proporciona uma análise detalhada das variações no consumo (Figura 2.5). Por exemplo, Balacco *et al.*, (2020) e Ortiz; Salcedo e Saldarriaga (2022) direcionaram suas pesquisas para avaliar o volume total de consumo de água, enquanto outros, como Devianti *et al.*, (2023), concentraram-se no uso final de cada saída dentro da economia analisada, como chuveiros, pias e aparelhos sanitários.



Alguns estudos também abordaram o impacto do comportamento individual, como Stagnitta; Medalie (2023) e Puangkaew; Ongsomwang (2021), que examinaram a relação entre as medidas de restrição da pandemia e o comportamento de consumo de água nas residências. Estes estudos destacam a importância de considerar a diversidade de usuários ao avaliar as mudanças no consumo de água, fornecendo uma base sólida para futuras políticas de gestão de recursos hídricos em situações de crise.

• Periodicidade

A quantidade de dados utilizados nos artigos variou conforme o período analisado. A maioria dos artigos (37) apresentou informações de no mínimo um ano antes do início da pandemia para comparação com os dados durante a pandemia. Os dados apresentados cobriam períodos como 2011 a 2021, 2013 a 2020, 2017 a 2020, entre outros. No entanto, nem todos possuíam anos

completos de dados. Outros trabalhos utilizaram uma base de dados mensais (23), abordando diferentes situações:

- Comparação do mesmo mês em anos diferentes (ex.: abril/2019 vs abril 2020);
- Comparação entre meses sequenciais incluindo períodos antes e durante a pandemia (ex.: janeiro/2020, fevereiro/2020, março/2020 e abril/2020);
- Comparação entre meses da pandemia (julho/2020, agosto/2020 e setembro/2020).

Além disso, quatro artigos compararam dados de consumo de água dias antes e no início da pandemia, não apresentando um mês completo de informações. Outros sete artigos compararam o consumo antes e depois da pandemia sem se referir a uma base de dados quantitativa, aplicando questionários para avaliar as mudanças no consumo de água durante a pandemia.

Entre os artigos que consideraram um período mais longo antes da pandemia, destaca-se o estudo desenvolvido por Tleuken, A. *et al.* (2021). Eles analisaram as mudanças nos hábitos de consumo de água e energia nas residências, utilizando dados de oito anos antes e um ano durante a pandemia. Apesar do extenso período de análise pré-pandemia, a discussão se restringiu aos valores anuais de consumo, o que limita a precisão da análise.

Por outro lado, Bakchan, Amal, Roy e Faust (2022) e Bich-Ngoc (2020) focaram nos efeitos das políticas de distanciamento social, utilizando dados diários de aproximadamente sete anos antes e menos de um ano durante a pandemia. Esses estudos forneceram uma visão detalhada sobre as mudanças provocadas pela pandemia, embora para um período de análise mais curto em relação à pandemia.

Stagnitta (2023) e Sung (2023) analisaram os impactos de fatores climáticos, econômicos e da pandemia de COVID-19 na demanda por água. Ambos destacaram a complexidade e a interatividade entre os fatores climáticos, econômicos e pandêmicos na modelagem da demanda de água, utilizando dados mensais de cinco anos antes e um ano durante a pandemia.

Nos estudos que analisaram mais tempo durante a pandemia, destaca-se o estudo de Wen *et al.* (2024), que investiga como diferentes setores econômicos ajustaram seu consumo de água devido às restrições e alterações econômicas causadas pela pandemia. Este estudo examina dados temporais diários para identificar padrões de consumo de água e os principais fatores que impulsionaram essas mudanças, proporcionando uma compreensão das adaptações econômicas e ambientais em resposta a uma crise global sem precedentes, abrangendo um período de três anos de pandemia e dois anos de pré-pandemia.

O estudo feito por Changklom *et al.* (2021) analisou o impacto da pandemia no consumo mensal de água em Phuket, uma ilha turística na Tailândia, durante aproximadamente dois anos de pandemia e cinco anos de pré-pandemia, destacando as variações devido à redução do turismo. Shu *et al.* (2023) investigaram o impacto da pandemia de COVID-19 no uso comercial de água. Utilizando um modelo de previsão de uso de água, foi calculada a porcentagem de mudança no

uso de água, revelando uma redução significativa durante as três ondas pandêmicas em Dalian, China. O estudo contemplou um período de dois anos de pandemia e quatro anos antes da pandemia

O consumo residencial foi investigado por dois anos durante a pandemia e pelo menos dois anos de pré-pandemia por alguns pesquisadores (Chico, 2023; de Jesus Lima *et al.*, 2024; Gholami *et al.*, 2023; Tavares *et al.*, 2023). Esses estudos destacam as mudanças no consumo residencial de água como uma resposta às medidas de distanciamento social e de higiene impostas pela pandemia de COVID-19.

No geral, quanto à unidade dos dados analisados, a situação varia em função da forma de obtenção. Dados obtidos por questionários analisam somente o status do consumo antes e durante da pandemia; dados disponibilizados pelos prestadores de serviço geralmente possuem informações com intervalos mensais e anuais; e dados medidos no local apresentam discretização temporal em segundos, minutos e horária. De modo geral, observou-se três grandes categorias de dados:

- Estudos que possuem uma grande base de dados e um elevado nível de detalhamento, mas não estão organizados por estabelecimento, avaliando o consumo de água na cidade em sua totalidade (e.g. BAKCHAN; ROY; FAUST, 2022);
- Estudos com abrangência significativa, baseados em dados agregados por estabelecimento, mas com um baixo nível de detalhamento, não considerando as diferenças sazonais que ocorrem anualmente, por exemplo (e.g. Tleuken, A. et al., 2021);
- Estudos com um elevado nível de detalhamento, organizados por indivíduo, mas com uma base de dados menor (e.g. Di Mauro *et al.*, 2021).

• Seleção dos usuários

A utilização de critérios de seleção dos usuários se mostrou interessante quando o banco de dados possui um elevado número de informações (Alvisi *et al.*, 2021; Bakchan, A.; Roy; Faust, 2022; Bich-Ngoc; Teller, 2020; Cai; Gou, 2023; Cominato *et al.*, 2022; Díaz; González; Galán, 2021; Evangelista *et al.*, 2023; Fritsche *et al.*, 2022; Gross; Ajami; Cominola, 2023; Moglia; Nygaard, 2024; Revollo-Fernández *et al.*, 2023; Sabzchi-Dehkharghani *et al.*, 2023; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Tavares, L. *et al.*, 2023).

Uma pesquisa selecionou os usuários a partir da disponibilidade de dados por parte do prestador de serviço, considerando a variação do serviço de abastecimento de água (cobertura, horas de abastecimento e volume consumido), fonte de água (águas superficiais e subterrâneas) e diferentes locais (SHRESTHA; KAZAMA; TAKIZAWA, 2021).

Outros trabalhos aplicaram critérios de seleção na base de dados disponibilizada pelo prestador de serviço, eliminando os registros que poderiam apresentar erros. Esse processo de seleção foi desenvolvido nas seguintes etapas:

- Remoção dos usuários com hidrômetro desligado ou submetidos à transferência de contrato (Cai, 2023; Moglia, 2024; Sabzchi-Dehkharghani *et al.*, 2023; Tavares, *et al.*, 2023);
- Remoção dos usuários, incluindo dados ausentes ou incorretos, devido a um mau funcionamento no medidor (Cominato *et al.*, 2022; Evangelista *et al.*, 2023; Fritsche *et al.*, 2022; Revollo-Fernández *et al.*, 2023); e
- Remoção dos usuários afetados por vazamentos internos (Alvisi *et al.*, 2021).

2.1.3.4. Sobre os resultados

• Dados da pandemia de COVID-19

Embora muitos estudos discutam o consumo de água durante a pandemia de COVID-19, nem todos apresentam dados detalhados sobre a situação pandêmica no período analisado. Dos 69 artigos revisados, 43 forneceram informações sobre as medidas de controle implementadas pelo poder público para conter a disseminação do vírus. Dentre esses 43 artigos, 95% afirmaram haver relação direta entre as medidas de controle e o consumo de água, enquanto os 5% restantes indicaram não existir essa relação (Carrera-Villacrés *et al.*, 2022b; Shu *et al.*, 2023).

Apesar de estudos anteriores terem investigado quantitativamente os efeitos da COVID-19 no uso da água, a relação entre a variação do uso da água e a dinâmica da COVID-19 (isto é, as características espaço-temporais dos casos de COVID-19) recebeu menor atenção (Shu *et al.*, 2023).

• Variáveis sociais, demográficas e econômicas analisadas

As variáveis sociodemográficas e econômicas que influenciam o consumo de água em residências são bastante diversificadas. Exemplos dessas variáveis incluem: número total de habitantes, idade média dos residentes, idade do chefe da família, composição etária da família (jovens ou idosos), nível de renda e educação, tipo de moradia, número de fontes de água utilizadas por cada residência, número de pessoas empregadas em cada residência, tipo de atividade/ocupação, produto interno bruto per capita, nível de educação ambiental e motivação para conservar a água, entre outras. Além disso, variáveis culturais e religiosas também desempenham um papel significativo.

Alguns pesquisadores utilizaram variáveis sociodemográficas e econômicas para caracterizar seus usuários de água, sem estabelecer uma relação direta entre essas variáveis e as mudanças no consumo de água durante a pandemia (de Jesus Lima *et al.*, 2024; Gholami *et al.*, 2023; Gross; Ajami; Cominola, 2023; Komarulzaman *et al.*, 2023; Kumpel *et al.*, 2022; Ribas; Torres-Bagur; Sauri, 2024).

Em outros estudos, constatou-se que os fatores socioeconômicos e demográficos possuem relação com as mudanças no consumo de água durante a pandemia (Almulhim; Aina, 2022; Alshboul; Al-Zboon; Alzoubi, 2022; Bera *et al.*, 2022; Campos *et al.*, 2021; Changklom *et al.*, 2021; Cominato *et al.*, 2022; Cvetković; Nešović; Terzić, 2021; Fritsche *et al.*, 2022; Hackbarth *et al.*, 2023; Jia *et al.*, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Prasad; Naveena, 2022; Revollo-Fernández *et al.*, 2023; Rizvi *et al.*, 2021; Sabzchi-Dehkharghani *et al.*, 2023; Singha; Eljamal; Karmaker, 2023; Stagnitta; Medalie, 2023).

• Variáveis climáticas

As principais variáveis climáticas analisadas quando se investiga as mudanças no consumo de água durante a pandemia são a temperatura, a umidade do ar e a precipitação e, assim como as variáveis sociodemográficas e econômicas, algumas pesquisas utilizaram essas informações apenas para caracterizar a área de estudo (Bakchan, Amal; Roy; Faust, 2022; Bich-Ngoc; Teller,

2020; Cai; Gou, 2023; Gholami *et al.*, 2023; Gross; Ajami; Cominola, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Kurniawan *et al.*, 2022; Nemati; Tran, 2022; Sung; Chung, 2023).

14 pesquisas avaliaram a relação dessas variáveis com o consumo de água (Balacco *et al.*, 2023; Bera *et al.*, 2022; Changklom *et al.*, 2021; Cvetković; Nešović; Terzić, 2021; Jia *et al.*, 2022; Kim; Yim; Lee, 2021; Li *et al.*, 2021; Lüdtke *et al.*, 2021; Moglia; Nygaard, 2024; Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, 2023; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Ribas; Torres-Bagur; Sauri, 2024; Sabzchi-Dehkharghani *et al.*, 2023; Stagnitta; Medalie, 2023), sendo que 12 indicaram a existência de uma relação significativa entre esses fatores.

Todavia, as pesquisas desenvolvidas por Balacco *et al.* (2023) e Fritsche *et al.* (2022) apontaram que não há uma relação significativa entre o consumo de água durante a pandemia e as variáveis climáticas. Os artigos analisam as mudanças no consumo de água durante a pandemia de COVID-19 e os fatores que influenciaram essas mudanças. Ambos os estudos destacam a influência de variáveis sociodemográficas e econômicas no comportamento do consumo de água.

No entanto, conforme estudo preliminar apresentado no Apêndice para a área de estudo desta tese de doutorado, em relação às variáveis climáticas, os dados de temperatura média mensal e precipitação média mensal para os anos 2019, 2020 e 2021 foram analisados e não apresentaram valores anômalos ou variações significativas ao longo dos três anos examinados. A análise estatística foi realizada para verificar se a variação no consumo de água pré-pandemia e durante a pandemia estava vinculada a um ou mais fatores, formulando uma hipótese de trabalho sobre os parâmetros estudados. Os testes de hipótese realizados mostraram que a variação no consumo de água era aleatória e que não havia relação significativa com as variáveis climáticas analisadas, conforme outros estudos desenvolvidos sobre o tema(Balacco *et al.*, 2023).

Avaliação dos dados

A maioria dos trabalhos buscou avaliar as mudanças do consumo de água considerando as variações temporais e espaciais. Para analisar a variação temporal, alguns estudos optaram por utilizar gráficos e tabelas para apresentar estatísticas descritivas dos dados (Alvisi *et al.*, 2021; Kazak *et al.*, 2021; Tleuken, Aidana *et al.*, 2021), alguns outros estudos aplicaram testes estatísticos mais avançados, geralmente envolvendo testes de hipóteses (Abulibdeh, 2021; Almulhim; Aina, 2022; Bakchan, Amal; Roy; Faust, 2022; Elmaslar Özbaş *et al.*, 2021; Kalbusch *et al.*, 2020; Rouleau; Gosselin, 2021; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021) e por

último, alguns artigos aplicaram modelagem estatística para previsão da demanda futura (Di Mauro *et al.*, 2021; Kim; Yim; Lee, 2021).

Entre os estudos que realizaram uma avaliação espacial, destacam-se aqueles que utilizaram o software ArcGIS para conduzir a análise e também realizaram testes estatísticos relacionados (Alvisi *et al.*, 2021; Bakchan, Amal; Roy; Faust, 2022; Feizizadeh *et al.*, 2021).

Ainda, apesar do sucesso do desenvolvimento dessas pesquisas, apenas 2 artigos aplicaram técnicas de agrupamento para usuários semelhantes (Dzimińska *et al.*, 2021; Rahim *et al.*, 2021). A maioria dos estudos focou na classificação dos usuários em categorias gerais, como residencial, comercial, industrial e público, sem levar em conta que, dentro do segmento residencial, diferentes perfis de usuários podem apresentar padrões de consumo distintos e serem impactados pela pandemia de maneiras variadas.

Impacto no consumo de água

Embora os artigos tenham analisado diferentes categorias de usuários, conforme apresentado no item 2.3.1, nem todos desenvolveram suas discussões e apresentaram seus resultados considerando essa categorização. Entre os 54 artigos que investigaram o impacto da pandemia no consumo residencial de água, 49 deles observaram aumento do consumo de água, enquanto 3 indicaram não haver relação entre a pandemia e o consumo (Hackbarth *et al.*, 2023; Kurniawan *et al.*, 2022; Singha; Eljamal; Karmaker, 2023). Além disso, 2 relataram uma diminuição no consumo (BiRiŞçi; Öz, 2021; Changklom *et al.*, 2021).

O aumento no consumo de água chegou a representar até 30% do consumo antes da pandemia, para os meses de julho a outubro de 2020, a partir da análise de dados diários (Di Mauro *et al.*, 2021). Outro estudo, que realizou uma investigação através de questionários online, indicou um aumento de 50%, conforme reportado por 86% dos respondentes (Almulhim; Aina, 2022).

Um total de 20 artigos avaliaram as mudanças no consumo comercial de água, sendo que 19 deles identificaram alterações direta de consumo devido à pandemia, com redução do volume durante os períodos analisados (Abulibdeh, 2021; Evangelista *et al.*, 2023; Gholami *et al.*, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Moglia; Nygaard, 2024; Nemati; Tran, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Roopnarine *et al.*, 2023; Shanableh *et al.*, 2022; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Shu *et al.*, 2023; Silva *et al.*, 2022; Stagnitta; Medalie, 2023; Sung; Chung, 2023; Tavares *et al.*, 2023). Hackbarth *et al.* (2023) constataram que o consumo comercial de água passou por várias mudanças influenciadas por diversos fatores, incluindo a pandemia de COVID-19. Durante a pandemia,

houve uma redução significativa no consumo de água em muitos tipos de negócios. No entanto, os escritórios de engenharia apresentaram um aumento de 15% no consumo durante a primeira onda e de 12% na segunda onda da pandemia. Em contrapartida, escritórios de advocacia e contabilidade registraram uma redução no consumo de água.

Quanto ao consumo industrial, observou-se que 17 pesquisas indicaram uma influência direta das restrições da COVID-19, com a maioria relatando uma redução desse consumo (Abulibdeh, 2021; Balacco *et al.*, 2020; Evangelista *et al.*, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Jia *et al.*, 2022; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Nemati; Tran, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Roopnarine *et al.*, 2023; Shanableh *et al.*, 2022; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Stagnitta; Medalie, 2023; Sung; Chung, 2023). Apenas dois artigos observaram um aumento. O estudo desenvolvido por Tavares *et al.*, (2023) observou que, em São Leopoldo, o consumo industrial de água aumentou 9,92% no primeiro ano e 14,45% no segundo ano da pandemia. De maneira semelhante, o estudo Gholami et al, (2023) relatou um aumento significativo na demanda de água industrial devido à maior taxa de produção de alimentos e produtos durante a pandemia. Esses resultados sugerem que, em alguns contextos, a pandemia levou a um crescimento no consumo industrial de água, possivelmente impulsionado pela intensificação das atividades de produção e pela necessidade de manter operações industriais essenciais.

A categoria que apresentou as maiores divergências sobre as mudanças no consumo de água foram os estabelecimentos públicos. Dos 16 artigos que analisaram separadamente o consumo nesses estabelecimentos, todos indicaram que ele foi impactado pela pandemia. No entanto, há divergências quanto ao impacto, com alguns estudos apontando um aumento (Abulibdeh, 2021; Ahmed *et al.*, 2023; Gholami *et al.*, 2023) e outros uma redução (Evangelista *et al.*, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Jia *et al.*, 2022; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Moglia; Nygaard, 2024; Muhammetoglu; Muhammetoglu, 2022; Nemati; Tran, 2022; Shanableh *et al.*, 2022; Tavares, *et al.*, 2023). Essa variação pode estar relacionada à atividade predominante na cidade. Em zonas com muitas instalações de saúde, houve um aumento notável no consumo de água durante os picos de contágio, devido às medidas de higiene intensificadas e aos procedimentos hospitalares. Por outro lado, em cidades com forte presença de instituições acadêmicas, o fechamento de escolas e universidades e a adoção do ensino remoto resultaram em uma queda acentuada no consumo de água (Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022).

2.1.4. Conclusões

A pandemia de COVID-19 influenciou significativamente o consumo de água, especialmente no contexto residencial. Observou-se um aumento no consumo doméstico devido ao maior tempo que as pessoas passaram em casa durante os períodos de confinamento.

O uso de tecnologias digitais, como medidores inteligentes e aplicações de *machine learning*, mostrou-se crucial para monitorar e gerenciar o uso de água de maneira mais eficiente. A diversidade de métodos de coleta de dados, incluindo medição direta, questionários e dados fornecidos por prestadores de serviços, foi essencial para compreender os diferentes aspectos do consumo de água.

A análise qualitativa e quantitativa dos dados permitiu uma compreensão abrangente das mudanças no consumo de água durante a pandemia. Além disso, a investigação de fatores socioeconômicos, como renda, composição etária das famílias e nível de educação, revelou que esses fatores influenciaram o comportamento de consumo de água durante a pandemia. As variáveis climáticas, como temperatura e precipitação, também foram analisadas, mas não mostraram uma relação significativa com o consumo de água durante esse período.

Em relação à variação do consumo de água por categorias, o consumo nos setores comerciais e industriais apresentou redução durante a pandemia, exceto em alguns contextos específicos onde a demanda aumentou devido à intensificação das atividades produtivas essenciais. O consumo em estabelecimentos públicos variou de acordo com a atividade predominante na cidade, com aumentos observados em áreas com muitas instalações de saúde e reduções em cidades com forte presença de instituições acadêmicas.

A pesquisa evidenciou a necessidade de uma gestão eficiente dos recursos hídricos, destacando a importância de políticas públicas eficazes para garantir a segurança hídrica em tempos de crise. A pandemia destacou a necessidade de adaptação e resiliência dos sistemas urbanos de abastecimento de água, com a implementação de estratégias para enfrentar crises futuras. A integração de novas tecnologias e a análise de dados avançada são fundamentais para melhorar a resposta a situações emergenciais e garantir a sustentabilidade dos recursos hídricos.

Essas conclusões sublinham a complexidade do impacto da pandemia no consumo de água e a importância de uma abordagem multidisciplinar para a gestão eficiente dos recursos hídricos em tempos de crise.

2.2. Aprendizado de Máquina e Árvores de Decisão

O aprendizado de máquina tem sido amplamente utilizado na classificação de dados complexos e na tomada de decisões (Kulkarni e Shinde, 2013). De modo geral, ele envolve o desenvolvimento de algoritmos que permitem ao sistema aprender e tomar decisões adequadas de forma autônoma. Considerado um subcampo da Inteligência Artificial (Jakkula, 2013), o aprendizado de máquina é dividido em três categorias principais: aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado e aprendizado por reforço.

No aprendizado supervisionado, o sistema recebe dados de entrada (variáveis preditoras) associados às suas saídas esperadas (variável resposta). Cada exemplo de treinamento consiste em um par de dados, formado por um vetor de entrada e um valor de saída esperado. O algoritmo analisa esses exemplos e gera uma função capaz de prever resultados para novos dados. O objetivo é que o algoritmo consiga classificar corretamente instâncias desconhecidas, generalizando o conhecimento adquirido no treinamento para novas situações de forma eficaz (Somvanshi *et al.*, 2017).

Entre as abordagens do aprendizado supervisionado, as árvores de decisão se destacam. Elas podem ser usadas tanto para classificação quanto para regressão de dados, sendo capazes de lidar com dados incompletos, com ruídos ou corrompidos. Uma das vantagens das árvores de decisão é a sua capacidade de lidar com diferentes tipos de dados, como nominais, numéricos e alfabéticos (Rokach e Maimon, 2002). A técnica de classificação é amplamente utilizada nesse contexto, organizando a informação de forma hierárquica, onde os dados são divididos em subconjuntos através de nós de decisão com base em atributos específicos, formando uma estrutura semelhante a uma árvore (Somvanshi *et al.*, 2017). Existem vários algoritmos para construção de árvores de decisão, como o **ID3**, que utiliza ganho de informação para selecionar o atributo mais relevante; o **C4.5**, uma extensão do ID3 que usa a razão de ganho de informação; e o **CART** (Classification and Regression Trees), que constrói árvores binárias e é capaz de gerar tanto árvores de classificação quanto de regressão (Quinlan, 1986).

Uma das principais vantagens do CART é sua capacidade de lidar com dados contínuos e categóricos, além de ser facilmente interpretável (Quinlan, 1986). No entanto, ele pode ser suscetível a *overfitting*, que ocorre quando o modelo se ajusta excessivamente ao ruído dos dados de treinamento, resultando em um desempenho inferior nos dados de teste.

Diferentemente de métodos tradicionais de análise de dados, o CART é altamente eficaz para encontrar interações complexas entre variáveis preditoras e não requer distribuições normais

dos dados. Ele é particularmente útil para a construção de árvores de decisão, no qual um conjunto de dados é repetidamente dividido em subgrupos menores para maximizar a pureza dos nós resultantes (Lewis, 2000).

Segundo o mesmo autor, as principais vantagens do CART incluem:

- Não requer suposições paramétricas sobre a distribuição dos dados;
- Facilita a identificação de interações entre variáveis que podem ser difíceis de encontrar com métodos convencionais;
- Pode lidar com dados numéricos, assim como variáveis categóricas;
- Tem mecanismos para lidar com valores ausentes através de variáveis substitutas, garantindo que todos os casos possam ser analisados.

O modelo CART envolve várias etapas, incluindo a construção, poda e seleção de árvores, com o objetivo de evitar o *overfitting* e garantir que o modelo tenha um bom desempenho em novos conjuntos de dados. Lewis (2000), descreve as etapas do modelo da seguinte forma:

A construção da árvore começa com um nó raiz que representa todos os dados. A árvore é formada por meio de divisões recursivas, onde cada nó é dividido em dois nós filhos com base na melhor variável de divisão, buscando maximizar a pureza dos nós resultantes. O processo recursivo é repetido em cada nó filho, criando uma estrutura em árvore.

Em cada nó da árvore, o algoritmo escolhe uma variável preditora e um valor de corte que melhor separe os dados em dois grupos, utilizando uma métrica de pureza, como o índice de Gini (Gini, 1912) (Equação 1). Cada nó é avaliado para decidir se deve ser dividido ou se se tornará um nó terminal. O processo continua até que a árvore atinja seu tamanho máximo ou até que outros critérios de parada sejam atingidos, como o número mínimo de observações em um nó ou a pureza dos grupos.

$$GI = \sum_{i=1}^{n} p_i (1 - p_i)$$
 (Equação 1)

- GI é o índice de Gini;
- n é número de amostras;
- pi é a probabilidade da classe.

O índice de Gini é usado para avaliar a pureza das divisões no conjunto de dados, aumentando a precisão preditiva do modelo (Strobl, Boulsteix e Augustin, 2007). O índice de Gini mede a probabilidade de um dado escolhido aleatoriamente ser classificado incorretamente se for rotulado de acordo com a distribuição dos grupos. Quanto mais puro o grupo, menor o valor do índice de Gini, indicando que a separação foi eficaz. Um nó atinge o nível máximo de pureza quando todos os dados do grupo pertencem a uma única classe, ou seja, não há mais misturas dentro do nó. Se o nível de pureza não melhora significativamente, o algoritmo pode interromper a divisão, criando um nó terminal (Quinlan, 1986).

Após a construção inicial, é gerada uma árvore "máxima", que pode estar superajustada aos dados de treinamento. Nesse ponto, entra o conceito de poda. A poda da árvore envolve a remoção de nós menos importantes para simplificar a estrutura, resultando em uma sequência de árvores mais simples. A otimização de hiperparâmetros e as técnicas de poda são vitais para reduzir erros de previsão em árvores de decisão (Ge *et al.*, 2022). Por fim, a árvore que melhor se ajusta aos dados de treinamento, sem *overfitting*, é selecionada entre as árvores podadas.

Para a construção e validação de modelos de árvores de decisão, é possível utilizar o R Studio (R Core Team, 2023). Em particular, pode-se empregar o método "rpart2" do pacote "caret" (Kuhn, 2008). O método "rpart2" é uma extensão do "rpart" que permite a especificação do parâmetro "maxdepth", controlando a profundidade máxima da árvore de decisão. Esse controle é essencial para evitar o *overfitting*, especialmente quando aplicado a conjuntos de dados com ruídos ou incompletos.

Suas aplicações são diversas devido à sua capacidade de processar grandes quantidades de dados e realizar classificações e previsões de forma eficiente (Somvanshi *et al.*, 2017). O uso do método de árvores de decisão no contexto do consumo de água é amplamente aplicado para previsão de demanda. Sua principal aplicação ocorre na previsão de consumo de água, seja em diferentes setores, como áreas agrícolas (Fahrurrozi *et al.*, 2024; Nagaraj *et al.*, 2021; Shine *et al.*, 2018; Stow *et al.*, 2003), e em áreas urbanas.

Em áreas urbanas, as pesquisas costumam se concentrar em diferentes escalas temporais, como a previsão de demanda horária (Candelieri, 2017; Herrera *et al.*, 2010) e diária (Chen *et al.*, 2017; Fan, L. *et al.*, 2017; Li *et al.*, 2023). Por exemplo, Loureiro *et al.* (2016) desenvolveram um perfil de demanda espacial e temporal em sistemas de distribuição de água, visando prever a demanda em regiões com características semelhantes, obtendo bons resultados em precisão de previsão.

Além disso, em menor escala, as árvores de decisão são utilizadas para caracterizar o consumo, avaliando, além do volume consumo, os fatores que influenciam esse uso. Esses fatores incluem variáveis socioeconômicas, como número de habitantes por residência, gênero, idade e renda, variáveis climáticas, como precipitação, pressão atmosférica e temperatura do ar. Diversos estudos têm integrado uma combinação de fatores para caracterizar ou prever a demanda por água (Abu Talib *et al.*, 2023; Candelieri, 2017; Fan, L *et al.*, 2017; Grespan *et al.*, 2022; Kavya *et al.*, 2023; Loureiro *et al.*, 2016; Herrera *et al.*, 2010; Li *et al.*, 2023). Por exemplo, Hao *et al.*, (2020), utilizando o método CART, identificaram efetivamente os fatores demográficos que influenciam os padrões de consumo de água, demonstrando sua utilidade na previsão das variações do consumo urbano de água.

A importância das características varia; o histórico do consumo de água e os fatores sociodemográficos são considerados altamente influentes, com coeficientes de correlação de 0,95 e 0,74, respectivamente (Talib *et al.*, 2022), enquanto a importância dos dados meteorológicos diminui à medida que a escala espacial aumenta (Xenochristiu *et al.*, 2020). O número de variáveis independentes também afeta o desempenho do modelo; mais de quatro variáveis foram necessárias para resultados ideais em modelos de floresta aleatória (Ge *et al.*, 2022).

Assim, o uso de árvores de decisão para avaliar o consumo de água se mostra fundamental, dado que elas permitem a análise precisa de grandes quantidades de dados e de diferentes tipos de variáveis, incluindo fatores sociodemográficos, meteorológicos e históricos. Com sua capacidade de estruturar dados complexos e detectar interações entre variáveis preditoras, as árvores de decisão facilitam a previsão de demanda hídrica e a identificação de padrões de consumo, auxiliando no desenvolvimento de políticas mais eficazes para a gestão sustentável dos recursos hídricos.

2.3. Estudo de caso: Município de São Leopoldo-RS

O município de São Leopoldo-RS foi selecionado como objeto de pesquisa devido à disponibilidade de dados fornecidos pela autarquia de Serviço Municipal de Água e Esgotos (SEMAE). O município está localizado na região da Encosta Inferior do Nordeste do Estado do Rio Grande do Sul. Seus 103,01 km² são limitados pelos municípios de Estância Velha ao norte, Novo Hamburgo a nordeste e leste, Sapucaia do Sul ao sul e Portão, a oeste (Figura 2.6c). Representa 1,04% da área da Região Metropolitana de Porto Alegre-RS (Figura 2.6b), da qual está localizado há 13,4 km de distância.

400000E 500000E 480000E 490000E Brasil Estância Velha São Leopoldo 6700000N Novo Hamburgo Porta São Leopoldo Rio Grande do Su N00000099 Sapucaia do Sul São Leopoldo Região Metropolitana (a) (b) de Porto Alegre

Figura 2.6 - Localização do município de São Leopoldo: (a) no Brasil, (b) na Região Metropolitana e (c) entre os municípios limítrofes.

Informações gerais do município de São Leopoldo foram organizadas na Tabela 2.3 a seguir. As informações foram retiradas do site do IBGE Cidades e, em sua maioria são referentes ao Censo realizado em 2022.

Tabela 2.3- Informações gerais do município de São Leopoldo.

Two time to the state of the st	ac and everyone
Código do Município	4318705
Área	103,01 km²
População do censo (2022)	217.409 habitantes
Densidade Demográfica (2022)	2.110,58 hab./km²
Taxa de crescimento anual da população (2022)	0,13 %
PIB per capita (2019)	R\$ 42.740,23
Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) (2010)	0,739
População ocupada (2022)	33,75%
Salário médio mensal dos trabalhadores formais (2022)	3,2 salários-mínimos

Fonte: IBGE Cidades (2024).

Os dados da Tabela 2.3 fornecem um panorama abrangente do município de São Leopoldo, no estado do Rio Grande do Sul, identificado pelo código 4318705. Com uma área de 103,01 km²

e uma população de 217.409 habitantes, conforme o censo de 2022, São Leopoldo apresenta uma alta densidade demográfica de 2.110,58 habitantes por km². A Figura 2.7, **Pirâmide Etária de São Leopoldo**, ilustra a composição por idade da população, evidenciando um processo de envelhecimento, com aumento na proporção de pessoas idosas e uma base ligeiramente estreita, indicando possíveis quedas nas taxas de natalidade. A taxa de crescimento anual da população é de apenas 0,13%, indicando um crescimento demográfico lento. Em termos econômicos, o município possui um PIB per capita de R\$ 42.740,23, refletindo uma economia relativamente forte. O IDHM de 2010 é 0,739, classificando São Leopoldo como uma cidade de alto desenvolvimento humano, com bons indicadores em educação, expectativa de vida e renda. Entretanto, apenas 28,2% da população estava ocupada em 2019, sugerindo desafios no mercado de trabalho local.

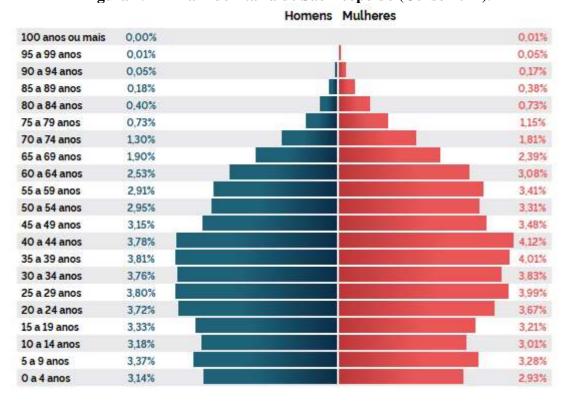


Figura 2.7 - Pirâmide Etária de São Leopoldo (Censo 2022).

São Leopoldo-RS é dividido político-administrativamente em 24 bairros. Os bairros variam em tamanho, desde cerca de 0,4 km² (Padre Reus e Fião) até 8,9 km² (São Borja, Arroio Manteiga e Boa Vista) conforme mostrado na Figura 2.8. Segundo a organização do Censo Censitário (IBGE, 2010), o município é dividido em 375 setores censitários (Figura 2.8). Essa divisão representa a menor porção territorial utilizada pelo IBGE para planejar e realizar levantamentos de dados do Censo e Pesquisas Estatísticas.

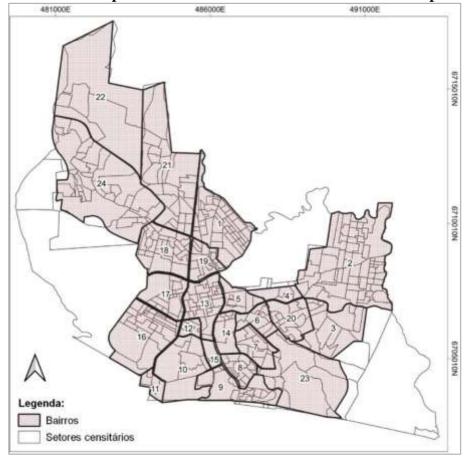


Figura 2.8 - Divisão política-administrativa e censitária de São Leopoldo/RS.

A informação sobre os setores censitários é crucial para avaliar espacialmente as mudanças provocadas pela pandemia, uma vez que o IBGE realiza periodicamente levantamentos sociodemográficos nesses setores. No entanto, é importante esclarecer que não foi possível elaborar todo o estudo apenas com os dados do Censo Demográfico de 2022, que ainda estão em fase de consolidação.

De acordo com o IBGE, os Setores Censitários apresentados no Censo Demográfico de 2022 são preliminares, pois avanços tecnológicos permitirão ajustes na Base Territorial e nas classificações territoriais antes da divulgação dos dados definitivos. A partir da análise crítica e adequação dos setores à configuração territorial vigente na data da pesquisa, busca-se uma formatação final que viabilize novas agregações estatísticas com um maior número de variáveis associadas. Além disso, "cabe ressaltar que, para a apresentação dos agregados ora divulgados, utilizou-se a Malha de Setores Censitários preliminares, que está sujeita a possíveis mudanças em sua geometria na versão definitiva" (IBGE, 2024).

Portanto, o presente trabalho optou por utilizar os dados do Censo Demográfico de 2010 para caracterizar os setores censitários, uma vez que esses dados estão completos, consolidados e

amplamente disponíveis. Embora o Censo de 2022 já tenha sido realizado, seus dados ainda são preliminares e estão em processo de adequação e análise. Nesse sentido, o Censo de 2010 oferece uma base sólida e definitiva para a realização da pesquisa até o momento, garantindo maior confiabilidade e precisão nas informações utilizadas. Além disso, os dados de 2010 já passaram por uma validação e revisão mais profundas, o que os torna mais adequados para a análise que se propõe neste estudo.

2.3.1. Características do serviço público de abastecimento de água

A responsabilidade pelos serviços de abastecimento de água no município de São Leopoldo-RS é do SEMAE, autarquia criada em 30 de dezembro de 1971 pela Lei Municipal n.º 1.648. De acordo com informações disponíveis no site¹, o município possui 2 estações de tratamento de água, 37 reservatórios e 25 elevatórias de água tratada, distribuídos por todo o seu território. A rede de distribuição de água compreende uma extensão de 764.875 metros lineares, atendendo exclusivamente ao município.

O SEMAE disponibilizou o registro em planilhas Excel, uma para cada ano de referência. Em cada documento, havia as seguintes informações: código do usuário, logradouro e registro mensal do consumo de água. Sobre a informação do logradouro ao qual o usuário pertencia, a SEMAE não utilizou exatamente a mesma definição do IBGE. Para coincidir as informações, foi necessário realizar um ajuste, conforme apresentado no Anexo I.

Sobre os dados do consumo mensal de água, foram disponibilizadas informações para o período de março de 2017 até fevereiro de 2022. É importante destacar que, nesta pesquisa, considerase que o ano de 2017 inicia em março de 2017 e termina em fevereiro de 2018, assim como o ano de 2018 inicia em março de 2018 e termina em fevereiro de 2019, e assim por diante até fevereiro de 2022, completando 5 anos de pesquisa (Figura 2.9).

Ainda, o termo "usuário" é utilizado para identificar cada estabelecimento consumidor de água, independentemente do número de consumidores que cada estabelecimento possa possuir. Essa situação é mais evidente na categoria residencial, visto que um único estabelecimento (usuário) pode possuir mais de um consumidor.

.

¹ https://www.semae.rs.gov.br/

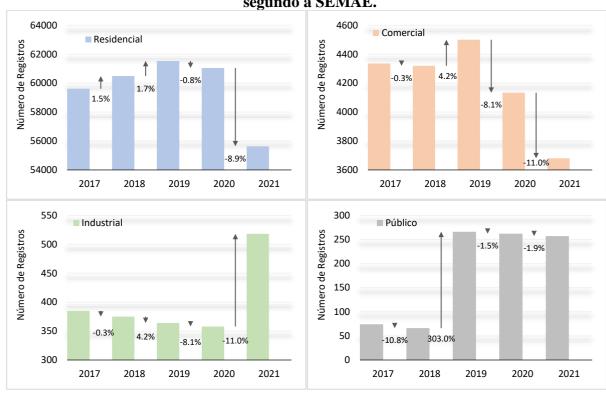


Figura 2.9 - Registros de usuários do sistema de abastecimento de água, de 2017 a 2021, segundo a SEMAE.

A Figura 2.9 evidencia que o número de usuários mudou ao longo do tempo, principalmente para as categorias industrial e público. Entre os anos de 2018 e 2019, houve uma troca de gestão dentro da autarquia responsável pelo abastecimento de água, seguida por uma revisão e atualização do sistema de controle de usuários. Esta mudança administrativa parece ter influenciado as tendências observadas nos registros de usuários de 2017 a 2021. Além disso, a partir de 2020, a pandemia de COVID-19 trouxe diversas mudanças nos hábitos das pessoas, impactando a permanência em casa e o consumo de água.

Os registros residenciais apresentaram flutuações com um pico em 2018 e 2020, mas caíram acentuadamente em 2021, possivelmente refletindo uma correção ou limpeza de dados iniciada pela nova gestão. Os registros comerciais mostraram uma tendência de queda constante ao longo dos anos, culminando no menor número de registros em 2021. A redução no número de registros comerciais pode ser associada às restrições e ao fechamento de negócios durante a pandemia.

A categoria industrial, após uma tendência de queda contínua de 2017 a 2020, apresentou um aumento em 2021, podendo indicar uma melhoria na identificação e no registro dessas conexões após a atualização do sistema. Os registros públicos tiveram um aumento drástico em 2019, que se manteve estável nos anos seguintes. No total, os registros apresentaram flutuações anuais,

com picos em 2018 e 2020, e uma queda acentuada em 2021, refletindo possivelmente a eliminação de duplicatas ou registros incorretos identificados durante a revisão do sistema, bem como os impactos da pandemia.

Adicionalmente, muitos registros do volume de água disponibilizados pelo SEMAE estavam inativos (volume de água igual a zero ou sem informação para todo o ano). Diante dessa situação, foi necessário aplicar critérios de seleção para escolha dos usuários a serem analisados.

Foi crucial reconhecer que problemas podem surgir de falhas humanas na medição e coleta de dados, tais como distração ou dificuldades de acesso aos locais de medição. Além disso, desafios como a presença de dados inconsistentes (i.e. valores negativos) foram enfrentados. Foi essencial identificar e corrigir esses erros. A redundância de dados também foi observada, tanto nas observações ou nas variáveis. Para isso, foi realizada a detecção e eliminação de duplicações. Quanto aos outliers, eles foram tratados excluindo-os das análises ou determinando se eram erros de fato.

O Apêndice II apresenta gráficos de distribuição do consumo de água por ano e por categoria de consumidor, destacando a alta variabilidade dos dados disponibilizados. Os intervalos interquartílicos e presença de valores discrepantes (outliers) sugerem uma elevada variabilidade ano a ano. Além disso, a amplitude dos valores extremos, representados pelos máximos e mínimos nos boxplots, reforça a grande variabilidade no consumo de água. Isso ressalta a necessidade de um tratamento estatístico adequado para análise dos dados.

2.3.2. Enfrentamento da pandemia de COVID-19

O ano de 2019 foi marcado pelo início da pandemia do novo coronavírus. A propagação do vírus teve início em Wuhan, na China, e rapidamente se espalhou para a Europa e, subsequentemente, para todo o mundo. No Brasil, o primeiro caso foi registrado em 26 de fevereiro de 2020. Em São Leopoldo, no Rio Grande do Sul, a primeira aparição do coronavírus na população ocorreu em 20 de março de 2020, com o primeiro óbito sendo registrado em 9 de abril de 2020 (SÃO LEOPOLDO, 2020).

No que diz respeito às medidas de controle adotadas pelo Governo do Estado do Rio Grande do Sul, em abril de 2020 foi apresentado um modelo de distanciamento controlado para conter a disseminação do vírus: o Sistema de Bandeiramento. O Estado foi dividido em 20 regiões, com base em critérios como hospitais de referência para leitos de UTI, e cada região passou a ser classificada em 4 cores de bandeiras: amarela, laranja, vermelha e preta. A cor amarela indica uma situação mais amena, com medidas mais brandas, enquanto a cor preta representa a

necessidade de restrições mais severas. A definição da cor da bandeira leva em consideração dois principais indicadores: a propagação do vírus e a capacidade de atendimento dos hospitais.

O Sistema de Bandeiramento foi utilizado até abril de 2021, período em que o Município de São Leopoldo fazia parte da Região R07 – Novo Hamburgo. Durante esse período, a região esteve em situação de bandeira vermelha (risco alto) duas vezes: em agosto de 2020 e em dezembro de 2020, quando a pandemia atingiu seu pico mais alto do ano. A Figura 2.10 apresenta o mapa controlado do Rio Grande do Sul no mês de agosto de 2020.

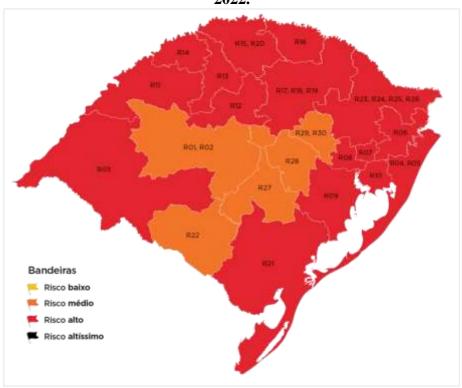


Figura 2.10 - Sistema de bandeiramento no Estado do Rio Grande do Sul, agosto de 2022.

Fonte: Estado do Rio Grande do Sul (2020).

Desde o início da pandemia, a Prefeitura Municipal de São Leopoldo esteve à frente no combate à pandemia, emitindo seu primeiro decreto de calamidade pública no mesmo dia em que o primeiro caso de COVID-19 foi registrado na população do município, em 20 de março de 2020. Ao longo de dois anos de pandemia, foram emitidas pela Prefeitura Municipal 277 leis municipais² e 129 decretos³ em razão da pandemia do novo coronavírus.

³ https://www.saoleopoldo.rs.gov.br/?titulo=Secretarias%20e%20Gabinetes&template=conteudo&ca tegoria=1&codigoCategoria=1&idConteudo=4816&tipoConteudo=INCLUDE_MOSTRA_CONTEUDO

² https://leismunicipais.com.br/prefeitura/rs/sao-leopoldo/categorias/covid-19

O primeiro decreto instaurou o estado de calamidade pública no município de São Leopoldo para fins de prevenção e enfrentamento à COVID-19 (Prefeitura Municipal de São Leopoldo, 2020). Devido ao avanço global da pandemia, a prefeitura optou por promulgar uma série de restrições. Entre essas restrições, destacam-se aquelas que limitavam a circulação de pessoas.

O decreto proibia o funcionamento de casas noturnas, motéis, academias de ginástica, cinemas e estabelecimentos similares, independentemente do número de participantes. Além disso, vedava o funcionamento do comércio em geral, a realização de eventos de qualquer natureza (inclusive em condomínios) e cultos religiosos. Também estabelecia limites para a circulação de pessoas nas indústrias, requerendo a adoção de sistemas de escalas, revezamento de turnos e alterações de jornadas. Além disso, afetava o funcionamento dos órgãos públicos, limitando o atendimento presencial ao público apenas aos serviços essenciais e implementando escalas e revezamentos entre os funcionários. Como mencionado, o primeiro decreto promulgado pela prefeitura de São Leopoldo impactou todas as classes de consumidores de água: comercial, residencial, industrial e pública.

De março a abril de 2020, houve um aumento no número de casos de 4 para 58, levando a prefeitura a continuar publicando decretos de calamidade pública com uma frequência aproximada de um decreto por semana. Em abril, assim como em março, todas as classes de consumidores foram afetadas por pelo menos um decreto. Com a chegada do inverno, é natural que as pessoas permaneçam em ambientes pouco ventilados; contudo, essa atitude é extremamente prejudicial para o combate ao coronavírus. Portanto, em junho, iniciou-se um dos picos da pandemia na cidade de São Leopoldo. Dada a gravidade da situação, a prefeitura voltou a publicar decretos bastante restritivos que afetaram novamente todas as classes de consumidores de água.

No mês de agosto de 2020, houve uma melhora significativa no número de casos positivos e no número de óbitos em São Leopoldo. Esse cenário levou a prefeitura a efetuar uma série de flexibilizações: restaurantes voltaram a funcionar e o comércio voltou a operar com maior capacidade. Todavia, com a chegada do fim do ano, a pandemia voltou a se agravar, atingindo seu pico em 2020. Como era de se esperar, uma série de medidas restritivas passaram a entrar em vigor no município de São Leopoldo, afetando novamente todas as classes de consumidores de água. Dentre as medidas de contenção aplicadas, vale destacar a proibição do funcionamento de casas noturnas, bares, museus, cinemas, teatros e estabelecimentos similares, a proibição de todo e qualquer evento, a vedação de aulas presenciais na rede pública e estadual de ensino, a limitação do transporte coletivo de passageiros (público e privado) a 60% de sua capacidade, e

a redução do número de trabalhadores nos estabelecimentos, além do estabelecimento de escalas e revezamentos entre os funcionários nas indústrias.

Na Figura 2.11, pode-se acompanhar o avanço da pandemia através do número de novos casos positivos registrados. O gráfico mostra que houve dois picos da pandemia em 2020, em agosto e dezembro, justificando as restrições adotadas nesses períodos. Em 2021, também houve dois picos, em março e junho.

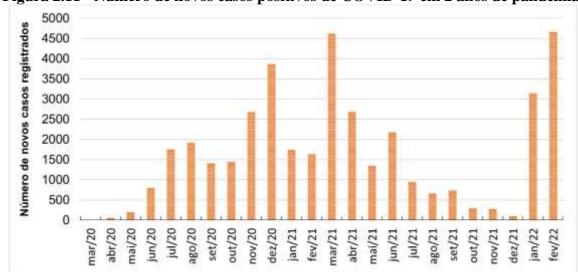


Figura 2.11 - Número de novos casos positivos de COVID-19 em 2 anos de pandemia.

Outro aspecto importante a ser destacado é o impacto significativo na classe residencial de consumidores de água durante a pandemia em 2020. Conforme evidenciado na linha do tempo (Figura 2.12), em nenhum momento deixaram de existir restrições que, de alguma forma, afetaram o consumo residencial. No máximo, houve flexibilizações; contudo, em nenhum momento estiveram isentas de impacto.

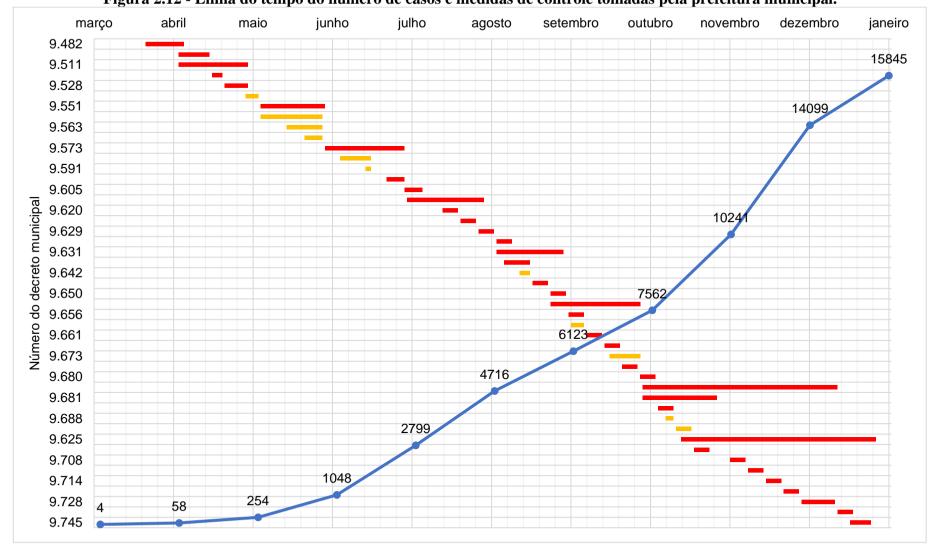


Figura 2.12 - Linha do tempo do número de casos e medidas de controle tomadas pela prefeitura municipal.

Legenda: • Restrição • Flexibilização • Casos positivos

3. ARTIGO II: SPATIO-TEMPORAL CHANGES IN URBAN WATER CONSUMPTION DURING 2 YEARS OF THE COVID-19 PANDEMIC IN SOUTHERN BRAZIL

Water Supply (2023) 23 (5): 1953–1971⁴

Abstract

This study investigated the changes that occurred during the COVID-19 pandemic in urban water consumption in residential, commercial, industrial, and public agencies in the city of São Leopoldo, southern Brazil, which has about 55,000 consumers and over 200,000 inhabitants. Overall, the city increased water consumption by 5.6% during the 2-year pandemic, with 5.9% in 2020 and 5.5% in 2021. Residential and industrial consumption increased by 6.77 and 9.92% in the first year, and by 5.47 and 14.45% in the second year, respectively. On the other hand, commercial and public sector consumption decreased by 5.48 and 46.26% in the first year and 1.83 and 40.99% in the second year, respectively. In the first months of the pandemic, there was a sharp increase in residential water consumption at the same time as a reduction in consumption in the other categories. In contrast, there was a slight return to previous water consumption patterns in the following months. Overall, we can affirm that the more central neighborhoods presented higher changes in water consumption than the peripheral neighborhoods. In addition, the water consumption during the pandemic and pre-pandemic periods was statistically different for residential, industrial, and public consumers.

Highlights

- Residential water consumption has increased by 1 m³ per household per month.
- Commercial and public establishments' water consumption decreased sharply during two pandemic years.
- The increase in COVID-19 containment measures generally causes an increase in residential water consumption.
- After 2 years, there was a slight return to previous water consumption patterns.

Keywords: commercial water consumption, COVID-19, industrial water consumption, public water consumption, residential water consumption

⁴ https://doi.org/10.2166/ws.2023.100

3.1. Introduction

The first case of a novel coronavirus was officially recorded in December 2019 from China. Three months later, in March 2020, the World Health Organization (WHO) declared the situation a pandemic, given the alarming spread and severity of the SARS-CoV-2 virus, which causes COVID-19 (WHO 2020a). At that time, the world had recorded 118,000 cases of the disease distributed across 114 countries, of which Brazil was responsible for 52 cases (Brazil Ministry of Health 2022; WHO 2022). Two years after the start of the COVID-19 pandemic, the world registered the mark of 446 million infected. Brazil, which has been the disease's epicenter several times, exceeded the number of 26 million infected, with more than 649,000 deaths (Brazil Ministry of Health 2022; WHO 2022), four times more infected than the global average. All this resulted in a calamity that affected millions of people's health and living conditions.

To contain the spread of the new coronavirus based on WHO guidelines, many countries started public health campaigns and imposed control measures. Among these measures, the stay-at-home order has the most marked impact by limiting the movement of people and preventing viral transmission through physical and social distancing (WHO 2020a). This containment measure encompasses travel restrictions, changes in workplaces, reductions in social events, and suspension of face-to-face classes in schools and universities, thus dramatically changing people's behavioral habits. Another essential measure implemented has been the expansion of hygiene habits, such as encouraging frequent hand washing and surface disinfection to prevent viral spread (WHO 2020b). Koh (2020) states that as early as April 2020, more than a third of the global population was under some restriction or blockage to limit the virus's transmission.

The COVID-19 pandemic and its respective control measures have impacted the most diverse segments of society worldwide. Electricity consumption increased in homes located in Quebec City, Canada (Rouleau and Gosselin 2021). There were negative impacts on health and psychological well-being in the USA and European countries (Brown *et al.* 2021; Leenaerts *et al.* 2021; Misery *et al.* 2021; Mulugeta and Hoque 2021). On the other hand, anthropic pressures on the environment were reduced in Milan (Italy) and Wuhan (China) (Firozjaei *et al.* 2021). Urban water consumers were directly affected too, with a widespread increase in residential water consumption during the pandemic (Kalbusch *et al.* 2020; Alvisi *et al.* 2021; Elmaslar Özbaş*et al.* 2021; Feizizadeh *et al.* 2021; Hoolohan and Browne 2021; Kazak *et al.* 2021; Rouleau and Gosselin 2021; Nemati and Tran 2022). Studies of non-residential water consumption have also been developed showing reductions in water consumption that vary by

type and level of consumer (Kalbusch *et al.* 2020; Abulibdeh 2021; Alvisi *et al.* 2021; Irwin *et al.* 2021; Li *et al.* 2021; Fritsche *et al.* 2022).

Consumption and demand for water are directly related to the services in which this resource is used, for example, industrial consumption depends on what is produced, the technology used in production, the operating hours of the plant, and the external demand for the product. Similarly, public and commercial consumption also depends on the opening hours of the establishment, and in the case of commercial, it also depends on the demand for the product sold, a situation that can be influenced by various factors, such as the weather when we think about the sale of winter clothes and summer. Finally, residential consumption is controlled by several factors, including sociodemographic (Feil and Tucci 2014; Makki *et al.* 2015; Fan *et al.* 2017; Barnett *et al.* 2020) and climatological aspects (Feil and Tucci 2014; Suh and Ham 2016; Fan *et al.* 2017a, 2017b). These factors influence water consumption in everyday situations. However, additional factors may alter water consumption during environmental disasters or health crises, such as the COVID-19 pandemic.

Relevant articles were published on water consumption during the COVID-19 pandemic (Buurman *et al.* 2022). After extensive research evaluating how water use patterns were affected by social distancing measures in different places, Buurman *et al.* (2022) found that water consumption increased by about 5% over 2020, reaching 13% during more restrictive measures.

Only three quantitative studies have been developed to investigate the relationship between COVID-19 prevention measures and urban water consumption in Brazil. Kalbusch *et al.* (2020) observed that water consumption during the first 26 days of the pandemic changed. Based on observations from a city in the south of the country, home consumption was found to have increased, while shops, industries, and public bodies showed decreases. Campos *et al.* (2021) made a more qualitative assessment of the behavior of water users through questionnaires applied in nine Brazilian states. Their study found that the hygiene habits most influenced by the pandemic were (in descending order): handwashing with soap and water, floor cleaning, food hygiene, and frequency and duration of baths, all of which involved changes in water consumption. Silva *et al.* (2022) investigated changes in residential and commercial water consumption in 31 municipalities in São Paulo, Brazil. The investigation compared observed and predicted water consumption for each sector from January to June 2020, showing an average difference equal to +6.23 and -18.59% for residential and commercial activities, respectively.

There is, therefore, a need to understand how the COVID-19 pandemic has impacted water demand, considering a range of spatial and temporal scales, communities, and diverse participants, to better understand the unique changes to water use and water-related practices, for whom and why. By composing the state of the art of current studies on the subject, and by highlighting the temporal and spatial vulnerabilities of the urban water supply system, the research helps to better prepare both users and service providers for future extreme 'stay home stay safe' situations. This is especially true in light of the fact that certain changes in routines are still in effect even after 2 years of the pandemic and will likely remain in effect for years to come. Thus, this study aims to evaluate the changes in urban water consumption during the COVID-19 pandemic, comprising data from all users of the water supply system of a city with more than 200,000 inhabitants in southern Brazil. The main innovation of this study is aided in the spatio-temporal understanding of water consumption from an extensive database. By quantifying the impact of COVID-19 on water consumption from monthly data from 3 years before (from March 2017 to February 2020) and 2 years after (from March 2020 to February 2022) the start of the pandemic, representing a set of more than 3 million data, along with the spatial analysis of water consumption for different categories of users, it was possible to estimate which city sectors were most impacted, which categories accounted for the largest variations in consumption, and what the water consumption scenario is after 2 years of the pandemic.

In the following items, we present the methodology used in the study, which includes the description of the case study, the data of water consumption analyzed and the different categories of consumers, and the method of temporal and spatial data analysis. Finally, we present the results of temporal and spatial changes in water consumption.

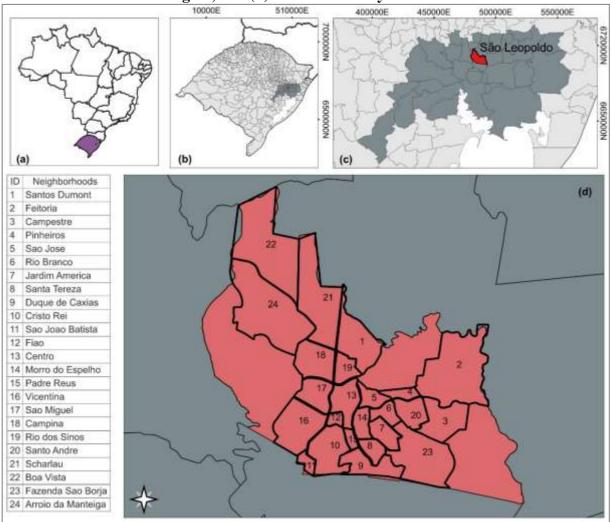
3.2. Methodology

An analysis of the urban water consumption changes after 2 years of the COVID-19 pandemic was developed for São Leopoldo in southern Brazil. First, all urban water consumption data were analyzed and went through a data cleaning process. This preliminary analysis resulted in the selection of 54,811 consumers, for whom a total of 3,288,660 records of monthly water consumption were available for evaluation. We then assessed the changes in the total volume of water consumed, comparing data from 3 years before and 2 years after the pandemic's beginning. Then, to better understand the changes, we performed a monthly temporal assessment of the data and concluded the survey with a spatial assessment of these changes. All statistical analyses were performed in R version 4.1.3 (R Core Team 2022).

3.2.1. Case study

The case study considered is the city of São Leopoldo, situated in the state of Rio Grande do Sul (RS) (Figure 3.1(b)), in the south of Brazil (Figure 3.1(a)). The state of Rio Grande do Sul is in the south temperate zone, and the climate is predominantly humid subtropical; the average temperatures range from 15 to 19 °C; however, during hot, humid summers, the highs frequently surpass 40 °C in some regions and lows usually fall below 9 °C, reaching as low as -10 °C (Moreno 1961).

Figure 3.1 - Map of (a) the state of Rio Grande do Sul in Brazil, (b) the Metropolitan Region of Porto Alegre, the state capital, (c) the city of São Leopoldo in the Metropolitan Region, and (d) administratively divided.



The São Leopoldo overall area is 102.7 km², bordered by the municipalities of Estância Velha to the north, Novo Hamburgo to the northeast and east, Sapucaia do Sul to the south, and Portão to the west. It represents 5.4% of the Metropolitan Region of Porto Alegre-RS population, located 13.4 km away (Figure 31(c)). Moreover, São Leopoldo-RS is politically and administratively divided into 24 neighborhoods (Figure 3.1(d)) that range in size from 0.389

km² (Padre Reus) to 8.876 km² (Arroio da Manteiga). Each community has different characteristics that also influence water consumption. The Centro, for example, is characterized as predominantly commercial and the city's administrative center. The neighborhoods of Santos Dumont, Arroio da Manteiga, São Miguel, Feitoria, Vicentina, and Santa Tereza are predominantly residential, with more socially vulnerable households than other neighborhoods, characterized by a higher presence of low-income individuals. However, there are also a few residential neighborhoods marked by the presence of industries, such as Fião and São Borja.

In 2010, there were 214,087 residents in the city, with a registered demographic density of 2,339.72 inhabitants/km² (IBGE 2010). Current estimates suggest that this population has increased to 240,378, with a registered demographic density of 2,340.58 inhabitants/km² (IBGE 2023). Of this total of inhabitants, approximately 99.6% are served by the municipal water and sewage service, SEMAE (SNIS 2020). In addition to residential services, SEMAE also supplies industries, commercial establishments, and public buildings such as hospitals, buildings of government, and many schools.

In 2020, the average monthly wage was about US\$701.42. The proportion of employed people in the total population was 28.2%. Moreover, in terms of health, the average infant mortality rate in the city was 6.86 deaths per 1,000 live births in 2020, and the hospitalizations due to diarrhea were 0.3 per 1,000 inhabitants in 2016. Regarding COVID-19 incidence, São Leopoldo recorded 40,359 cases 2 years after the pandemic, indicating that 16.8% of its population was infected. This value is slightly above the national average of 12.2% of the population infected in the same period.

The city government issued 100 decrees over the course of 2 years to establish pandemic control measures. Most of the decrees implemented restrictive measures with a validity period of 15 days, often extended or updated with new measures. It is important to highlight some of the most notable decrees, including one in June 2020 that prohibited the operation of many public spaces and one in December 2020 that affected commerce, public services, and industry.

Vaccination against COVID-19 started in January 2021 in Brazil, and as a result, there was a relaxation of control measures. However, due to the vaccination process not occurring so quickly, the restriction measures had to be increased in May 2021. Between July and October 2021, no virus containment measures were published. In November, new measures were issued to regulate the community's actions before the end-of-the-year holidays.

At the end of the 2 years of the pandemic, new decrees were again issued due to the increase in the number of new cases. However, the level of restriction in these decrees was lower compared to those published in the first year of the pandemic.

In Figure 3.2, we present the number of confirmed COVID-19 cases and the number of containment measures implemented per month during 2 years of the pandemic. This information was taken from the Brazilian government's official internet portals (São Leopoldo 2022). As shown, during the first year of the pandemic, the highest number of restrictions coincides with the month in which there was a reduction in the number of infected (September 2020). Similarly, when the number of publications of restrictive measures decreased in November 2020, there was an increase in the number of new cases, shown by a peak in December 2020. In addition, Figure 3.2 can be observed towards an increase in the number of cases between October and December 2020, which was interrupted in January 2021 when vaccination began in the city. The second year of the pandemic was marked by a reduction in cases and a consequent reduction in virus control measures. However, in January 2022, the number of infected people increased again, which may be related to the reduction in the number of decrees, increased movement of people on the streets, especially during holidays and vacations, and the emergence of a new variant of the coronavirus.

(March 2020–February 2022). Containment measures 5000 12 Number of containent measures 10 8 3000 6 2500 4 1500 1000 500 101/20 DIP21 an/21

Figure 3.2 - Relationship between the number of newly infected and the number of containment measures published to contain the virus in São Leopoldo per month (March 2020–February 2022).

3.2.2. Data collection

Monthly data on the water consumption of each user of the supply system was made available by SEMAE from March 2017 to February 2022. These data were organized into four categories of consumers: residential consumer (RC), commercial consumer (CC), industrial consumer

(IC), and public consumer (PC). Note that RCs represent houses or apartments with an average of three inhabitants per residence (IBGE 2010). The CCs represent all commercial establishments in the city, such as pharmacies, supermarkets, shops, hotels, restaurants, etc. ICs are factories and industrial parks, while the PC category reflects the water consumption of schools, hospitals, and other public administration bodies. Also, the data were divided into two periods: (1) pandemic, from March 2020 to February 2022, and (2) pre-pandemic, from March 2017 to February 2020.

To assess the effects of the containment measures on water consumption in the city of São Leopoldo-RS, the entire user dataset was subjected to a preliminary analysis, as the number of consumers differed throughout the study period (64,408 in 2017, 65,250 in 2018, 66,664 in 2019, 65,804 in 2020, 66,384 in 2021, and 66,284 in 2022). In addition, several consumers recorded no consumption during the time series. Thus, to compare the same consumers over both periods (i.e., pre-pandemic and pandemic), we removed those with zero water consumption in all analyzed months, or during the 2 years of the pandemic, those consumers who were not present throughout the entire analyzed period, and those consumers who have the same consumption record across the data series. As result, a total number of 54,811 consumers were analyzed and distributed in four categories, as presented below.

Figure 3.3 shows the spatial distribution of users of São Leopoldo's water supply system, organized by consumer category. Figure 3.3 shows that users of the water supply system are predominantly residential, representing 50,813 consumers, about 92.7% of the total, followed by CC with 3,595 consumers (6.6%), IC with 339 consumers (0.6%), and, finally, the PC category with 64 consumers (0.1%). Although RC and CC are registered in all neighborhoods in the city, IC and PC are not (Figure 3.3). The PCs are concentrated in 16 neighborhoods, which is coherent when one observes the low number of users in this category. On the other hand, only one city neighborhood, 12-Fião, has no record of ICs.

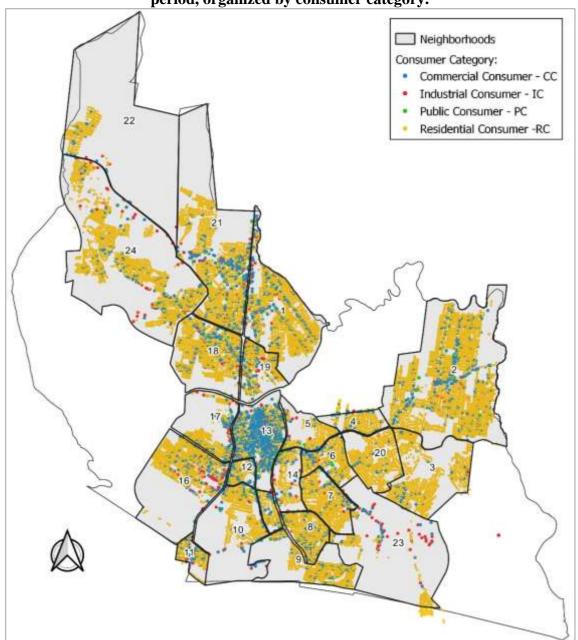


Figure 3.3 - The water supply system users with consumption data in the analyzed period, organized by consumer category.

3.2.3. Analysis of the temporal changes in water consumption

A temporal analysis of urban water consumption during the pandemic is the main tool used to assess the changes that occurred during this period (Kalbusch *et al.* 2020; Abu-Bakar *et al.* 2021; Alvisi *et al.* 2021; Cvetković *et al.* 2021; Feizizadeh *et al.* 2021; Kazak *et al.* 2021; Rahim *et al.* 2021; Rizvi *et al.* 2021; Rouleau and Gosselin 2021).

For each consumer category, the monthly data were organized into two groups according to the period of analysis: pre-pandemic (year 2017: March 2017 to February 2018; year 2018: March

2018 to February 2019; and year 2019: March 2019 to February 2020) and pandemic (year 2020: March 2020 to February 2021 and year 2021: March 2021 to February 2022).

In the first step, the total volumes of water consumed each year for each consumer category were calculated, considering all consumers. For each year, the percentage change related to the average water consumption in the pre-pandemic period (PPPA) was then calculated.

In the second step, the total monthly water consumed by each consumer category was estimated, considering all consumers. The Shapiro–Wilk normality test (Shapiro and Francia 1972) was used to verify the normality of the monthly data distribution, which showed that these data are not normally distributed. Based on this result, the non-parametric Wilcoxon Paired test (Wilcoxin and American Cyanamid Co., 1992) was applied considering the water consumption for 2017, 2018, 2019, 2020, and 2021, and the PPPA as has also been applied in similar previous studies (e.g., Kalbusch *et al.* 2020). A p-value < 0.05 was considered statistically significant.

Additionally, a comparison of the monthly water consumption was made using boxplot graphs. The results compared the monthly water consumption in the pre-pandemic and pandemic periods, and the observed differences were also compared with those obtained in other studies.

3.2.4. Analysis of the spatial changes in water consumption

Initially, we obtained each system user's monthly average water consumption in the prepandemic and pandemic period.

Next, we checked whether there was a statistically significant difference between the consumption in the two periods for each user of the system. This analysis was performed through hypothesis tests, which considered situations with parametric and non-parametric data, and a p-value < 0.05 as being statistically significant. Thus, the consumers who presented a statistically significant change in monthly water consumption between the two periods were selected and grouped by neighborhood and user category.

The next step was to estimate the monthly variation in water consumption in each consumer category in each neighborhood. We did this by dividing the average consumption of each category in the neighborhood by the number of consumers of each category who presented some significant change. These values, along with the percentage of consumers of each category in each neighborhood who had significant changes in water consumption, were analyzed.

3.3. Results and Discussion

3.3.1. Temporal changes in water consumption

Figure 3.4 reveals the change in annual water consumption during the pandemic period (March 2020–February 2022) and the pre-pandemic period (March 2017–February 2020) related to the PPPA for all categories of consumers. Figure 3.4 shows that the RC and IC increased the yearly water consumption during the pandemic period whereas the CC and PC decreased. Overall, the average annual total water consumption between the pre-pandemic period and the pandemic increased by 5.6% (5.9% in 2020 and 5.5% in 2021), similar to that observed in the review by Buurman *et al.* (2022). Although this value seems low in percentage, it represents a volume of around 554,000 m³ of water.

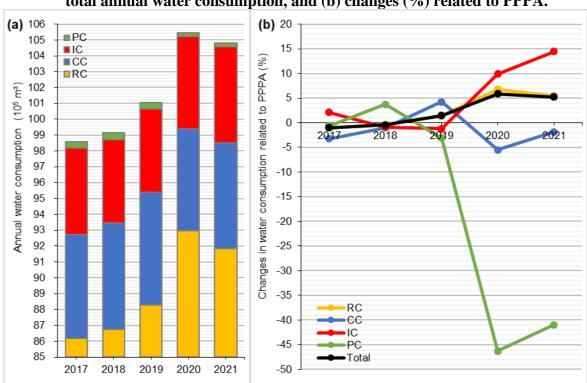


Figure 3.4 - Water consumption for different consumer categories from 2017 to 2021: (a) total annual water consumption, and (b) changes (%) related to PPPA.

The p-value of the paired Wilcoxon test (Table 3.1) revealed the effect of the COVID-19 pandemic on water consumption. The effect of the pandemic on RC and PC water consumption was observed when there was a significant difference between 2020 and 2021's consumption compared to all the pre-pandemic years' consumption and their PPPA. On the other hand, considering only the interpretation of the p-values of the CC and IC consumption (Table 3.1), there is no guarantee to attribute all changes in consumption to the pandemic since there was

no significant difference between the consumption in 2017 and 2020 for the IC, and the CC consumption showed no clear changes between the pandemic and pre-pandemic period.

Table 3.1 - p-value of the paired Wilcoxon test.

	RC					IC				сс					PC					
	2017	2018	2019	2020	2021	2017	2018	2019	2020	2021	2017	2018	2019	2020	2021	2017	2018	2019	2020	2021
2018	0.791					0.204					0.640					0.151				
2019	0.109	0.380				0.266	0.970				0.001	0.007				0.308	0.110			
2020	0.001	0.009	0.021			0.204	0.042	0.042			0.470	0.110	0.001			0.001	0.001	0.001		
2021	0.001	0.001	0.002	0.622		0.003	0.002	0.005	0.176		0.176	0.733	0.001	0.151		0.001	0.001	0.001	0.151	
PPPA	0.339	0.791	0.151	0.002	0.001	0.204	0.519	0.340	0.034	0.001	0.001	0.233	0.001	0.042	0.301	0.470	0.092	0.064	0.001	0.001

In terms of quantity, the higher water consumption increase was in the RC, an observation consistent with the findings of Alvisi *et al.* (2021), Nemati and Train (2022), and Buurman *et al.* (2022). Figure 3.4(b) shows a water consumption change of 6.8% in 2020, representing approximately a volume of 589,000 m³, and a water consumption change of 5.5% in 2021, representing approximately 476,000 m³. This result shows that during the pandemic, there was a reflection of the social distancing measures on residential water consumption, so RCs started to stay at home for longer, which justifies the significant increase in consumption (p-value < 0.05), especially in 2020 when there was a greater number of restriction measures published (Figure 3.2).

Another important point is the fact that the growth of residential water consumption showed a slightly linear pattern (about 100,000 m³/year) in the period leading up to the pandemic (Figure 3.4), likely justified by population growth and urban expansion, which justifies the PPPA not significantly different to 2017, 2018, and 2019, but is significantly different compared to 2020 and 2021 (pandemic period).

In relation to IC, in 2020, it increased by 9.9% compared to the average annual consumption of the pre-pandemic period, and in 2021, this difference increased to 14.5% (Figure 3.4(b)). Despite the fact that IC had the highest positive percentage change and significant difference between 2020 and 2021 (p-value < 0.05), in terms of volume, the yearly increase was only 52,000 and 76,000 m³, respectively. Industrial water consumption during the pandemic was different from that consumed in 2017, 2018, and 2019, as well as the average for this period. The only exception is the comparison between 2017 and 2020, where there was no significant difference. Industrial consumption had a slight negative slope between the years before the pandemic, thus 2017 had the highest consumption of the period. During the pandemic, this scenario changed: industrial consumption started to increase, justifying the fact that there is no significant difference between 2017 and 2020.

In contrast to the RC and IC, the water consumed by the PC and CC decreased. The reduction was more significant for public agencies (PC). Before the pandemic, PC consumed about 43,000 m³/year, and after the pandemic started, PC consumed about 24,400 m³/year, representing a reduction of approximately 44%. This reduction is evidenced in Figure 3.4, in which 2020 showed a reduction of 46.3% and 2021 of 41.0%. Similar to residential consumption, public consumption showed no significant difference between the pre-pandemic period and the pandemic period but showed significant differences when comparing years of both periods (Table 3.1).

Commercial consumption had a growth pattern in the period leading up to the pandemic (Figure 3.4). The 2017 consumption showed a negative change (-3.2%) relative to PPPA, and that Figure 3.4 went to -1.0% in 2018, until it peaked in 2019 with a positive change of 4.3%, representing a significant difference from previous years (Table 3.1). With the COVID-19 pandemic, shopping centers had to suspend their in-person activities, mainly in 2020 (Figure 3.2), which implied the reduction of water consumption by these establishments to the same levels as 2017 and 2018, a situation corroborated by the p-value > 0.05 for these combinations (Table 1). With the return of face-to-face activities in 2021, commerce increased water consumption again, but maintained a low consumption compared to pre-pandemic levels.

The comparison between boxplots of the monthly water consumption volumes of all consumers in each category better explains the changes that occurred during the pandemic (Figures 4.5–4.8). As presented in Figure 3.5, the first months of the pandemic (Figure 3.5(a) and 4.5(b)) showed an increase in residential water consumption; this situation is consistent with observations from other countries, such as the USA (Nemati and Tran 2022), Iran (Feizizadeh *et al.* 2021), Italy (Alvisi *et al.* 2021), the United Arab Emirates (Rizvi *et al.* 2021), Poland (Kazak *et al.* 2021), and Canada (Rouleau and Gosselin 2021). After 1 year of the pandemic (February 2021), consumption had returned to similar pre-pandemic behavior.

Figura 3.5 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic and pandemic periods for residential water consumption. (a) March, (b)

April, (c) May, (d) June, (e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January, and (l) February.

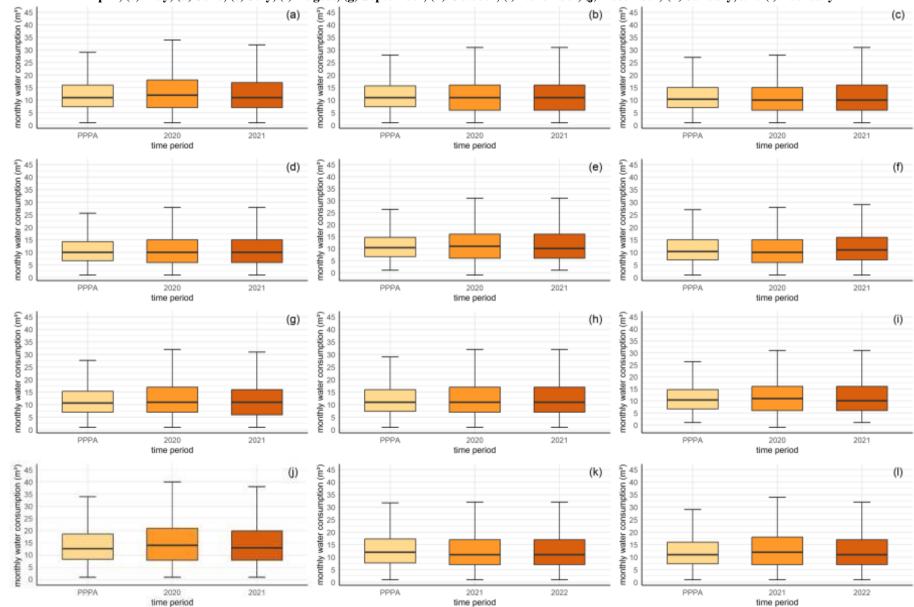


Figura 3.6 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic and pandemic periods for Industrial Water Consumption. (a) March. (b) April, (c) May (d) June, (e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (i) December, (k) January, and (l) February. (a) (c) 175

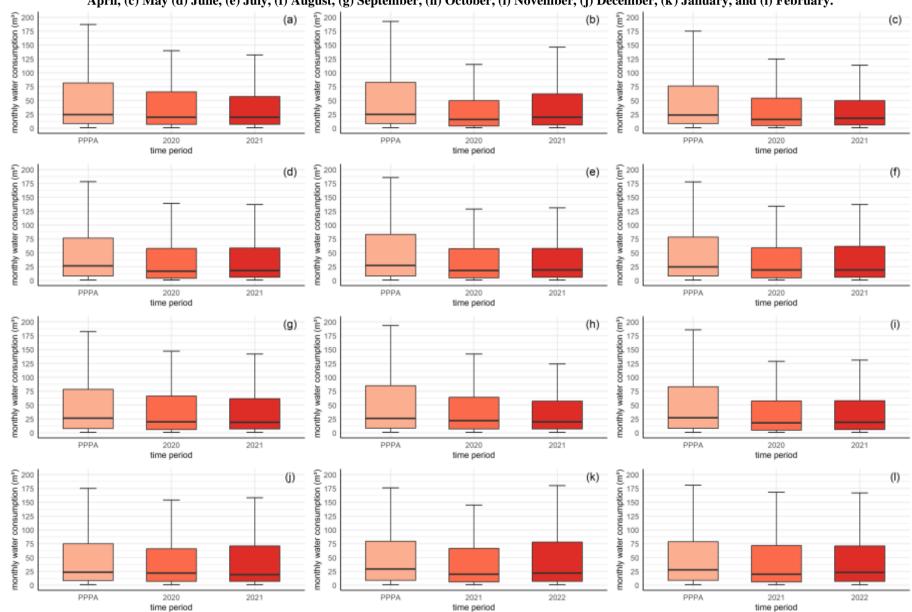
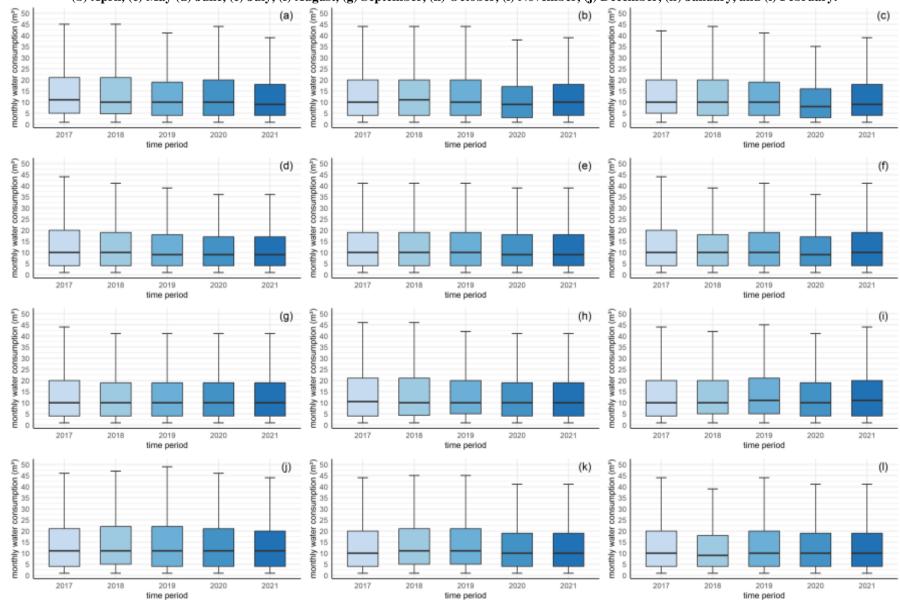


Figura 3.7 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic and pandemic periods for Commercial Water Consumption. (a) March, (b) April, (c) May (d) June, (e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January, and (l) February.



April, (c) May (d) June, (e) July, (f) August, (g) September, (h) October, (i) November, (j) December, (k) January, and (l) February. (_m) 140 120 120 (a) (c) 120 100 100 등 120 100 100 80 80 80 60 60 60 40 40 40 monthly v monthly 20 20 2020 time period 2020 time period PPPA 2020 time period PPPA 2021 2021 PPPA 2021 water consumption (m³) E 140 m) (d) (e) (f)) uojdimsuoo 100 80 120 100 100 100 80 60 60 40 40 20 20 PPPA 2020 2021 PPPA 2020 2021 PPPA 2020 2021 time period time period time period (_cw) 140 120 100 (_cw) 140 120 100 100 (_m) 140 120 (h) (i) (g) 100 80 80 80 60 60 60 40 40 40 20 20 2020 time period 2020 time period PPPA 2020 time period PPPA 2021 PPPA 2021 2021 (_eu) uojadumsuoo . mater consumption (m³) 140 80 80 40 (k) m) (l) (j) 120 120 100 80 60 60 40 40 monthly monthly monthly 20 20 20 PPPA PPPA 2020 2021 PPPA 2021 2022 2021 2022 time period time period time period

Figura 3.8 - Comparison between the volume of water consumed per month in the pre-pandemic and pandemic periods for Public Water Consumption. (a) March, (b)

By comparing results from 2020 to the pre-pandemic (Figure 3.5), a higher variability in residential water consumption during the pandemic of COVID-19 was observed. In the pre-pandemic period, half of the users had a consumption around ±4.5 m³ of the median value of the month; however, during the pandemic, this variation was ±5.5 m³. The maximum monthly values of residential water consumption showed higher changes (Figure 3.5). During the pre-pandemic period, the maximum monthly residential water consumption values from March to November were between 26 and 29 m³ (Figure 3.5(a) and 5(i) and in December (Figure 3.5(j)) showed the highest value of 33 m³. The same statistic showed higher values during the pandemic period, where the values of maximum monthly residential water consumption from March to November were between 27.5 and 35 m³ and in December reached the highest value of 39 m³.

Despite the increased variability, it is observed that residential water consumption during the pandemic maintained a similar pattern to the pre-pandemic period (Figure 3.5). The months with the highest consumption were from November to February, with a maximum in December, and the months with the lowest consumption were from June to August. This coincides with the summer and winter months in the region, respectively (Moreno 1961).

The annual volume of water consumed by the IC category grew the most in percentage terms (Figure 3.4), although the first 3 months (Figure 3.4(a)–4(c)) showed a reduction, as also observed by Kalbusch *et al.* (2020) and Li *et al.* (2021).

The IC consumption between the respective minimum and median monthly values did not show major changes (Figure 3.6). Thus, 50% of the users consumed up to 20 m³ of water per month, regardless of the pandemic. On the other hand, large consumers (who consume between the median and maximum value) were the most impacted by the virus control measures. It can be observed that in the pre-pandemic period, there were no monthly variations of the large consumers (Figure 3.6); on the other hand, during the pandemic a large variation of the third quartile and the maximum value was observed. This situation may be related to several decrees and containment measures published during this period (Figure 3.2), which limited the hours of operation or decreed the total suspension of activities.

Different from RC and IC, the CCs do not have a significant similarity between 2017, 2018, and 2019, and so the PPPA cannot be used as a comparison value. Thus, Figure 3.7 presents the boxplots of commercial water consumption between 2017 and 2022.

As observed in Figure 3.7, during the first 6 months of the pandemic, there was a higher reduction in commercial water consumption, a situation also identified by other research on the topic (Kalbusch *et al.* 2020; Abulibdeh 2021; Alvisi *et al.* 2021; Irwin *et al.* 2021; Kazak *et al.* 2021; Li *et al.* 2021; Buurman *et al.* 2022). Furthermore, despite the expectation for the closure and sharp reduction in commercial water consumption, this consumer category was the least impacted by the virus containment measures. In general, it was observed that 50% of the users, who consume less than the monthly median, did not show large variations in consumption. On the other hand, a slight reduction in the third quartile and maximum monthly values was observed, implying a reduction in water consumption in establishments that demanded more water.

Thus, it can be inferred that the reduction in annual commercial water consumption shown in Figures 4.4 and 4.7 was due to the reduction of water consumption in large establishments, such as malls and shopping centers, and also to the general reduction of water consumption in the first months of the pandemic.

The boxplots of the monthly water consumption in public establishments during the prepandemic period and the pandemic period are presented in Figure 3.8. When comparing Figures 8, it is possible to observe that until July 2021 (Figure 3.8(e)), the public water consumption remained below the mean values in the pre-pandemic period. Kalbusch *et al.* (2020) and Kazak *et al.* (2021) also identified the reduction in public water consumption during the pandemic's first months.

In general, it is observed that there was a reduction in the volume of water in all consumption ranges presented in Figure 3.8, as the first quartile, median, third quartile, and maximum values reduced up to 10 m³ on average. The median of the monthly public water consumption was around 27 m³ in the pre-pandemic period. However, the median of the monthly public water consumption was 13 m³ in May 2020, with averages of 17 m³ in 2020 and 21 m³ in 2021. Consumers who demand more water, whose consumption is situated between the monthly median and the maximum value, also reduced their consumption on the same scale.

3.3.2. Spatial change in water consumption

The users who presented a significant change between the pre-pandemic and pandemic periods were selected to analyze the spatial changes in water consumption. This process resulted in selecting about 51% of the total users, covering all categories. This does not imply that the remaining users have not changed how they consume water, but only that this change was not

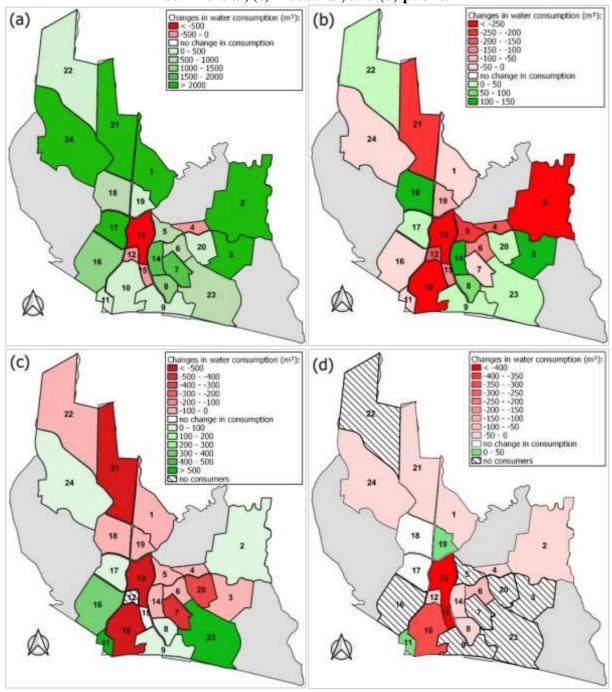
statistically significant compared to the period before the pandemic. The spatial distribution of all analyzed users and the percentage of variation in consumption between the two periods are presented in the supplementary material.

The percentage of users with a significant change in water consumption during the pandemic by consumer category is organized in Table 3.2, along with the average monthly increment of water consumed. The total changes in average monthly consumption related to consumers with statistically significant changes are shown in Figure 3.9, organized by neighborhood and consumer category. Most neighborhoods increased residential water consumption, slightly more than half reduced commercial and industrial consumption, and most neighborhoods with PC reduced water consumption.

Table 3.2 - Average monthly increase of water consumed during the pandemic and percentage of users who changed their consumption, by consumer category.

RC				CC		IC	PC	
Neighborhoods	Average monthly increase per consumer (m³)	Users with a significant change in water consumption	Average monthly increase per consumer (m³)	Users with a significant change in water consumption (%)	Average monthly increase per consumer (m³)	Users with a significant change in water consumption (%)	Average monthly increase per consumer (m³)	Users with a significant change in water consumption (%)
24-Arroio da Manteiga	0.99	50.79%	-0.25	52.44%	1.75	53.49%	-42.56	50.00%
22-Boa Vista	1.24	50.00%	2.46	66.67%	-33.93	50.00%	-	-
3-Campestre	1.75	53.03%	3.84	55.10%	-11.67	16.67%	-	-
18-Campina	0.43	52.07%	1.11	49.52%	-5.13	26.67%	0.00	0.00%
13-Centro	-5.86	53.13%	-3.10	52.59%	-53.25	52.00%	-34.36	70.83%
10-Cristo Rei	0.81	49.37%	-17.71	57.14%	-496.75	60.00%	-336.32	16.67%
9-Duque de Caxias	1.75	52.04%	1.41	56.52%	1.79	100.00%	-	-
23-Fazenda São Borja	2.27	50.98%	1.76	59.46%	310.89	72.22%	-	-
2-Feitoria	1.38	51.15%	-4.21	52.30%	7.33	38.46%	-9.57	66.67%
12-Fião	-1.25	51.81%	-6.19	50.85%	0.00	0.00%	-15.44	100.00%
7-Jardim América	1.86	50.46%	-0.20	55.81%	-47.72	64.29%	-	-
14-Morro do Espelho	6.59	47.38%	7.92	42.50%	-21.19	40.00%	-35.67	100.00%
15-Padre Réus	-0.17	54.35%	-4.42	60.00%	0.00	0.00%	-233.95	100.00%
4-Pinheiro	-1.13	48.25%	-5.85	50.00%	-5.32	25.00%	-1.53	50.00%
6-Rio Branco	0.97	50.76%	-2.64	52.48%	-21.74	33.33%	-31.21	100.00%
19-Rio dos Sinos	0.42	49.41%	-1.29	52.63%	-7.45	63.16%	34.13	50.00%
8-Santa Teresa	0.78	51.46%	1.04	52.55%	2.21	50.00%	-46.10	50.00%
20-Santo André	0.57	48.81%	1.99	42.86%	-110.91	100.00%	-	-
1-Santos Dumont	2.26	50.51%	-0.14	52.61%	-0.66	61.90%	-23.29	100.00%
11-São João Batista	0.09	50.82%	-3.05	39.02%	193.89	72.73%	7.72	100.00%
5-São José	1.99	49.38%	-8.59	64.10%	-14.45	42.86%	-	-
17-São Miguel	4.42	51.83%	0.23	52.69%	1.83	68.75%	0.00	0.00%
21-Scharlau	1.19	49.74%	-1.53	55.27%	-91.62	45.45%	-0.68	33.33%
16-Vicentina	0.92	49.90%	-0.15	58.65%	23.14	44.44%	-	-
Total	1.07	50.87%	-2.14	52.99%	21.93	53.41%	-43.29	59.38%

Figure 3.9 - Changes in monthly water consumption by neighborhood and consumer category, based on consumers with statistically significant change: (a) residential, (b) commercial, (c) industrial, and (d) public.



For all categories analyzed, there was at least one neighborhood where consumption reduction was recorded during the pandemic between consumers with statistically significant change. The neighborhood 13-Centro (Downtown) was the most impacted, with a higher reduction in residential water demand (5.86 m³ per consumer), along with 4-Pinheiro, the only neighborhood with a reduction in consumption in all categories of users. The 12-Fião and 15-Padre Reus

neighborhoods show a similar pattern of reduction in several categories, however, with a lower volume reduction and no record of PC (Figure 3.9(d)).

The neighborhoods 23-São Borja and 9-Duque de Caxias increased water consumption in all categories of consumers, despite all the decrees issued involving the suspension of non-essential activities.

Residential consumption had the lowest percentage of users who showed significant water consumption changes during the pandemic (Table 3.2). Although only 50.78% of the consumers showed significant water consumption change, on average, each residence consumed 1 m³ more water during the pandemic. This is twice the value observed by Silva *et al.* (2022) for the city of São Paulo.

The fact that the RC represents about 93% of the total users of the water supply system made this category the primary responsibility for the increase in consumption in 2 years of the pandemic, as already presented in Figure 3.

This is reflected in the increase in monthly water consumption in 20 of the 24 neighborhoods in the city (Figure 3.9(a)), with six neighborhoods increasing consumption by more than 2,000 m³. Although some neighborhoods reduced their water consumption, this volume was not enough to result in a decrease in the residential water consumption of the city. Thus, the scenario presented in Figure 3.9(a) suggests that in most neighborhoods, actions made people stay at home more and, consequently, increased the water demand.

The higher reduction in residential water consumption in neighborhood 13-Centro (-5.86 m³ per consumer) and the increase in other neighborhoods may indicate that residents of this neighborhood left their homes and moved back to more peripheral neighborhoods since 13-Centro is predominantly commercial and that these establishments were more affected by the virus containment measures. This observation is corroborated by the reduction in water consumption recorded in commercial establishments in 17 of the 24 neighborhoods (Figure 3.9(b) and Table 2), especially 13-Centro, with a reduction of more than 250 m³. Two neighborhoods with an expressive reduction in consumption are 2-Feitoria and 10-Cristo Rei.

Overall, there was an average reduction of 2.14 m³ in monthly water consumption per CC. Despite the growth in commercial consumption in nine neighborhoods, the increase in water volume per neighborhood was not higher than 150 m³, with most of them between 0 and 50 m³. Still, it is interesting to note that these neighborhoods are in peripheral regions of the city and

that an increase in residential consumption and a reduction in public consumption accompany this increase.

In relation to the PCs, Figure 3.9(d) and Table 3.2 show a reduction in water consumption in half of the neighborhoods, and this reduction was higher than 200 m³ in three of them. Despite this, the average change in monthly water consumption per user was -43.29 m³. Figure 3.9(d) shows an increase in monthly water consumption in only two neighborhoods; this volume was not higher than 50 m³. In addition, it is possible to observe that there were no statistically significant changes in PC consumers in neighborhoods 17-São Miguel and 18-Campina.

Industrial consumption, which showed an average increase of 21.93 m³ of monthly water volume during the pandemic, increased in only eight of the 24 neighborhoods: five neighborhoods presented an increase up to 50 m³ and three neighborhoods of over 500 m³. This implies that a small group of three out of the 24 neighborhoods analyzed were the most responsible for the increase in industrial water consumption during the pandemic. It is also noteworthy that in two neighborhoods, there were no statistically significant changes in IC consumers.

3.4. Conclusions

This research provides new insights into changes in urban water consumption during 2 years of the COVID-19 pandemic. We investigated the implications of changes in residential, commercial, industrial, and public consumption induced by COVID-19 in the context of containment measures implemented to control the spread of the virus, using a city in southern Brazil as a case study.

The total volumes of water consumed during the 2 years of the pandemic changed significantly, resulting in an average annual increase of 5.6%. Residential and industrial consumption increased by 6.77 and 9.92% in the first year and by 5.47 and 14.45% in the second year, respectively. This is reflected in an average monthly increase of 1.07 m³ per household and 21.93 m³ per industry. On the other hand, commercial and public sector consumption underwent negative changes, decreasing 5.48 and 46.26% in the first year and 1.83 and 40.99% in the second year, respectively. These changes reflected a monthly average decrease of 2.14 m³ per commercial establishment and 43.29 m³ per public establishment.

We observe that the first months of the pandemic saw an increase in residential water consumption and a slight return to pre-pandemic behaviors in the year's second half. The second half of 2020 was also marked by an increase in the number of containment measures published

and a consequent reduction in cases, particularly during September 2020. However, in December 2020, the number of containment measures decreased, associated with a period of end-of-year festivities/holidays; this increased the number of cases, and urban water consumption during this month showed similar values to the pre-pandemic period. These observations highlight the importance of efficient and effective public policies – if people consider the pandemic-related adaptations to their lives (e.g., home office, changed hygiene practices) as favorable, this may lead to changes in long-term practices and, therefore, the patterns observed in this work may become long-term phenomena.

Regarding spatial differences, each neighborhood in the city was affected differently when analyzing the users with statistically significant change on their consumption. Overall, we can affirm that the more central neighborhoods presented greater changes concerning the more peripheral neighborhoods. The Centro neighborhood (administrative and commercial headquarters of the city) had the higher reduction in total volume of water consumed, while the neighborhoods that were predominantly residential had the higher increase. Thus, further indepth research relating to sociodemographic factors needs to be undertaken.

The lack of recent social, demographic, and economic information about the neighborhoods is a limitation of the study, as the last census available is related to 2010. With this information, we could better understand which consumers were responsible for the changes in residential water consumption, as only 50.87% of residential consumers showed a statistically significant change between the pre-pandemic and pandemic periods. Sociodemographic factors affected a community's ability to stay at home during COVID-19 containment measures. Communities with higher social vulnerability may have more workers without work-from-home options or fewer resources to stay at home for extended periods, which can thus increase their risk from COVID-19 (Fletcher *et al.* 2021). In addition, these communities often have poor access to sanitation services, which limits the fight against the pandemic (Feizizadeh *et al.* 2021). Accordingly, understanding each neighborhood's characteristics, lifestyle in these locations, and how water is accessed is crucial for understanding how different communities were impacted by the COVID-19 pandemic, given the spatial change in water consumption highlighted in this research.

Overall, this work contributed to the existing knowledge about the changes in water consumption in Brazil during the COVID-19 pandemic. The results support the studies related to the hypothesis that the pandemic impacted water consumption behavior. In this sense, considering that some changes caused by the pandemic will be perpetuated, it is necessary to

develop studies that contemplate this situation to contribute to the renewal of the management of sanitation systems.

Finally, adequate water for domestic use, for consumption, food preparation, and hygiene purposes is essential to protect public health and the city's full functioning. Thus, the efficient management of this resource, especially in atypical times such as the COVID-19 pandemic, can help avoid shortages and maintain the system's efficiency. This type of research assists public agencies in making decisions when there is an increased demand for drinking water.

4. ARTIGO III: ENTENDENDO AS MUDANÇAS NO CONSUMO RESIDENCIAL DE ÁGUA DURANTE A PANDEMIA: UMA ANÁLISE SOCIODEMOGRÁFICA NO SUL DO BRASIL

Title: Understanding Changes in Residential Water Consumption during the Pandemic: A Sociodemographic Analysis in Southern Brazil

Baseado no artigo submetido à revista científica

Resumo: O artigo aborda as mudanças nos padrões de consumo de água residencial em São Leopoldo, no sul do Brasil, durante a pandemia de COVID-19, com ênfase nas variáveis sociodemográficas. A análise se baseia em dados de 49.712 usuários distribuídos por 356 setores censitários, comparando os períodos pré-pandemia (2017-2020) e durante a pandemia (2020-2022). O consumo mensal de água foi classificado em nove faixas, e as mudanças entre essas categorias foram avaliadas ao longo do tempo. As mudanças no consumo por setor censitário foram examinadas utilizando árvores de decisão, para identificar como variáveis como número de moradores por residência, renda e nível educacional influenciaram o comportamento de consumo. Aproximadamente 50,3% dos usuários alteraram seus hábitos de consumo de água durante a pandemia. Dentre esses, 59,4% registraram aumento no consumo, enquanto 40,6% apresentaram redução. Os setores censitários com maior proporção de famílias de baixa renda e com mais moradores por domicílio apresentaram maior probabilidade de mudança no consumo de água, possivelmente devido a alterações no tempo de permanência dessas pessoas em casa. A pandemia teve um impacto significativo nos padrões de consumo de água residencial, e fatores socioeconômicos e demográficos desempenharam papéis cruciais. Esse cenário destaca a importância de considerar tais fatores na gestão de recursos hídricos urbanos, especialmente em tempos de crise.

Keywords: water consumption; decision trees; pandemic; COVID-19; sociodemographic.

4.1. Introdução

O entendimento dos padrões de consumo de água urbana é essencial para uma gestão eficiente dos recursos hídricos em áreas urbanas. Um estudo abrangente conduzido por Dias e Ghisi (2024), que revisou trabalhos sobre o tema, constatou que diversos fatores influenciam esses padrões de consumo em diferentes regiões. As características específicas de uma área urbana, como densidade populacional, infraestrutura de água e padrões de desenvolvimento, exercem um impacto no consumo de água. Além disso, o nível de desenvolvimento econômico de uma região pode afetar a demanda por água, com áreas mais prósperas geralmente consumindo mais água. O clima também desempenha um papel importante, pois regiões mais secas enfrentam desafios adicionais de disponibilidade hídrica. Estes fatores ressaltam a complexidade e a importância de considerar múltiplos aspectos ao desenvolver estratégias de gestão de recursos hídricos urbanos.

O uso do método de árvores de decisão no contexto da gestão de águas urbanas é amplamente aplicado para previsão de demanda. Sua principal aplicação ocorre em pesquisas focadas em diferentes escalas temporais, como a previsão de demanda horária (Candelieri, 2017; Herrera et al., 2010) e diária (Chen et al., 2017; Fan, L. et al., 2017; Li et al., 2023). Além disso, em menor escala, as árvores de decisão são utilizadas para caracterizar o consumo, avaliando, além do volume consumo, os fatores que influenciam esse uso. Esses fatores incluem variáveis socioeconômicas, como número de habitantes por residência, gênero, idade e renda, variáveis climáticas, como precipitação, pressão atmosférica e temperatura do ar. Diversos estudos têm integrado uma combinação de fatores para caracterizar ou prever a demanda por água (Abu Talib et al., 2023; Candelieri, 2017; Fan, L et al., 2017; Grespan et al., 2022; Loureiro et al., 2016; Herrera et al., 2010; Kavya et al., 2023; Li et al., 2023). Ainda, Abu Talib et al. (2023) utilizaram árvores de decisão para investigar o impacto da pandemia de COVID-19 na eficiência dos modelos de previsão de demanda de água, considerando variáveis socioeconômicas. Os resultados indicaram que as irregularidades causadas pela pandemia afetaram o desempenho geral dos modelos de aprendizado de máquina empregados.

Durante a pandemia de COVID-19, as medidas de distanciamento social provocaram impactos significativos nos padrões de uso da água em várias cidades, afetando tanto o consumo residencial quanto o não residencial (Abulibdeh, 2021; Cvetković; Nešović; Terzić, 2021; Evangelista *et al.*, 2023; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2021; Mirahmadizadeh *et al.*, 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Shanableh *et al.*, 2022; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Tavares *et al.*, 2023).

Buurman Freiburghaus e Castellet-Viciano (2022) realizaram uma revisão abrangente, abordando dados e informações de nove países distintos, e concluíram que houve alterações nos horários e locais de uso da água. Com o aumento do trabalho e estudo em casa, houve uma notável mudança nos horários em que as atividades de uso da água ocorriam (Cominato *et al.*, 2022). Além disso, observou-se uma redistribuição do uso da água, com mais pessoas em casa, resultando em um aumento no consumo residencial de água, enquanto a demanda em áreas comerciais e de escritórios diminuiu (Abulibdeh, 2021; Gholami *et al.*, 2023; Irwin; McCoy; McDonough, 2021; Kalbusch *et al.*, 2020; Kazak *et al.*, 2021; Nemati; Tran, 2022; Silva *et al.*, 2022). Essas mudanças levaram a ajustes espaciais nos padrões de uso da água (Abulibdeh, 2021; Ba *et al.*, 2022; Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, 2023; Tavares *et al.*, 2023).

Outro aspecto relevante foi a influência sobre os volumes de água utilizados durante a pandemia. Isso ocorreu devido a alterações na intensidade de certas atividades de uso da água, variações na eficiência do seu uso e até mesmo a introdução de novos usos relacionados à produção de itens essenciais durante a pandemia. Essas adaptações nos padrões de uso da água refletem a capacidade das pessoas em se ajustar às novas condições impostas pela pandemia, influenciando assim a demanda e a distribuição desse recurso vital em diferentes contextos urbanos. Isso reforça a importância de considerar a heterogeneidade do consumo de água entre diferentes setores e usuários, especialmente durante crises como a pandemia de COVID-19 (Nemati; Tran, 2022).

Nesse contexto, as variáveis sociais desempenham um papel importante na forma como as pessoas utilizam a água e respondem a eventos como a pandemia, influenciando os padrões de consumo e as demandas por serviços de água. Ao analisar o consumo de água em contextos específicos, é essencial considerar não apenas fatores climáticos e de saúde, mas também variáveis sociais e demográficas para uma compreensão abrangente dos padrões de consumo de água. Para compreender melhor as alterações no consumo de água durante a pandemia, são poucos os estudos que têm investigado a relação entre variáveis sociais e demográficas e o consumo de água em diferentes contextos (e.g. Abulibdeh, 2021; de Jesus Lima *et al.*, 2024; Gholami *et al.*, 2023; Gross; Ajami; Cominola, 2023).

Gross, Ajami e Cominola, (2023) analisaram as características socioeconômicas das residências do sul da Califórnia ao longo de 20 anos, para identificar como esses fatores influenciam os padrões de consumo de água e a resposta a pandemias, crises hídricas e recessões econômicas. O estudo apontou que os usuários que aumentaram o consumo de água durante a pandemia eram principalmente famílias com níveis mais altos de educação, vivendo em bairros de baixa

densidade populacional e com maior renda. Por outro lado, foi observado que grupos sociais que vivem em pequenas residências, complexos de apartamentos e com renda mais baixa não tiveram um impacto significativo no consumo de água durante a pandemia, indicando que esses grupos podem ter tido menos oportunidades de transição para o trabalho remoto.

Na Indonésia, por exemplo, pesquisas destacaram que fatores socioeconômicos, como sexo, renda e ocupação, não tiveram uma influência significativa no aumento do consumo de água e produtos de higiene. Além disso, a idade e o conhecimento sobre a eficácia e segurança do desinfetante para as mãos emergiram como variáveis importantes, com os mais velhos preferindo lavar as mãos com água e os mais jovens optando pelo desinfetante, possivelmente refletindo diferentes percepções de risco e hábitos de higiene (Komarulzaman *et al.*, 2023).

O estudo conduzido em Hubballi–Dharwad, Índia, durante a pandemia de COVID-19, incorporou variáveis socioeconômicas em sua análise para compreender o consumo de água (Kumpel *et al.*, 2022). Os pesquisadores buscaram equilibrar as características socioeconômicas entre os domicílios com fornecimento contínuo e intermitente de água durante o estudo. Embora não tenha havido uma análise direta da relação entre variáveis socioeconômicas e consumo de água, a inclusão dessas variáveis na seleção e comparação dos grupos de usuários sugere a importância do contexto socioeconômico na compreensão dos padrões de consumo de água durante a pandemia. Isso ressalta a necessidade de considerar fatores socioeconômicos ao avaliar o acesso à água e os comportamentos relacionados à higiene em períodos de crise, como a pandemia de COVID-19.

Essa abordagem sugere que tais fatores desempenham um papel significativo nas mudanças de demanda de água durante a pandemia, enfatizando a importância de considerar as características únicas de cada comunidade ao planejar e gerenciar o abastecimento de água. No entanto, é interessante observar que a maioria desses estudos utilizou as características sociodemográficas apenas para caracterizar os usuários diante das mudanças no consumo de água durante a pandemia, sem estabelecer uma relação de predição clara.

A cidade de São Leopoldo, localizada no sul do Brasil, vivenciou um aumento significativo no consumo urbano de água durante os dois primeiros anos da pandemia de COVID-19, totalizando cerca de 554 mil m³ (Tavares *et al.*, 2023). Notadamente, os usuários residenciais foram os principais responsáveis por esse aumento. A diferença no consumo mensal de água entre os períodos pré-pandemia (março de 2017 a fevereiro de 2020) e pandemia (março de 2020 a fevereiro de 2022) foi estatisticamente significativa para 51% do total de usuários residenciais (Tavares *et al.*, 2023), evidenciando que o comportamento dos usuários não foi

uniforme, com variações de consumo de acordo com diferentes circunstâncias locais. Diante desse cenário, o objetivo deste artigo é investigar as alterações no consumo residencial de água ocorridas nos primeiros dois anos da pandemia de COVID-19 na cidade de São Leopoldo, em relação aos padrões sociodemográficos da cidade, utilizando árvores de decisão como ferramenta para auxiliar na compreensão desse impacto. Buscamos fornecer insights para o gerenciamento de recursos hídricos e estratégias de saúde pública em situações de pandemia ou crises futuras.

Para alcançar esse objetivo, foram utilizadas séries temporais mensais de março de 2017 a fevereiro de 2022, analisando os dados de cada usuário individualmente. Detalhes sobre a coleta, seleção preliminar de dados, agrupamento, categorização dos usuários em classes de consumo e processo de elaboração de árvores de decisão são apresentados na seção 'Metodologia'. A análise do comportamento e das mudanças nas classes de consumo, juntamente com a relação com as variáveis sociodemográficas de cada região da cidade, e a classificação dos usuários através de árvores de decisões com base nessas variáveis são discutidas na seção 'Resultados e Discussões'. Por fim, na seção 'Conclusões', são apresentadas recomendações específicas para melhorar a gestão dos recursos hídricos, juntamente com um resumo das principais descobertas do estudo.

4.2. Metodologia

A metodologia do estudo analisa o consumo de água em São Leopoldo durante a pandemia, utilizando dados de 356 setores censitários e 49.712 usuários. Foram avaliadas variáveis sociodemográficas como alfabetização, classe social, composição etária e condições de moradia. A classificação dos usuários foi feita em nove faixas de consumo, com base na metodologia da Empresa Baiana de Águas e Saneamento – EMBASA (2023), comparando os períodos pré-pandemia e pandemia. A análise focou nas mudanças de consumo – aumento, redução ou manutenção – tanto individualmente quanto em grupos dentro dos setores censitários, permitindo identificar padrões coletivos e variações de comportamento.

Foram utilizadas árvores de decisão, que classificaram o impacto da pandemia no consumo de água com base em variáveis preditoras, como classe social, número de moradores e idade. O modelo foi validado com 1.000 iterações, utilizando o critério de impureza de Gini, e foi avaliado pela acurácia e pelo índice kappa. O teste de McNemar foi aplicado para comparar as classificações e garantir a robustez do modelo.

4.2.1. Descrição dos dados

No Brasil, as cidades são divididas pelo IBGE em unidades territoriais chamadas de Setores Censitários (SC), utilizados para fins de controle cadastral, além de estudos socioeconômicos e demográficos. Em São Leopoldo, no estado do Rio Grande do Sul, a cidade é composta por 375 SC (IBGE, 2010) (Figura 4.1). Esses 375 setores englobam um total de 50.813 usuários residenciais de água (Tavares *et al.*, 2023). No entanto, ao realizar a presente pesquisa com foco nos SC em vez do número total de usuários, verificou-se que alguns setores não possuíam informações sociodemográficas suficientes para caracterizá-los. Como resultado, foi necessário excluir esses setores e, consequentemente, os usuários neles incluídos. Assim, o número de SC analisados foi reduzido para 356, e o de usuários para 49.712.

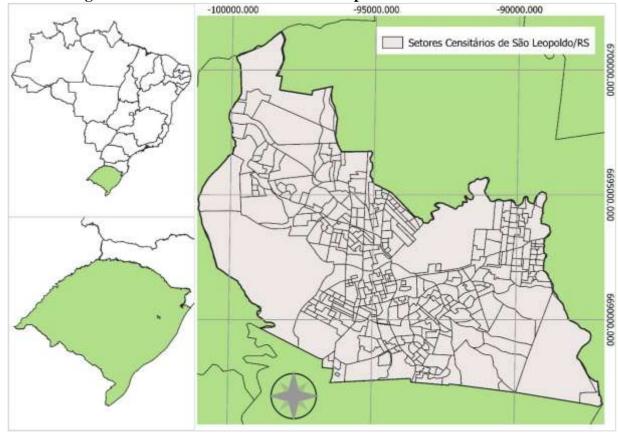


Figura 4.1 - Divisão da cidade de São Leopoldo em setores censitários.

São Leopoldo é um município com uma população urbana relativamente densa, um crescimento populacional lento, uma economia sólida refletida pelo PIB per capita, e um desenvolvimento humano considerado alto. Contudo, a taxa de população ocupada sugere que pode haver desafios relacionados ao mercado de trabalho local (Tabela 4.1). As variáveis selecionadas para avaliação sociodemográfica dos setores de censitários estão sumariadas no Anexo III.

Tabela 4.1 - Informações gerais da cidade e dos dados analisados.

Descrição	Informação
Área	103,01 km²
População total da cidade	217.409 habitantes
Densidade Demográfica (2022)	2.110,58 hab./km²
População ocupada (2022)	33,65%
Taxa de crescimento anual da população (2022)	0,13 %
PIB per capita (2021)	R\$ 45.159,57
Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) (2010)	0,739
Domicílios abastecidos pela rede geral de água	96,03 %
Número de usuários (domicílios) analisados	49.712 usuários
Número de setores centenários analisados	356 setores
Consumo médio mensal de água antes da pandemia	13,3 m³
Consumo médio mensal de água durante a pandemia	14,0 m³
Taxa de alfabetização	97,62 %
Renda média mensal por habitante	U\$ 805
Média de moradores por residência	2,57
Idade mediana da população	36 anos

Fonte: IBGE (2010), IBGE (2022).

A Tabela 4.2 organiza os dados selecionados e tratados, incluindo a porcentagem de pessoas alfabetizadas, a distribuição de usuários por classe social, por número de moradores por residência (moradia) e por faixa etária. A escolha dessas variáveis revelou-se eficiente para caracterizar os usuários de água, conforme o estudo realizado por Ribas *et al.*, (2024).

Tabela 4.2 - Informações sociodemográficas de São Leopoldo.

		mínimo	1º quartil	2º quartil	3º quartil	máximo	médio
Alfabetização (%)		83	96	98	99	100	97
	A ou B	0	0	1	2	25	2
Classe Social	C	0	1	3	11	39	7
(%)	D	0	13	21	35	60	23
	E	10	51	76	85	100	68
Habitantes	1 ou 2	21	34	40	51	86	44
por	3 ou 4	14	41	47	51	70	45
Residência -	5 ou 6	0	6	10	13	20	9
Moradia (%)	7 ou mais	0	0	1	3	10	2
	criança	6	14	18	23	37	19
Faixa Etária	jovem	10	14	16	18	25	16
(%)	adulto	34	53	56	60	71	56
	idoso	0	5	7	12	48	9

Fonte: IBGE (2010).

Vale destacar que, em 2010, o rendimento per capita familiar no Brasil foi classificado em diferentes classes econômicas pelo IBGE. A Classe A era composta por famílias com rendimento acima de 20 salários-mínimos. A Classe B abrangia aquelas com rendimentos entre

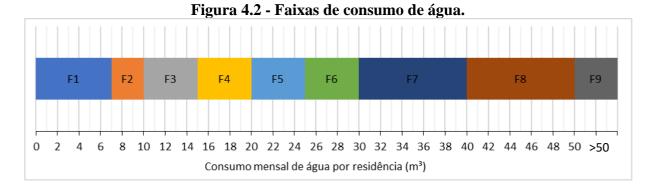
10 e 20 salários-mínimos. Na Classe C, encontravam-se as famílias que possuíam rendimentos entre 4 e 10 salários-mínimos. A Classe D era composta por famílias cujo rendimento variava entre 2 e 4 salários-mínimos. Por fim, a Classe E incluía famílias com rendimento de até 2 salários-mínimos. Além disso, crianças foram definidas como pessoas com até 14 anos, jovens têm entre 15 e 24 anos, adultos têm entre 25 e 64 anos, e idosos são aqueles com 65 anos ou mais.

Em resumo, a Tabela 4.2 mostra uma população majoritariamente alfabetizada, predominantemente de classe social E, vivendo em lares com 1 a 4 habitantes e composta principalmente por adultos, com uma presença menor de crianças, jovens e idosos.

4.2.2. Categorização dos usuários e mudança do consumo

Os usuários foram classificados em categorias com base no consumo mensal de água em ambos os períodos (pré-pandemia e pandemia), e as mudanças entre essas categorias foram avaliadas ao longo do tempo. Essa categorização possibilita uma análise mais detalhada dos diferentes padrões de consumo de água entre os usuários residenciais (Sabzchi-Dehkharghani *et al.*, 2023).

Embora a prática de classificar os usuários por faixas de consumo seja comum entre os prestadores de serviços de saneamento no Brasil, a SEMAE não realiza essa atividade. Portanto, optou-se por utilizar as faixas de consumo residencial definidas pela EMBASA (2023) (Figura 4.2), pois oferecem uma maior granularidade e variação, sendo estabelecidas 9 faixas de consumo.



Para a análise individual, cada usuário foi categorizado de acordo com a variação no consumo de água durante a pandemia: aumento ou diminuição, caso tenha mudado de faixa de consumo, ou manutenção do consumo, caso tenha permanecido na mesma faixa de consumo. No entanto, ao avaliar o setor censitário, que agrupa usuários territorialmente, foi necessário adaptar essa abordagem para refletir as dinâmicas coletivas de consumo dentro dessas áreas.

4.2.3. Categorização de setores censitários e mudança no consumo de água

Durante o processo de definição do agrupamento dos usuários em unidades territoriais, observou-se a presença de diferentes faixas de consumo dentro de um único SC. Na maioria dos casos, notou-se que, embora um SC tivesse uma faixa predominante, ela não representava a maioria dos usuários daquele setor em termos percentuais. Por exemplo, o SC0001 possuía 58 usuários de água distribuídos da seguinte maneira: 14 usuários na classe F1, 20 usuários na classe F2, 15 usuários na classe F3, 8 usuários na classe F4 e 1 usuário na classe F5. Ou seja, mesmo a classe F2 tendo a maior quantidade de usuários no SC, essa quantidade não representava a maioria absoluta do total de usuários do setor e, portanto, não poderia ser utilizada para caracterizá-lo.

Por isso, optou-se por avaliar o impacto da pandemia no SC através do percentual de usuários que mantiveram e que mudaram de faixa de consumo. Os usuários que mudaram de faixa de consumo foram divididos em duas categorias: aqueles que mudaram para uma faixa maior, indicando aumento no consumo de água durante a pandemia, e aqueles que mudaram para uma faixa menor, indicando redução no consumo. Essa análise foi feita independentemente da faixa de consumo no período pré-pandemia e do número total de usuários em cada SC.

Além disso, foi realizada uma comparação entre os resultados percentuais de usuários que alteraram significativamente o consumo de água durante a pandemia, por bairro de São Leopoldo-RS, conforme as descobertas de Tavares *et al.* (2023), e os resultados obtidos nesta pesquisa, que analisam a mudança de faixa de consumo por SC.

4.2.4. Classificação da mudança de consumo de água

Árvores de decisão foram utilizadas para classificar o impacto da pandemia no consumo de água com base em um conjunto de dados socioeconômicos. Esse tipo de modelo, conhecido como classificação e regressão (CART), é amplamente empregado devido à sua capacidade de lidar com dados complexos e não lineares (Quinlan, 1986).

Antes de inserir os dados no modelo, foi aplicado um filtro para remoção de outliers. Para o ajuste das árvores de decisão, os dados de entrada corresponderam aos valores das variáveis preditoras e a saída correspondeu ao valor da variável resposta apresentado na Tabela 4.3.

Tabela 4.3 - Variáveis de entrada do modelo de cada grupo de fatores.

	Grupo de Fatores	Variável preditoras	Variável resposta
1	Classe social	A ou B, C, D, E	mudança e manutenção
2	Moradia	1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes	mudança e manutenção
3	Faixa etária	criança, jovem, adulto, idoso	mudança e manutenção
4	Alfabetização	alfabetizados	mudança e manutenção
5	Classe social e Alfabetização	A ou B, C, D, E, alfabetizados	mudança e manutenção
6	Moradia e Alfabetização	1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, alfabetizados	mudança e manutenção
7	Faixa etária e Alfabetização	criança, jovem, adulto, idoso, alfabetizados	mudança e manutenção
8	Classe social e Moradia	1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, A ou B, C, D, E	mudança e manutenção
9	Faixa etária e Moradia	criança, jovem, adulto, idoso, 1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes	mudança e manutenção
10	Faixa etária e Classe social	criança, jovem, adulto, idoso, A ou B, C, D, E	mudança e manutenção
11	Alfabetização, Classe social e Moradia	1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, A ou B, C, D, E, alfabetizados	mudança e manutenção
12	Alfabetização, Classe social e Faixa etária	criança, jovem, adulto, idoso, A ou B, C, D, E, alfabetizados	mudança e manutenção
13	Alfabetização, Moradia e Faixa etárias	criança, jovem, adulto, idoso, 1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, alfabetizados	mudança e manutenção
14	Classe social, Moradia e Faixa etária	criança, jovem, adulto, idoso, 1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, A ou B, C, D, E	mudança e manutenção
15	Classe social, Moradia, Faixa etária e Alfabetização	criança, jovem, adulto, idoso, 1 ou 2 habitantes, 3 ou 4 habitantes, 5 ou 6 habitantes, 7 ou mais habitantes, A ou B, C, D, E, alfabetizados	mudança e manutenção

Para cada grupo de fatores, foi treinada uma árvore de decisão utilizando validação cruzada leave-one-out. A robustez dos modelos foi garantida pela execução de 1.000 iterações (testes com 10.000 iterações não mostraram diferença).

Inicialmente, os dados foram separados em conjuntos de treinamento e teste, dividindo os dados em 80% para treinamento e 20% para teste. Os dados de treinamento foram utilizados para definição dos melhores parâmetros, resultando na criação de um modelo pré-treinamento. Com esse modelo pré-treinado e utilizando os dados de teste, foi realizada a validação final do modelo.

Vale destacar que também foi avaliada a possibilidade de utilizar árvores de decisão, baseadas no teste de Wilcoxon Pareado, usuário por usuário, para avaliar a mudança no consumo de água durante o período pré-pandemia e pandemia, seguindo a mesma metodologia empregada no Artigo II. Todavia, os resultados do ensaio não mostraram diferenças em relação à análise por faixa de consumo. Além disso, a utilização de faixas de consumo é amplamente aplicada em todo o Brasil.

Para a construção e validação do modelo de árvores de decisão, utilizamos o R Studio (R Core Team, 2023). Em particular, empregamos o método "rpart2" do pacote "caret" (Kuhn, 2008). O método "rpart2" é uma extensão do "rpart" que permite a especificação do parâmetro

"maxdepth", controlando assim a profundidade máxima da árvore de decisão. Esse controle é essencial para evitar overfitting, que ocorre quando o modelo se ajusta excessivamente ao ruído dos dados de treinamento, resultando em um desempenho inferior nos dados de teste.

Por se tratar de um problema de classificação, o método aplicado ao modelo como critério de redução de impureza padrão usado é a impureza de Gini. Ou seja, a árvore de decisão está usando a impureza de Gini para determinar as divisões nos nós. A melhoria associada a cada divisão primária indica a redução na impureza de Gini resultante dessa divisão. Variáveis com maior melhoria são mais importantes para a construção da árvore.

A visualização da árvore de decisão foi realizada com o pacote "rpart.plot" (Milborrow, 2024). Para monitorar o progresso das iterações durante o processo de construção do modelo, utilizamos o pacote "progress" (Csárdi e FitzJohn, 2023). E a manipulação e preparação dos dados foram feitas com o pacote "dplyr" (Wickham *et al.*, 2023).

A avaliação do desempenho foi realizada por meio da acurácia global e do índice *Kappa*, garantindo a análise da precisão e da concordância do modelo. Essa análise permitiu identificar quais variáveis preditoras melhor representam os setores censitários e, portanto, qual árvore de decisão melhor representa o conjunto de dados.

Para comparar os resultados das acurácias foi utilizado o teste de McNemar (Foody, 2004). Esse teste não paramétrico, avalia a significância estatística das diferenças entre as duas classificações, baseando-se em matrizes de confusão dimensionais. Este teste foca na distinção binária entre a correta ou incorreta alocação das classes (Souza *et al.*, 2016).

Por fim, após a elaboração das árvores de decisão e a definição de qual melhor classifica as mudanças no consumo de água com base nas variáveis sociodemográficas analisadas, foi feita uma comparação entre os resultados reais e os previstos pelo modelo em cada setor censitário. O resultado dessa comparação foi apresentado na forma de mapas, visando uma melhor avaliação espacial. Os mapas foram gerados utilizando a ferramenta QGIS 3.38 (2024).

4.3. Resultados e discussões

4.3.1. Categorização dos usuários e mudança do consumo de água

A categorização dos usuários por faixa de consumo de água durante o período PP está apresentada na Tabela 4.4. Observa-se que as classes de menor consumo tem a maior quantidade de usuários, representando aproximadamente 79% do total, distribuídos entre as classes F1, F2 e F3, com consumo mensal de até 15 m³ de água.

Tabela 4.4 - Distribuição dos usuários em classes de consumo de água, com base na quantidade de água consumida mensalmente durante a pré-pandemia (PP).

Catagoria	Usuários por faixa d	le consumo	Consumo mensal
Categoria	(usuários)	(%)	média± DP (m³)
F1	12.654	25,5	$4,5 \pm 1,68$
F2	13.693	27,5	$9,0 \pm 1,13$
F3	12.986	26,1	$13,3 \pm 1,42$
F4	5.945	12,0	$18,1 \pm 1,42$
F5	2.474	5,0	$23,1 \pm 1,43$
F6	997	2,0	$28,1 \pm 1,40$
F7	478	1,0	$34,4 \pm 2,56$
F8	95	0,2	$44,9 \pm 3,95$
F9	390	0,8	$241,7 \pm 590,42$

Um aspecto relevante é a análise dos usuários da categoria F9, que consomem mais de 50 m³ de água por mês. Essa categoria apresenta uma média de consumo muito acima desse limite, registrando 241,7 m³, com um desvio padrão maior do que 500 m³. Tal cenário sugere a possibilidade de mais de uma residência estar conectada ao sistema com um único registro de consumo ou que tenha havido mudança de categoria de consumidor sem notificação ao SEMAE.

Os resultados da categorização para os períodos PP e PAN são apresentados na Tabela 4.5 e na Figura 4.3. A Tabela 4.5 mostra o número e a porcentagem de usuários em cada faixa de consumo, considerando aqueles que mantiveram o padrão de consumo durante o período PAN e aqueles que mudaram de categoria, seja ascendendo ou descendendo nas faixas de consumo. A Figura 4.3 ilustra o número de usuários e o volume de água consumida em cada faixa, para ambos os períodos analisados, além de indicar a porcentagem de mudança.

Tabela 4.5 - Mudanças de categoria de consumo de água durante a pandemia.

categoria	Total de usuários	Usuários que não mudaram de faixa		Usuários que mudaram de faixa		Usuários que subiram de faixa		Usuários que desceram de faixa	
	(unid.)	(unid.)	(%)	(unid.)	(%)	(unid.)	(%)	(unid.)	(%)
F1	12.654	8.121	64,2	4.533	35,8	4.533	100,0	-	-
F2	13.693	6.334	46,3	7.359	53,7	4.673	63,5	2.686	36,5
F3	12.986	6.388	49,2	6.598	50,8	3.263	49,5	3.335	50,5
F4	5.945	2.340	39,4	3.605	60,6	1.469	40,7	2.136	59,3
F5	2.474	769	31,1	1.705	68,9	601	35,2	1.104	64,8
F6	997	250	25,1	747	74,9	209	28,0	538	72,0
F7	478	151	31,6	327	68,4	74	22,6	253	77,4
F8	95	27	28,4	68	71,6	26	38,2	42	61,8
F9	390	337	86,4	53	13,6	-	-	53	100,0
Total	49.712	24.717	49,7	24.995	50,3	14.848	59,4	10.147	40,6

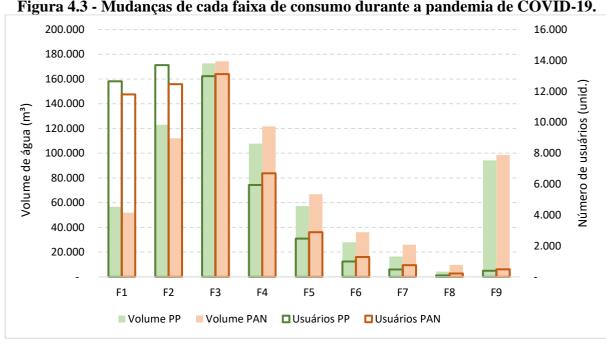
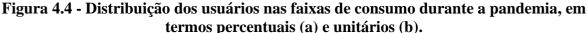


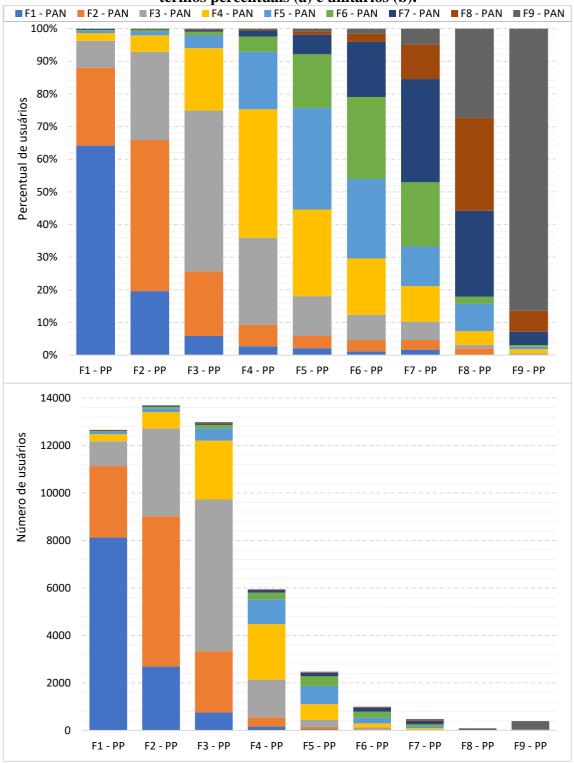
Figura 4.3 - Mudanças de cada faixa de consumo durante a pandemia de COVID-19.

A análise da Tabela 4.5 e da Figura 4.3 revela que todas as categorias de usuários sofreram mudanças em seus padrões de consumo durante a pandemia, afetando 50,3% dos usuários analisados. Desses, 59,4% passaram para uma faixa de consumo mais elevada (aumento do consumo de água), enquanto os 40,6% restantes reduziram suas faixas de consumo (redução do consumo de água). Embora essas porcentagens possam parecer próximas, a Figura 4.3 mostra os reflexos dessas mudanças por meio das alterações de volume de água. Foi observada uma relação entre a redução/crescimento do número de usuários em uma categoria e a diminuição/aumento do volume de água consumido (Figura 4.3).

Adicionalmente, diversos outros autores também observaram alterações de volume consumido durante a pandemia (Abulibdeh, 2021; Cvetković; Nešović; Terzić, 2021; Evangelista et al., 2023; Kalbusch et al., 2020; Kazak et al., 2021; Li et al., 2021; Mirahmadizadeh et al., 2022; Ortiz; Salcedo; Saldarriaga, 2022; Shanableh et al., 2022; Shrestha; Kazama; Takizawa, 2021; Tavares et al., 2023), contudo, sem categorizá-lo por faixas de consumo.

Para uma compreensão mais detalhada dessas alterações, a Figura 4.4 apresenta a distribuição percentual dos usuários em cada faixa durante a pandemia, utilizando como referência a classificação estabelecida no período anterior. Cada barra na Figura 4.4 representa uma faixa de consumo no período PP, enquanto cada cor indica a porcentagem de usuários que permaneceram ou mudaram de categoria durante a PAN.





A maioria dos usuários da faixa F1 (64,2%) mantiveram seus padrões de consumo de água durante a pandemia. No entanto, 35,8% (4.533) dos usuários migraram para uma categoria de consumo superior durante a PAN (Tabela 4.5). Esses usuários foram distribuídos entre todas as outras categorias de consumo, com a maioria concentrada nas mais próximas: aproximadamente

3.000 usuários na categoria F2, 1.050 na categoria F3, 300 na categoria F4 e o restante distribuído entre as demais, conforme mostrado na Figura 4.4. Embora alguns usuários de outras faixas tenham reduzido o consumo de água a ponto de migrarem para a faixa F1, essa categoria de usuários reduziu o número de usuários, e consequentemente seu consumo de água durante a pandemia caiu 8,3% (Figura 4.3).

Em relação aos usuários da categoria F2, a maioria (53,7%) mudou de categoria (Tabela 4.5). Aproximadamente dois terços dos usuários que mudou de faixa, migraram para uma faixa de consumo superior (totalizando 4.673 usuários), enquanto o terço restante migrou para a faixa F1 (totalizando 2.686 usuários). Os usuários que migraram para faixas de consumo superiores também se distribuíram gradualmente entre as outras categorias (Figura 4.4). Embora alguns usuários de outras faixas tenham reduzido seu consumo de água ao ponto de migrarem para a faixa F2, e alguns usuários da faixa F1 tenham ascendido de categoria, o grupo de usuários pertencentes a essa faixa de consumo apresentou uma redução durante a pandemia, diminuindo também o seu consumo em 8,8%, como demonstrado na Figura 4.3.

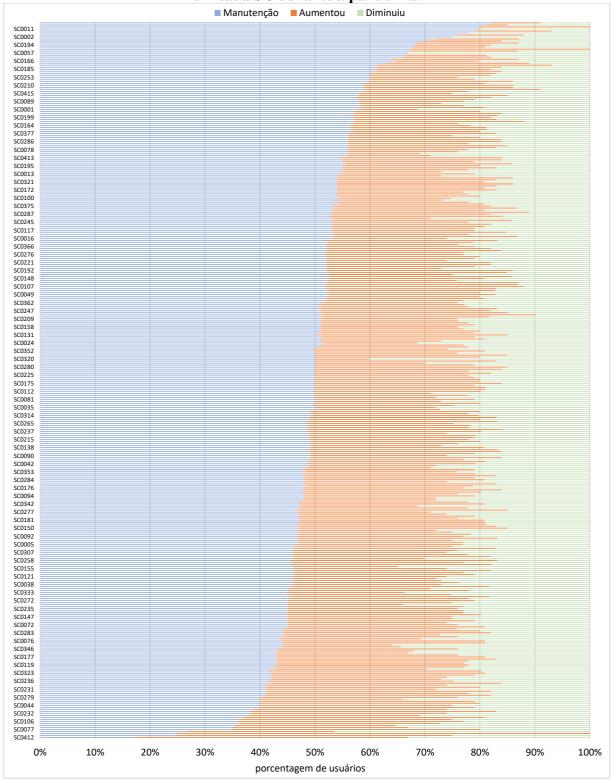
A partir da faixa F3 até a última faixa, F9, houve um aumento do número de usuários em relação ao período PP (Tabela 4.5). Além disso, todas essas faixas apresentaram um aumento do volume de água consumido durante a PAN (Figura 4.3). Vale destacar os usuários da F8, que aumentaram o consumo de água em 126,6%, reflexo do aumento do número de usuários que dobrou. No entanto, ao observarmos o percentual de usuários que subiram e desceram de faixas durante a pandemia (Tabela 4.5), nota-se que a maior parte da migração desses grupos não foi para uma faixa superior, mas sim inferior. Com isso, constatamos que o aumento do consumo residencial de água é justificado principalmente pelos usuários das classes F1 e F2 da PP, que representam mais de 50% do total de usuários analisados (Tabela 4.5) e que, em sua maioria, tiveram uma mudança para uma classe superior, causando um aumento global no consumo de água da cidade.

Ainda, sobre a Figura 4.4, é interessante observar que ocorreram trocas em todas as categorias de consumo residencial durante a PAN. A maioria dos usuários da PP migrou para as faixas de consumo imediatamente inferiores e superiores, havendo uma distribuição gradual a partir da faixa de origem, ou seja, não houve "saltos" entre as faixas. A única exceção é a faixa F8, que não apresentou uma distribuição gradual para as classes F7 e F9 durante a PAN.

4.3.2. Mudanças no consumo de água por setor censitário

A distribuição percentual de usuários nos SC em função do comportamento de seu consumo da água durante a pandemia pode ser observada na Figura 4.5. Vale ressaltar que um único SC é composto por um conjunto de usuários, e cada usuário possui suas características individuais.



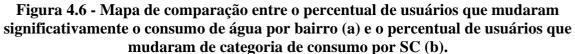


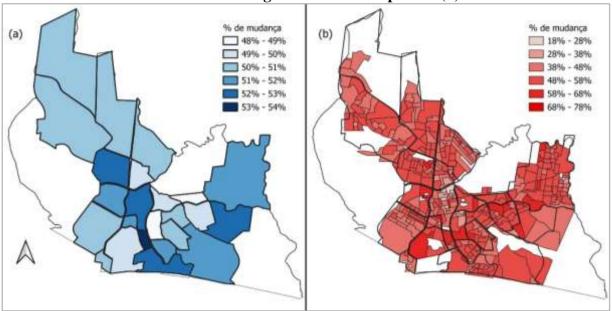
Os SC apresentaram diferentes respostas à pandemia quanto a alteração do consumo de água (Figura 4.5). Essa constatação também foi evidenciada por outros trabalhos que realizaram análise espacial (Abulibdeh, 2021; Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, 2023; Tavares, L. *et al.*,

2023). A maioria dos SC mostra uma alta porcentagem de usuários que mudaram suas categorias de consumo de água durante a pandemia, com valores variando de 18% a 75%.

No estudo realizado por Tavares *et al.* (2023), foi analisada a mudança no consumo de água dos usuários por bairro de São Leopoldo, utilizando o teste não paramétrico de Wilcoxon pareado. Esse teste avaliou se o consumo de água antes da pandemia diferia significativamente do consumo durante a pandemia. O estudo constatou que o percentual de usuários que alteraram o consumo de água por bairro variou entre 48% e 54%.

Os resultados atuais (em nível de SC) e os de Tavares *et al.* (2023) (em nível de bairro) são apresentados na Figura 4.6. Nela, observa-se a distribuição espacial do percentual de usuários que mudaram significativamente o consumo de água por bairro (a) e o percentual de usuários que mudaram de faixa de consumo por SC (b).





Como esperado, uma maior variabilidade percentual na mudança do consumo de água quando observada em uma escala menor, como a dos SC (Figura 4.6). O uso de dados mais detalhados permite evidenciar melhor a heterogeneidade de cada região estudada, revelando variações que podem ser mascaradas em análises mais amplas. Esse fato é reforçado pela simples comparação das legendas nos dois mapas.

Todos os SC tiveram usuários que reduziram, aumentaram e mantiveram seu consumo de água. Assim, para caracterizar cada SC e obter uma variável de resposta, considerou-se que, se a maioria dos usuários aumentou o consumo de água, o setor foi classificado como tendo um

aumento no consumo. O mesmo critério foi aplicado para as outras categorias de mudança de consumo. O resultado desse processo é apresentado na Figura 4.7.

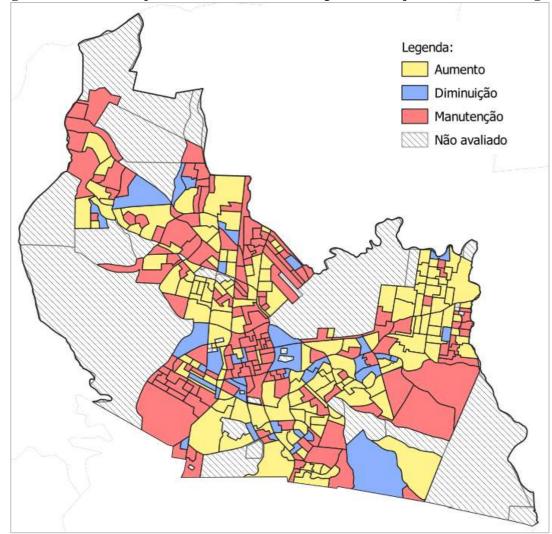


Figura 4.7 - Distribuição dos setores censitários por mudança no consumo de água.

A Figura 4.7 mostra uma desproporção nas categorias de mudança no consumo de água. O desequilíbrio das classes ocorre quando a variável "diminuição" representa apenas 10.7% dos setores censitários, enquanto as outras duas classes ("manutenção" e "aumento") possuem proporções significativamente maiores (45,2% e 44,1%, respectivamente). Esse desequilíbrio impacta negativamente o desempenho das árvores de decisão, que tendem a favorecer as classes majoritárias, resultando em uma árvore de decisão que predominantemente prevê "manutenção" ou "aumento", negligenciando a classe " diminuição".

Em uma condição de desequilíbrio, as árvores de decisão podem sofrer de *overfitting*, tornandose excessivamente complexas e ajustando-se demasiado aos dados de treinamento. Isso compromete a capacidade de generalização do modelo (Mijwil; Abttan, 2021). Além disso, as

métricas de precisão podem ser enganosas em conjuntos de dados desequilibrados, pois um modelo pode aparentar alta precisão simplesmente por prever sempre as classes majoritárias, mesmo que não seja preciso para a classe minoritária (Bertsimas; Dunn; Dunn, 2017). Um exemplo é o estudo realizado por Everaert *et al.* (2016), que constatou que o excesso de ajuste nas árvores de decisão comprometeu a capacidade de generalização do modelo. Com isso, o modelo passou a capturar ruídos em vez dos padrões subjacentes, resultando em previsões imprecisas para a demanda de água.

Assim, para finalmente caracterizar cada SC e obter uma variável de resposta, considerou-se que, se a maioria dos usuários aumentasse ou diminuísse seu consumo de água, o SC seria classificado como tendo uma mudança no consumo. Se a maioria dos usuários mantivesse seu consumo de água, o SC seria classificado como sem mudança ou manutenção no consumo.

4.3.3. Classificação da mudança de consumo de água a partir de variáveis sociodemográficas

Foram elaboradas 15 árvores de decisão, uma para cada conjunto de variáveis sociodemográficas preditoras, conforme descrito na metodologia. A variável resposta considerada foi a manutenção ou mudança da faixa de consumo de água predominante no setor censitário durante a pandemia.

A Tabela 4.6 apresenta os valores de acurácia global, índice *Kappa* e p-valor do teste de McNemar para cada árvore de decisão. No geral, quanto ao desempenho dos modelos, a acurácia variou entre 57,35% e 70,59%. O Índice *Kappa*, que mede a concordância ajustada para o acaso, tem uma média de 0,28, indicando concordância fraca na maioria dos casos. Alguns testes de McNemar indicam que há diferença significativa entre o previsto e o real (p-valor < 0,05), enquanto outros não mostram diferença significativa.

Tabela 4.6 - Valores de acurácia global, índice *Kappa* e p-valor de McNemar para cada conjunto de variáveis sociodemográficas analisadas.

	Variável preditoras	Variável resposta	Acurácia	Índice <i>Kappa</i>	McNemar p-valor
1	Classe social	mudança e manutenção	0,7059	0,39	0,1175
2	Moradia	mudança e manutenção	0,6471	0,25	0,0005
3	Faixa etária	mudança e manutenção	0,6471	0,27	0,1530
4	Alfabetização	mudança e manutenção	0,5882	0,13	0,0013
5	Classe social e Alfabetização	mudança e manutenção	0,6765	0,31	0,0000
6	Moradia e Alfabetização	mudança e manutenção	0,6912	0,35	0,0005
7	Faixa etária e Alfabetização	mudança e manutenção	0,5735	0,08	0,0000
8	Classe social e Moradia	mudança e manutenção	0,6912	0,37	0,3827
9	Faixa etária e Moradia	mudança e manutenção	0,6618	0,28	0,0002
10	Faixa etária e Classe social	mudança e manutenção	0,6618	0,28	0,0002

	Variável preditoras	Variável resposta	Acurácia	Índice <i>Kappa</i>	McNemar p-valor
11	Alfabetização, Classe social e Moradia	mudança e manutenção	0,6765	0,32	0,0014
12	Alfabetização, Classe social e Faixa etária	mudança e manutenção	0,6618	0,28	0,0000
13	Alfabetização, Moradia e Faixa etárias	mudança e manutenção	0,6324	0,23	0,0051
14	Classe social, Moradia e Faixa etária	mudança e manutenção	0,6765	0,34	0,2864
15	Classe social, Moradia, Faixa etária e Alfabetização	mudança e manutenção	0,6765	0,31	0,0001

Os resultados do teste de McNemar mostraram que os modelos que utilizaram a variáveis classe social, faixa etária, classe social e moradia, e classe social, moradia e faixa etária não apresentaram uma diferença significativa entre o previsto e o real, conforme indicado por um p-valor > 0,05. Isso indica que esses modelos têm uma performance estável em termos de previsibilidade, onde a diferença entre as previsões e os valores reais não é estatisticamente significativa.

Por outro lado, a análise do teste de McNemar também revelou que a variável alfabetização, tanto isolada quanto associada, não é uma boa variável preditiva, evidenciado pela menor acurácia e pelo menor índice *Kappa* da arvore de decisão. Essa situação é reforçada pela constatação de que os modelos que incluem a variável alfabetização, isoladamente ou em combinação com outras variáveis, tendem a apresentar uma performance inferior.

A árvore de decisão que utiliza a variável classe social, que se refere a renda média de cada setor censitário, destacou-se por ter a maior acurácia e o maior índice *Kappa*, indicando que essa variável é a mais determinante dentre as analisadas. Todos os modelos que utilizaram a classe social apresentaram uma acurácia acima da média geral, tanto isoladamente quanto em combinação com outras variáveis.

No geral, a inclusão de múltiplas variáveis preditoras tende a melhorar o desempenho do modelo. Isso é evidenciado pelos resultados que mostram que combinações de variáveis frequentemente resultam em melhor acurácia e índice *Kappa*, mesmo que algumas combinações ainda apresentem diferenças significativas entre as previsões e os valores reais, conforme indicado pelos p-valores de McNemar. Dessa forma, o uso de informações combinadas pode ser benéfico para previsões mais precisas, sugerindo que modelos preditivos que utilizam múltiplas variáveis sociodemográficas podem capturar melhor a complexidade das mudanças e manutenções observadas durante a pandemia de COVID-19.

A Figura 4.8 e a Figura 4.9 apresentam as árvores de decisão resultantes quando utilizadas as variáveis sociodemográficas preditoras: classe social e moradia e classe social, moradia e faixa etária, respectivamente. As folhas das árvores apresentam a decisão (mudança ou manutenção

da faixa de consumo durante a pandemia de COVID-19) juntamente com a probabilidade associada.

No geral, ao comparar as duas árvores, observa-se que a primeira, que utiliza apenas classe social e moradia, apresenta um desempenho ligeiramente superior em termos de acurácia e índice *Kappa* (Tabela 4.6). A adição de faixa etária na primeira árvore não melhora o desempenho do modelo.

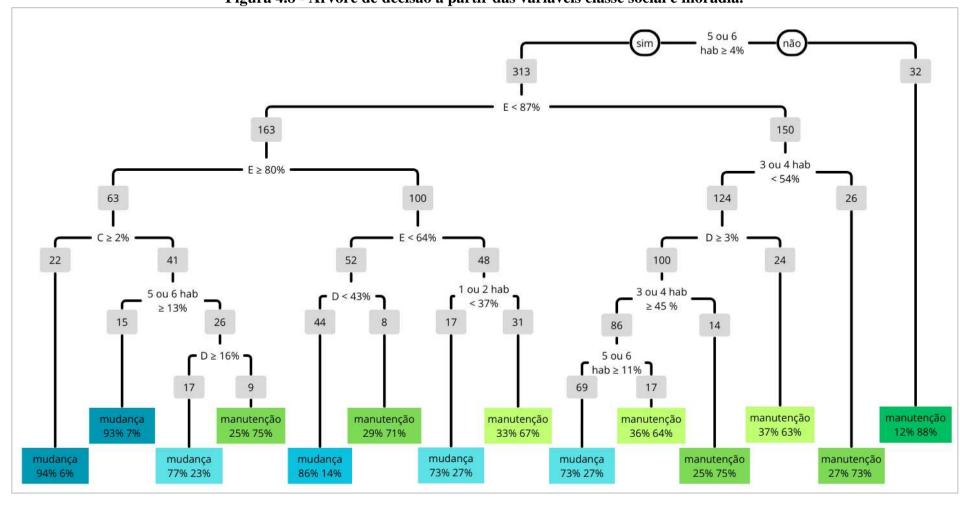


Figura 4.8 - Árvore de decisão a partir das variáveis classe social e moradia.

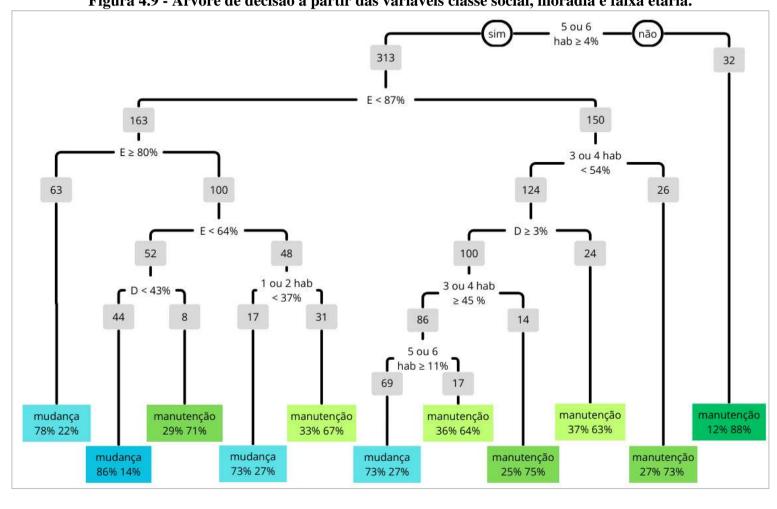


Figura 4.9 - Árvore de decisão a partir das variáveis classe social, moradia e faixa etária.

A análise dos SC sugere que as probabilidades de mudanças no consumo de água durante a pandemia variam conforme a composição demográfica e socioeconômica das áreas. Em linhas gerais, as folhas das árvores de decisão mostram probabilidades maiores de acerto da mudança de consumo dos SC (73% a 94%), embora as árvores apresentem mais folhas pela manutenção do consumo, a probabilidade de acerto resultou menor (63% a 88%). Observando as árvores de decisão (Figura 4.8 e Figura 4.9) da direita para a esquerda, percebe-se que todas as folhas são idênticas, com exceção da última folha da Figura 4.9. Essa folha corresponde a um cenário em que há 78% de chance de mudança de consumo em SC com pelo menos 80% de residências na classe social E, enquanto a árvore da Figura 4.8 subdividiu essa folha em quatro outros grupos, dos quais três apresentam maior probabilidade de mudança.

Na árvore de decisão da Figura 4.9, embora sejam consideradas as variáveis classe social, moradia e faixa etária, apenas as duas primeiras aparecem no modelo final, pois a árvore de decisão prioriza as variáveis que mais contribuem para a discriminação dos dados. Assim, variáveis que não oferecem informações adicionais expressivas são excluídas do modelo. Em ambas as árvores, também se nota a ausência de algumas categorias de variáveis, como as classes sociais A e B, além de habitações com sete ou mais moradores.

Entre as interpretações comuns às duas árvores de decisão, destaca-se que SC com menos de 4% de residências com 5 ou 6 moradores têm uma probabilidade de 88% de não terem alterado seu padrão de consumo de água durante a pandemia. Isso sugere que setores com um percentual reduzido de residências com maior número de habitantes mantiveram o seu padrão de consumo. Já nos setores onde ao menos 11% das residências abrigam entre 5 e 6 moradores, mais de 87% pertencem à classe social E, entre 45% e 54% possuem de 3 a 4 moradores, e ao menos 3% estão na classe D, há uma probabilidade de 73% de mudança no consumo de água. Esse padrão, observado em 69 dos 345 SC analisados, indica que áreas com maior densidade populacional e predominância de população de baixa renda têm maior propensão a alterações no consumo de água em situações de crise.

Em setores onde 4% ou mais das residências possuem entre 5 e 6 moradores, menos de 64% pertencem à classe E e menos de 43% à classe D, a probabilidade de mudança no consumo de água sobe para 86%. Essa situação, identificada em 44 dos 345 SC analisados, sugere que o tamanho das famílias pode ter um impacto mais significativo no uso de água do que a renda em algumas áreas, possivelmente refletindo novas rotinas impostas pela pandemia, semelhante ao que foi observado por Abulibdeh, (2021), na cidade de Doha, no Qatar.

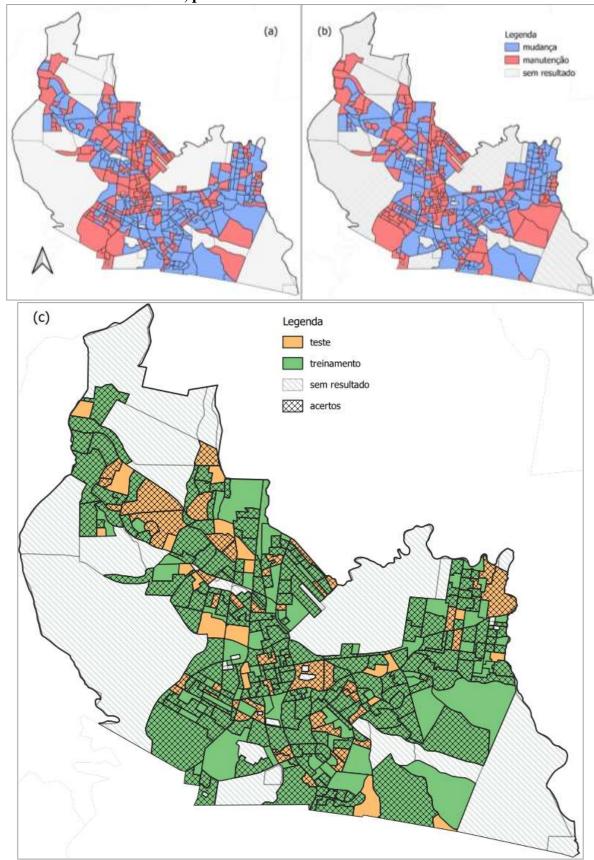
No entanto, estudos como o de Nemati e Tran (2022) constataram que, em alguns grupos de baixa renda, o consumo de água não variou tanto durante a pandemia, pois muitos trabalhadores essenciais, especialmente na área da saúde, continuaram a trabalhar fora de casa. Esse fator reduziu o impacto nas dinâmicas de consumo de água nesses lares. Essa realidade ressalta a importância de considerar variáveis como ocupação e presença no domicílio para compreender as variações de consumo em períodos de crise. Em locais como São Leopoldo, RS, é possível que trabalhadores de baixa renda exerçam funções mais vulneráveis aos efeitos da pandemia, o que também pode influenciar o consumo de água.

A Figura 4.8 reforça essa análise ao mostrar que SC com mais de 4% de residências com 5 ou 6 habitantes, entre 80% e 87% na classe social E e ao menos 2% na classe C, têm 94% de chance de mudança no consumo de água devido à pandemia.

Diante dessas análises, a árvore de decisão mais adequada para classificar o comportamento dos SC é a da Figura 4.8, que usa as variáveis preditoras classe social e moradia. Essa árvore de decisão foi, então, utilizada para comparar os resultados observados com os previstos pelo modelo, conforme ilustrado na Figura 4.10. Na referida figura, os SC em azul representam aqueles onde a maioria alterou o consumo de água, os em vermelho indicam SC que mantiveram o padrão, e os em cinza correspondem a áreas sem dados sociodemográficos disponíveis, impossibilitando a previsão.

A análise da Figura 4.10 indica que o modelo obteve uma precisão de aproximadamente 75% na classificação de todos SC, abrangendo tanto os SC de teste quanto os de treinamento, em concordância com o teste de McNemar, que apontou a ausência de diferença estatisticamente significativa entre os resultados observados e previstos. Além disso, não foi identificado um padrão territorial claro nos acertos, visto que erros e acertos ocorreram de forma distribuída, tanto em SC de grande quanto de pequeno porte, em todas as regiões do município. Dessa forma, a localização espacial não se mostrou um fator determinante na eficácia do modelo para avaliar as mudanças no consumo de água na cidade.

Figura 4.10 - Comparação entre os resultados do modelo de árvore de decisão e os dados reais: (a) Mapa com os resultados do modelo, (b) Mapa com os resultados observados, e (c) Mapa indicando os SC utilizados para teste e treinamento, além dos SC corretamente classificados, para as variáveis "classe social" e "moradia".



4.4. Conclusões

O estudo revelou que a pandemia de COVID-19 teve um impacto significativo nos padrões de consumo residencial de água na cidade de São Leopoldo, no sul do Brasil. A análise mostrou que aproximadamente 50% dos usuários alteraram seus hábitos de consumo de água durante os primeiros dois anos da pandemia. Destes, 59,4% aumentaram o consumo, enquanto 40,6% reduziram. Ainda, observou-se que, em geral, existe uma relação entre o crescimento ou redução do número de usuários em uma categoria e o aumento ou diminuição do volume total de água consumido.

Observou-se que variáveis sociodemográficas, como o número de habitantes por residência e a classe social, influenciaram fortemente essas mudanças. Setores censitários com maior percentual de residências ocupadas por mais pessoas e predominantemente pertencentes à classe social E (até 2 salários-mínimos) apresentaram maior probabilidade de alteração no consumo de água. Além disso, a utilização de árvores de decisão demonstrou ser uma ferramenta eficaz para identificar padrões e prever mudanças no consumo com base em variáveis sociodemográficas.

Esses resultados destacam a importância de considerar fatores sociodemográficos na gestão de recursos hídricos, especialmente em períodos de crise. Políticas públicas devem ser direcionadas para acomodar as necessidades variáveis das comunidades, garantindo um abastecimento de água eficaz e sustentável. A compreensão das características socioeconômicas que influenciam a demanda de água pode auxiliar as empresas de saneamento e os formuladores de políticas a planejar melhor as operações e a alocação de recursos em situações futuras similares à pandemia.

Este estudo contribui para a literatura ao fornecer uma análise detalhada do impacto da pandemia de COVID-19 no consumo de água residencial, associando essas mudanças a variáveis sociodemográficas específicas. Além disso, oferece insights valiosos para a formulação de estratégias de gestão de recursos hídricos e políticas públicas, visando uma abordagem mais resiliente e adaptativa em face de crises sanitárias e outras emergências.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A pandemia ressaltou a importância de alcançar o Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 6 (ODS 6), que visa garantir a disponibilidade e a gestão sustentável da água potável e do saneamento para todos. A vulnerabilidade ao COVID-19 é exacerbada pela falta de acesso a água e saneamento adequados, enfatizando a necessidade de políticas que assegurem a redistribuição espacial justa da demanda de água.

No geral, a revisão bibliográfica sistemática apontou que a pandemia de COVID-19 impactou significativamente o consumo de água, especialmente no ambiente residencial, devido ao maior tempo que as pessoas passaram em casa. Houve uma redução no consumo nos setores comercial e industrial, com exceção de áreas onde as atividades essenciais foram intensificadas. A utilização de tecnologias digitais, como medidores inteligentes e *machine learning*, foi crucial para monitorar e gerenciar o consumo de forma eficiente. A análise de dados qualitativa e quantitativa revelou que fatores socioeconômicos, como renda e composição familiar, influenciaram o consumo, enquanto variáveis climáticas não tiveram impacto significativo. A pesquisa, apresentada no primeiro artigo desta tese, destacou a necessidade de políticas públicas eficazes e a adaptação dos sistemas de abastecimento de água para garantir a segurança hídrica em tempos de crise, sublinhando a importância de uma abordagem multidisciplinar e do uso de novas tecnologias para a gestão sustentável dos recursos hídricos.

Esta pesquisa, focada na cidade de São Leopoldo-RS, forneceu uma análise detalhada e abrangente sobre as variações temporais, espaciais e sociodemográficas do consumo de água durante este período. Os estudos realizados abarcaram as avaliações do consumo total de água para cada categoria de usuário, sem considerar as peculiaridades de cada consumidor. O segundo artigo dessa pesquisa demonstrou que a pandemia provocou um aumento de 5,6% no consumo urbano de água em todo o território municipal após 2 anos de pandemia, com o consumo residencial sendo o mais impactado. Este incremento foi impulsionado pela maior frequência de higienização pessoal e de ambientes, além das mudanças nas rotinas diárias com o home office e o fechamento das escolas.

O consumo de água no setor comercial apresentou uma redução notável durante a pandemia, refletindo as restrições de funcionamento e a diminuição das atividades econômicas. Os estabelecimentos públicos apresentaram variações no consumo de água, dependendo da atividade predominante na cidade. Em áreas com muitas instalações de saúde, houve um

aumento no consumo, enquanto cidades com forte presença de instituições acadêmicas experimentaram uma redução devido ao ensino remoto.

Variáveis sociodemográficas, como o número de habitantes por residência e a classe social, influenciaram fortemente essas mudanças, conforme descobertas do terceiro artigo. Setores censitários com maior percentual de residências ocupadas por mais pessoas e predominantemente pertencentes à classe social E (até 2 salários-mínimos) apresentaram maior probabilidade de alteração no consumo de água. Essa análise desempenha um papel crucial na compreensão das mudanças no consumo de água, destacando a necessidade de uma análise conjunta dessas variáveis para obter resultados mais precisos.

Além disso, a utilização de árvores de decisão demonstrou ser uma ferramenta eficaz para identificar padrões e prever mudanças no consumo com base em variáveis sociodemográficas. Elas facilitam a segmentação da população em grupos homogêneos com padrões de consumo semelhantes, o que é essencial para o desenvolvimento de políticas públicas eficazes e para a gestão eficiente dos recursos hídricos. Essa segmentação permite que gestores e concessionárias de água adotem medidas mais direcionadas e adaptativas, respondendo rapidamente às variações na demanda e garantindo a resiliência do sistema de abastecimento. Em tempos de crise, como durante a pandemia, a capacidade de prever mudanças no consumo e adaptar as operações com base em dados precisos é fundamental para manter a sustentabilidade e a equidade na distribuição de água.

As descobertas desta pesquisa são essenciais para que as concessionárias possam responder a potenciais fragilidades em seus sistemas, como problemas de qualidade da água que podem estar relacionados a mudanças na pressão da água em resposta a variações de demanda. A coleta e análise de dados precisos sobre o consumo de água são fundamentais para adaptar as operações e infraestrutura de abastecimento às necessidades futuras.

6. RECOMENDAÇÕES

Com base nos resultados e análises desta pesquisa, foram identificadas várias oportunidades para aprimorar e expandir o estudo. As recomendações a seguir têm como objetivo aumentar a precisão do modelo proposto e explorar sua aplicabilidade em diferentes contextos e abordagens. Sugere-se utilizar dados mais recentes, testar novas formas de agrupamento, aplicar a metodologia em outros municípios e explorar diversas técnicas de aprendizado de máquina. Espera-se que esses futuros estudos não apenas refinem os resultados obtidos, mas também contribuam para uma análise mais robusta e diversificada das mudanças no consumo de água. Além disso, a inclusão de uma variável resposta numérica pode ampliar o escopo da análise, oferecendo novas perspectivas sobre o comportamento dos usuários.

Recomenda-se a atualização da base de dados sociodemográfica utilizada no modelo com as informações mais recentes do Censo Demográfico de 2022, assim que disponíveis por setor censitário. Essa atualização pode oferecer uma representação mais precisa das características sociodemográficas, aumentando a acurácia dos resultados.

Sugere-se a investigação de diferentes abordagens para o agrupamento dos usuários, como métodos de clusterização ou segmentação por perfis de consumo, para identificar padrões mais específicos. No geral, recomenda-se a investigação de outras formas para identificar padrões no consumo de água, bem como o comportamento dos usuários durante a pandemia de COVID-19.

Recomenda-se também a experimentação de outros métodos de aprendizado de máquina, como *random forests*, para comparar o desempenho e a precisão preditiva em relação ao modelo atual, baseado em árvores de decisão. Também, seria interessante testar o modelo utilizando uma variável resposta numérica, como a diferença do volume de água consumida antes e durante a pandemia, para avaliar sua capacidade de prever resultados.

A fim de validar a generalização do modelo desenvolvido com os dados de São Leopoldo-RS, recomenda-se aplicá-lo em outros municípios que compartilhem características sociodemográficas semelhantes. Isso permitirá verificar se o desempenho do modelo se mantém robusto em diferentes contextos geográficos. Mas, para isso será necessário ter acesso ao volume de água consumido mensalmente em período anterior e durante a pandemia, ou outra forma de resposta para a mudança ou manutenção dos padrões de consumo. Caso o desempenho do modelo desenvolvido com os dados de São Leopoldo não seja bom em outro município, um

novo modelo pode ser criado seguindo a metodologia apresentada nessa tese com os dados de qualquer município.

REFERÊNCIAS

ABU-BAKAR, H.; WILLIAMS, L.; HALLETT, S. H. Quantifying the impact of the COVID-19 lockdown on household water consumption patterns in England. **npj Clean Water 2021 4:1**, [s. l.], v. 4, n. 1, p. 1–9, 2021. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41545-021-00103-8. Acesso em: 15 jan. 2022.

ABU TALIB, M. *et al.* Influence of exogenous factors on water demand forecasting models during the COVID-19 period. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, [s. l.], v. 117, 2023.

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**, [s. l.], v. 304, 2021. Disponível em: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34580561/. Acesso em: 12 fev. 2022.

AHMED, K. O. *et al.* Impact of the Covid-19 Pandemic on Awareness, Risk Level, Hand Washing, and Water Consumption for Hospital Staff in Sulaimaniyah City of Iraq. **Journal of Studies in Science and Engineering**, [s. l.], v. 3, n. 1, p. 13–29, 2023.

ALMULHIM, A. I.; AINA, Y. A. Understanding Household Water-Use Behavior and Consumption Patterns during COVID-19 Lockdown in Saudi Arabia. **Water 2022, Vol. 14, Page 314**, [s. l.], v. 14, n. 3, p. 314, 2022. Disponível em: https://www.mdpi.com/2073-4441/14/3/314/htm. Acesso em: 12 fev. 2022.

ALSHBOUL, Z.; AL-ZBOON, K.; ALZOUBI, A. A. Temporary and Permanent Impacts of COVID-19 on Water Consumption Patterns and Solid Waste Generation. **International Journal on Engineering Applications**, [s. l.], v. 10, n. 4, p. 296–303, 2022.

ALVISI, S. *et al.* Effects of the COVID-19 Lockdown on Water Consumptions: Northern Italy Case Study. **Journal of Water Resources Planning and Management**, [s. l.], v. 147, n. 11, p. 05021021, 2021. Disponível em: https://ascelibrary-org.ez45.periodicos.capes.gov.br/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29WR.1943-5452.0001481. Acesso em: 15 dez. 2021.

BA, D. *et al.* Spatial-Temporal Characteristics and Driving Factors of the Eco-Efficiency of Tourist Hotels in China. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, [s. l.], v. 19, n. 18, 2022.

BAKCHAN, Amal; ROY, A.; FAUST, K. M. Impacts of COVID-19 social distancing policies on water demand: A population dynamics perspective. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 302, p. 113949, 2022. Disponível em: /pmc/articles/PMC8519786/. Acesso em: 9 fev. 2022.

BAKCHAN, A.; ROY, A.; FAUST, K. M. Leveraging water-wastewater data interdependencies to understand infrastructure systems' behaviors during COVID-19 pandemic. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 367, 2022.

BALACCO, G. *et al.* Influence of COVID-19 Spread on Water Drinking Demand: The Case of Puglia Region (Southern Italy). **Sustainability 2020, Vol. 12, Page 5919**, [s. l.], v. 12, n. 15, p. 5919, 2020. Disponível em: https://www.mdpi.com/2071-1050/12/15/5919/htm. Acesso em: 10 fev. 2022.

BALACCO, G. *et al.* Two years of COVID restrictions: A lesson from water demand data. **Water Supply**, [s. l.], v. 23, n. 2, p. 948–959, 2023.

BARNETT, M. J.; JACKSON-SMITH, D.; ENDTER-WADA, J.; HAEFFNER, M. A multilevel analysis of the drivers of household water consumption in a semi-arid region. Science of the Total Environment, v. 712, p. 136489, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.136489.

BERA, A. *et al.* Assessment of household water consumption during COVID-19 pandemic: a cross-sectional web-based study in India. **Sustainable Water Resources Management**, [s. l.], v. 8, n. 3, 2022.

BERTSIMAS, D.; DUNN, J. Optimal classification trees. **Machine Learning**, v. 106, p. 1039-1082, 2017. DOI: 10.1007/s10994-017-5633-9

BICH-NGOC, N.; TELLER, J. Potential Effects of the COVID-19 Pandemic through Changes in Outbound Tourism on Water Demand: The Case of Liège (Belgium). **Water 2020, Vol. 12, Page 2820**, [s. l.], v. 12, n. 10, p. 2820, 2020. Disponível em: https://www.mdpi.com/2073-4441/12/10/2820/htm. Acesso em: 5 fev. 2024.

BİRİŞÇI, E.; ÖZ, R. Household water consumption behavior during the COVID-19 pandemic and its relationship with COVID-19 cases. **Environmental Research and Technology**, [s. l.], v. 4, n. 4, p. 391–397, 2021.

BRASIL. Ministério da Sáude. Coronavírus (COVID-19) Notícias. 2022. Disponível em: https://news.google.com/covid19/map?hl=pt-

BR&mid=%2Fm%2F015fr&gl=BR&ceid=BR%3Apt-419.

BROWN, A. *et al.* Negative impact of the first COVID-19 lockdown upon health-related behaviours and psychological wellbeing in people living with severe and complex obesity in the UK. **EClinicalMedicine**, [s. l.], v. 34, p. 100796, 2021. Disponível em: /pmc/articles/PMC7970262/. Acesso em: 31 jan. 2022.

BUURMAN, J.; FREIBURGHAUS, M.; CASTELLET-VICIANO, L. The impact of COVID-19 on urban water use: a review. **Water Supply**, [s. l.], v. 22, n. 10, p. 7590–7602, 2022.

CAI, S.; GOU, Z. Synchronization of water-energy consumption in residential and non-residential buildings during COVID-19. **Building Research and Information**, [s. l.], v. 51, n. 6, p. 682–700, 2023.

CAMPOS, M. A. S. *et al.* Impact of the COVID-19 pandemic on water consumption behaviour. **Water Supply**, [s. l.], v. 21, n. 8, p. 4058–4067, 2021.

CANDELIERI, A. Clustering and support vector regression for water demand forecasting and anomaly detection. Water (Switzerland), [s. l.], v. 9, n. 3, 2017.

CARRERA-VILLACRÉS, D. *et al.* Dynamic Model for Drinking Water Consumption in Times of SARSCoV-2 in Corazón City, Pangua, Cotopaxi, Ecuador, South America. **International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology**, [s. l.], v. 12, n. 2, p. 767–773, 2022a.

CARRERA-VILLACRÉS, D. *et al.* Dynamic Model of SARS-CoV-2 Spread and Drinking Water Consumption Impact at Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador. **International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology**, [s. l.], v. 12, n. 3, p. 994–1000, 2022b.

CHANGKLOM, J. *et al.* Impact of COVID-19 on monthly water consumption on a tropical tourism island: case study of Phuket (Thailand). **Water Supply**, [s. l.], 2021. Disponível em: http://iwaponline.com/ws/article-pdf/doi/10.2166/ws.2021.396/984236/ws2021396.pdf. Acesso em: 6 mar. 2022.

CHEN, G.; LONG, T.; XIONG, J.; BAI, Y. Multiple random forests modelling for urban water consumption forecasting. **Water Resources Management**, [S. l.], v. 31, n. 15, p. 4715–4729, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s11269-017-1774-7.

CHICO, A. D.; DE PLAZA SOLÓRZANO, J. S. COVID-19 and the drinking water consumption pattern in Bogotá D.C., Colombia. **International Journal of Critical Infrastructures**, [s. l.], v. 19, n. 6, p. 509–526, 2023. Disponível em: Acesso em: 24 jun. 2024.

CICHONA, T.; KRÓLIKOWSK, J. The coronavirus pandemic and its impact on water consumption as recorded by the water industry. **Desalination and Water Treatment**, [s. l.], v. 288, p. 45–50, 2023.

COMINATO, C. *et al.* Water demand profile before and during COVID-19 pandemic in a Brazilian social housing complex. **Heliyon**, [s. l.], v. 8, n. 8, 2022.

CSÁRDI, G.; FITZJOHN, R. progress: Terminal progress bars. R package version 1.2.3, 2023. Disponível em: https://CRAN.R-project.org/package=progress. Acesso em: 7 out. 2023.

CVETKOVIĆ, D.; NEŠOVIĆ, A.; TERZIĆ, I. Impact of people's behavior on the energy sustainability of the residential sector in emergency situations caused by COVID-19. **Energy and Buildings**, [s. l.], v. 230, p. 110532, 2021. Disponível em: Acesso em: 28 dez. 2021.

DE JESUS LIMA, F. *et al.* Evaluation of consumption and changes in water use during the COVID-19 pandemic in the population of Aracaju. **Revista de Gestao Social e Ambiental**, [s. l.], v. 18, n. 1, 2024.

DEVIANTI *et al.* Effect of Handwashing During COVID-19 Pandemic to Domestic Water Estimation: Case Study in Banda Aceh City, Indonesia. **International Journal of Sustainable Development and Planning**, [s. l.], v. 18, n. 2, p. 549–555, 2023.

DI MAURO, A. *et al.* Impact of COVID-19 emergency on residential water end-use consumption measured with a high-resolution IoT system. **Journal of Water Supply: Research and Technology-Aqua**, [s. l.], v. 70, n. 8, p. 1248–1256, 2021. Disponível em: https://www.wri.org/insights/domestic-water-use-grew-600-over-past-50-years. Acesso em: 13 fev. 2022.

DIAS, T. F.; GHISI, E. Urban Water Consumption: A Systematic Literature Review. **Water**, [s. l.], v. 16, n. 6, p. 838, 2024.

DÍAZ, S.; GONZÁLEZ, J.; GALÁN, Á. Caracterización de micro-consumos domésticos de agua potable de acuerdo con la percepción de los participantes en una iniciativa de ciencia ciudadana: la experiencia del #50lWaterChallenge. **Ingeniería del agua**, [s. l.], v. 25, n. 3, p. 169, 2021.

DZIMIŃSKA, P. *et al.* The Use of Cluster Analysis to Evaluate the Impact of COVID-19 Pandemic on Daily Water Demand Patterns. **Sustainability 2021, Vol. 13, Page 5772**, [s. l.], v. 13, n. 11, p. 5772, 2021. Disponível em: https://www.mdpi.com/2071-1050/13/11/5772/htm. Acesso em: 16 fev. 2022.

ELMASLAR ÖZBAŞ, E. *et al.* Changes occurring in consumption habits of people during COVID-19 pandemic and the water footprint. **Environment, Development and Sustainability**, [s. l.], p. 1, 2021. Disponível em: /pmc/articles/PMC8409275/. Acesso em: 27 dez. 2021.

EMBASA. **EMPRESA BAIANA DE ÁGUAS E SANEAMENTO.** Tarifas 2023. Disponível em: https://www.embasa.ba.gov.br/index.php/servico/central-de-servicos/tarifas/4074-tarifas-2023. Acesso em: 7 out. 2022.

ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL. Porto Alegre e mais quatro regiões ficam em vermelho no mapa preliminar da 7ª rodada do Distanciamento Controlado. [S. l.], 2020.

EVANGELISTA, S. *et al.* Analysis of the effects of COVID-19 restriction policies on drinking water consumption by smart water network data filtering. **Water Supply**, [s. l.], v. 23, n. 9, p. 3746–3760, 2023.

EVERAERT, G.; PAUWELS, I.; BENNETSEN, E.; GOETHALS, P. L. M. Development and selection of decision trees for water management: Impact of data preprocessing, algorithms and settings. **AI Communications**, v. 29, n. 6, p. 711-723, 2016. DOI: 10.3233/AIC-160711

FAHRURROZI, I. *et al.* Integrating random forest model and internet of things-based sensor for smart poultry farm monitoring system. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, [s. l.], v. 33, n. 2, p. 1283–1292, 2024.

FAN, L.; GAI, L.; TONG, Y.; LI, R. Urban water consumption and its influencing factors in China: Evidence from 286 cities. Journal of Cleaner Production, v. 166, p. 124-133, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.08.044.

FEIL, A. A.; TUCCI, C. Consumo eficiente, conservação e características sociodemográficas que influenciam no consumo de água. **Revista Brasileira de Ciências Ambientais**, n. 34, p. 95–111, 2014.

FEIZIZADEH, B. *et al.* A scenario-based approach for urban water management in the context of the COVID-19 pandemic and a case study for the Tabriz metropolitan area, Iran. **Science of**

The Total Environment, [s. l.], v. 790, p. 148272, 2021. Disponível em: Acesso em: 26 dez. 2021.

FIROZJAEI, M. K. *et al.* Modeling the impact of the COVID-19 lockdowns on urban surface ecological status: A case study of Milan and Wuhan cities. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 286, p. 112236, 2021. Disponível em: Acesso em: 31 jan. 2022.

FLETCHER, K. M.; ESPEY, J.; GROSSMAN, M. K.; SHARPE, J. D.; CURRIERO, F. C.; WILT, G. E.; SUNSHINE, G.; MORELAND, A.; HOWARD-WILLIAMS, M.; RAMOS, J. G.; GIUFFRIDA, D.; GARCÍA, M. C.; HARTNETT, W. M.; FOSTER, S. Social vulnerability and county stay-at-home behavior during COVID-19 stay-at-home orders, United States, April 7–April 20, 2020. **Annals of Epidemiology**, v. 64, p. 76–82, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/J.ANNEPIDEM.2021.08.020.

FOODY, G. M. Thematic Map Comparison: Evaluating the Statistical Significance of Differences in Classification Accuracy. [S. l.: s. n.], 2004. Disponível em: https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/2004journal/may/2004_may_627-633.pdf. Acesso em: 25 jul. 2024.

FRITSCHE, J. R. *et al.* Changes in water demand resulting from pandemic mitigations in Southeast Michigan. **AWWA Water Science**, [s. l.], v. 4, n. 3, 2022.

GE, Jun; GYEONG, Cheol Jo; NAM, Gun Woo; SEO, Jin Ki. **Performance assessment of decision tree-based predictive models for river water quantity and quality**. *Journal of Korean Society of Environmental Technology*, [S. 1.], v. 23, n. 6, 2022. DOI: 10.26511/jkset.23.6.3.

GHOLAMI, F. *et al.* The quantitation of the impact of Covid-19 pandemic on water demand through GEE modeling, a case study in Iran. **Case Studies in Chemical and Environmental Engineering**, [s. l.], v. 8, 2023.

GINI, C. **Variabilità e mutabilità: contributo allo studio delle distribuzioni e delle relazioni statistiche.** [Fasc. I.] Studi economico-giuridici pubblicati per cura della facoltà di Giurisprudenza della R. Università di ¹ Cagliari. Cagliari: Tipogr. di P. Cuppini, 1912. 158 p.

GRESPAN, Alice; GARCIA, Janine; BRIKALSKI, Miqueias Paulo; HENNING, Elisa. Assessment of water consumption in households using statistical analysis and regression trees. **Sustainable Cities and Society**, [S. 1.], v. 87, 2022.

GROSS, M. P.; AJAMI, N. K.; COMINOLA, A. Fast in the pandemic, durable after droughts, inequal during economic downturn. A 20 year multi-dimensional retrospective analysis of water demand change in Southern California. **Environmental Research Letters**, [s. l.], v. 18, n. 9, 2023.

HACKBARTH, F. B. *et al.* Water Consumption Modeling in Office Buildings: A Case Study in Southern Brazil. **Journal of Water Resources Planning and Management**, [s. l.], v. 149, n. 9, 2023.

HADDAWAY, N. R. *et al.* ROSES Reporting standards for Systematic Evidence Syntheses: Pro forma, flow-diagram and descriptive summary of the plan and conduct of environmental systematic reviews and systematic maps. **Environmental Evidence**, [s. l.], v. 7, n. 1, p. 1–8, 2018. Disponível em:

https://environmentalevidencejournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13750-018-0121-7. Acesso em: 6 fev. 2022.

HAO, Zheng; ZHOU, Weijie; ZHANG, Lan; LI, Xiaobo; CHENG, Jian; DING, Zhen; XU, Yan; HU, Wenbiao. Urban water consumption patterns in an adult population in Wuxi, China: a regression tree analysis. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 17, n. 9, p. 2983, 2020. DOI: 10.3390/IJERPH17092983.

HERRERA, M.; TORGO, L.; IZQUIERDO, J.; PÉREZ-GARCÍA, R. Predictive models for forecasting hourly urban water demand. *Journal of Hydrology*, [S. 1.], v. 387, n. 1–2, p. 141–150, 2010. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.04.005.

HOOLOHAN, J. C. C.; BROWNE, R. L. A. L. COVID-19 and water demand: A review of literature and research evidence. **WIREs Water**, v. 9, n. 1, p. 1570, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1002/wat2.1570.

HUSSIEN, W. A.; MEMON, F. A.; SAVIC, D. A. Assessing and Modelling the Influence of Household Characteristics on Per Capita Water Consumption. **Water Resources**Management, [s. l.], v. 30, n. 9, p. 2931–2955, 2016.

IBGE. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Censo Demográfico 2010: Características da População e dos Domicílios. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.

_____. Panorama 2023. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2023. Disponível em: https://cidades.ibge.gov.br/brasil/panorama.

IRWIN, N. B.; MCCOY, S. J.; MCDONOUGH, I. K. Water in the time of corona(virus): The effect of stay-at-home orders on water demand in the desert. **Journal of Environmental Economics and Management**, [s. l.], v. 109, p. 102491, 2021. Disponível em: /pmc/articles/PMC8220444/. Acesso em: 13 fev. 2022.

JAKKULA, V. Tutorial on Support Vector Machine (SVM). [S. l.: s. n.], 2013.

JIA, X. *et al.* Changes in water use and wastewater generation influenced by the COVID-19 pandemic: A case study of China. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 314, 2022.

KALBUSCH, A. *et al.* Impact of coronavirus (COVID-19) spread-prevention actions on urban water consumption. **Resources, Conservation and Recycling**, [s. l.], v. 163, p. 105098, 2020. Disponível em: Acesso em: 26 dez. 2021.

KAVYA, M.; MATHEW, A.; ASHEKAR, P. P. S. Changes in water demand patterns in a european city due to restrictions caused by the covid-19 pandemic. **Desalination and Water Treatment**, [s. l.], v. 222, 2021.

KIM, D.; YIM, T.; LEE, J. Y. Analytical study on changes in domestic hot water use caused by COVID-19 pandemic. **Energy**, [s. l.], v. 231, p. 120915, 2021. Disponível em: Acesso em: 7 fev. 2022.

KOH, D. COVID-19 lockdowns throughout the world. **Occupational Medicine**, v. 70, n. 5, p. 322, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1093/occmed/kqaa073.

KOMARULZAMAN, A. *et al.* Use of Water and Hygiene Products: A COVID-19 Investigation in Indonesia. **Water (Switzerland)**, [s. l.], v. 15, n. 19, 2023.

KUHN, M. Building predictive models in R using the caret package. Journal of Statistical Software, v. 28, n. 5, p. 1–26, 2008. Disponível em: https://doi.org/10.18637/jss.v028.i05. Acesso em: 7 out. 2023

KULKARNI, U. V.; SHINDE, S. V. Neuro-fuzzy classifier based on the Gaussian membership function. In: **International Conference On Computing, Communication And Networking Technologies** (ICCCNT), 4., 2013, Tiruchengode. Proceedings [...]. New York: IEEE, 2013. p.

KUMPEL, E. *et al.* Water use behaviors and water access in intermittent and continuous water supply areas during the COVID-19 pandemic. **Journal of Water and Health**, [s. l.], v. 20, n. 1, p. 139–148, 2022. Disponível em: http://iwaponline.com/jwh/article-pdf/20/1/139/1017563/jwh0200139.pdf. Acesso em: 6 mar. 2022.

KURNIAWAN, V. *et al.* THE IMPACT OF COVID-19 TO DOMESTIC WATER USAGE AND RAINWATER HARVESTING AT AN OFFICE BUILDING IN JAKARTA. **Civil and Environmental Engineering**, [s. l.], v. 18, n. 1, p. 321–331, 2022.

LEENAERTS, N.; VAESSEN, T.; CECCARINI, J.; VRIEZE, E. How COVID-19 lockdown measures could impact patients with bulimia nervosa: Exploratory results from an ongoing experience sampling method study. **Eating Behaviors**, [s. l.], v. 41, p. 101505, 2021. Disponível em: Acesso em: 31 jan. 2022.

LEWIS, R. J. An Introduction to Classification and Regression Tree (CART) Analysis. [S. l.: s. n.], 2000. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/240719582.

LI, D., ENGEL, R., MA, X., PORSE, E., KAPLAN, J., MARGULIS, S. & LETTENMAIER, D. Stay-at-home orders during the COVID-19 pandemic reduced urban water use. **Environmental Science and Technology Letters**, [s. l.], v. 8, n. 5, p. 431–436, 2021. Disponível em: https://pubs.acs.org/doi/full/10.1021/acs.estlett.0c00979. Acesso em: 20 jan. 2022.

LI, Z. *et al.* Prediction of Daily Water Consumption in Residential Areas Based on Meteorologic Conditions—Applying Gradient Boosting Regression Tree Algorithm. **Water** (**Switzerland**), [s. l.], v. 15, n. 19, 2023.

LOUREIRO, D. *et al.* A Comprehensive Approach for Spatial and Temporal Water Demand Profiling to Improve Management in Network Areas. **Water Resources Management**, [s. l.], v. 30, n. 10, p. 3443–3457, 2016.

LÜDTKE, D. U. *et al.* Increase in Daily Household Water Demand during the First Wave of the Covid-19 Pandemic in Germany. **Water 2021, Vol. 13, Page 260**, [s. l.], v. 13, n. 3, p. 260, 2021. Disponível em: https://www.mdpi.com/2073-4441/13/3/260/htm. Acesso em: 13 fev. 2022.

MAKKI, A. A.; STEWART, R. A.; BEAL, C. D.; PANUWATWANICH, K. Novel bottom-up urban water demand forecasting model: revealing the determinants, drivers and predictors of residential indoor end-use consumption. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 95, p. 15–37, 2015. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2014.11.009.

MAKPIBOON, C.; PORNPROMMIN, A.; LIPIWATTANAKARN, S. Impacts of weather variables on urban water demand at multiple temporal scales. **International Journal of GEOMATE**, [s. l.], v. 18, n. 67, p. 71–77, 2020.

MCNEMAR, Q. Note on the sampling error of the difference between correlated proportions or percentages. Psychometrika, v. 12, n. 2, p. 153-157, 1947. Disponível em: https://doi.org/10.1007/BF02295996.

MIJWIL, M. M.; ABTTAN, R. A. Utilizing the Genetic Algorithm to Pruning the C4.5 Decision Tree Algorithm. **Asian Journal of Applied Sciences**, v. 9, n. 1, p. 2321-0893, 2021. Disponível em: www.ajouronline.com.

MILBORROW, S. rpart.plot: Plot 'rpart' models: An enhanced version of 'plot.rpart'. R package version 3.1.2, 2024. Disponível em: https://CRAN.R-project.org/package=rpart.plot. Acesso em: 7 out. 2023.

MIRAHMADIZADEH, A. *et al.* Correlation between environmental factors and COVID-19 indices: a global level ecological study. **Environmental Science and Pollution Research**, [s. l.], v. 29, n. 11, p. 16667–16677, 2022.

MISERY, L. *et al.* Psychological and professional impact of COVID-19 lockdown on French dermatologists: Data from a large survey. **Annales de Dermatologie et de Vénéréologie**, [s. l.], v. 148, n. 2, p. 101–105, 2021. Disponível em: Acesso em: 31 jan. 2022.

MOGLIA, M.; NYGAARD, C. A. The Responsiveness of Urban Water Demand to Working from Home Intensity. **Sustainability** (**Switzerland**), [s. l.], v. 16, n. 5, 2024.

MORENO, J. A. Clima do Rio Grande do Sul. Porto Alegre: Secretaria da Agricultura, 1961.

MUHAMMETOGLU, A.; MUHAMMETOGLU, H. Impacts of the protective measures taken for the COVID-19 pandemic on water consumption and post meter leakages in public places. **Environmental Monitoring and Assessment**, [s. l.], v. 194, n. 4, 2022.

MULUGETA, W.; HOQUE, L. Impact of the COVID-19 lockdown on weight status and associated factors for obesity among children in Massachusetts. **Obesity Medicine**, [s. l.], v. 22, p. 100325, 2021. Disponível em: Acesso em: 31 jan. 2022.

NAGARAJ, D. *et al.* A new dataset of global irrigation areas from 2001 to 2015. Advances in Water Resources, [s. l.], v. 152, 2021.

NEMATI, M.; TRAN, D. The Impact of COVID-19 on Urban Water Consumption in the United States. **Water (Switzerland)**, [s. l.], v. 14, n. 19, 2022.

NIAZMARDI, S.; SADRYKIA, M.; REZAZADEH, M. Analysis of spatiotemporal household water consumption patterns and their relationship with meteorological variables. **Urban Climate**, [s. l.], v. 52, 2023.

Ojeda, A., Ramírez, G., Ramos-Corella, M., Miranda, I., Quintana, J. y Verduzco, C. (2021). Efectos sociodemográficos, de urbanización y clima en el consumo de agua doméstica en Hermosillo, So-nora. **Bitácora Urbano Territorial**, 31(II): 243-258. https://doi.org/10.15446/bitacora.v31n2.86577

ORTIZ, C.; SALCEDO, C.; SALDARRIAGA, J. Assessment of the Effects of COVID-19 Pandemic Stay-at-Home Measures on Potable Water Consumption Patterns, Location, and Financial Impacts for Water Utilities in Colombian Cities. **Water (Switzerland)**, [s. l.], v. 14, n. 19, 2022.

PRASAD, H. D. V.; NAVEENA, K. Water usage pattern in the aftermath of COVID-19. **Environment Conservation Journal**, [s. l.], v. 23, n. 1–2, p. 258–264, 2022.

PUANGKAEW, N.; ONGSOMWANG, S. Remote sensing and geospatial models to simulate land use and land cover and estimate water supply and demand for water balancing in phuket island, Thailand. **Applied Sciences (Switzerland)**, [s. l.], v. 11, n. 22, 2021.

QGIS 3.38. QGIS DEVELOPMENT TEAM. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project, 2024. Disponível em: http://qgis.osgeo.org. Acesso em: 22 jan. 2024.

QUINLAN, J. R. Induction of Decision TreesMachine Learning. [S. l.: s. n.], 1986.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2023. Disponível em: https://www.R-project.org/. Acesso em: 7 out. 2023

RAHIM, M. S. *et al.* A clustering solution for analyzing residential water consumption patterns. **Knowledge-Based Systems**, [s. l.], v. 233, p. 107522, 2021. Disponível em: Acesso em: 27 dez. 2021.

RENWICK, M. E.; GREEN, R. D. Do Residential Water Demand Side Management Policies Measure Up? An Analysis of Eight California Water Agencies. **Journal of Environmental Economics and Management**, [s. l.], v. 40, n. 1, p. 37–55, 2000. Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

REVOLLO-FERNÁNDEZ, D. A. *et al.* Behavior of household water consumption in Mexico during the COVID-19 pandemic. **Water Policy**, [s. l.], v. 25, n. 7, p. 701–714, 2023.

RIBAS, A.; TORRES-BAGUR, M.; SAURI, D. Sociospatial characteristics, domestic water use and the COVID 19 pandemic: An exploration of relations for urban areas. **Cities**, [s. l.], v. 145, 2024.

RIZVI, S. *et al.* Identifying and analyzing residential water demand profile; including the impact of COVID-19 and month of Ramadan, for selected developments in Dubai, United Arab Emirates. **Water Science and Technology: Water Supply**, [s. l.], v. 21, n. 3, p. 1144–1156, 2021.

ROKACH, Lior; MAIMON, Oded. Top down induction of decision tree classifier: a survey. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part C**, v. 1, n. 11, p. [não especificada], nov. 2002.

ROMANO, G.; SALVATI, N.; GUERRINI, A. An empirical analysis of the determinants of water demand in Italy. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 130, p. 74–81, 2016. Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

ROOPNARINE, R. *et al.* The impact of COVID-19 and natural disasters on water consumption across sectors: case studies of Barbados and Trinidad and Tobago. **H2Open Journal**, [s. l.], v. 6, n. 1, p. 15–28, 2023.

ROULEAU, J.; GOSSELIN, L. Impacts of the COVID-19 lockdown on energy consumption in a Canadian social housing building. **Applied Energy**, [s. l.], v. 287, p. 116565, 2021. Disponível em: Acesso em: 4 jan. 2022.

SABZCHI-DEHKHARGHANI, H. *et al.* Estimation of household water consumption pattern in a metropolitan area taking the impact of the COVID-19 pandemic. **International Journal of Environmental Science and Technology**, [s. l.], v. 20, n. 3, p. 3161–3176, 2023.

SÃO LEOPOLDO. Painel Coronavírus. 2022. Disponível em: https://www.saoleopoldo.rs.gov.br/coronavirus.

SCHLEICH, J.; HILLENBRAND, T. Determinants of residential water demand in Germany. **Ecological Economics**, [s. l.], v. 68, n. 6, p. 1756–1769, 2009. Disponível em: Acesso em: 29 mai. 2023.

SCHWEINBERGER, Martin. Tree-based models in R. Brisbane: The University of Queensland, 2023. Disponível em: https://slcladal.github.io/tree.html. Acesso em: 7 out. 2023.

SHANABLEH, A. *et al.* COVID-19 Lockdown and the Impact on Mobility, Air Quality, and Utility Consumption: A Case Study from Sharjah, United Arab Emirates. **Sustainability** (**Switzerland**), [s. l.], v. 14, n. 3, 2022.

SHAPIRO, S. S.; FRANCIA, R. S. An approximate analysis of variance test for normality. **Journal of the American Statistical Association**, v. 67, n. 337, p. 215–216, 1972. Disponível em: https://doi.org/10.1080/01621459.1972.10481232.

SHINE, P. *et al.* Machine-learning algorithms for predicting on-farm direct water and electricity consumption on pasture based dairy farms. **Computers and Electronics in Agriculture**, [s. l.], v. 150, p. 74–87, 2018.

SHRESTHA, A.; KAZAMA, S.; TAKIZAWA, S. Influence of Service Levels and COVID-19 on Water Supply Inequalities of Community-Managed Service Providers in Nepal. **Water 2021, Vol. 13, Page 1349**, [s. l.], v. 13, n. 10, p. 1349, 2021. Disponível em: https://www.mdpi.com/2073-4441/13/10/1349/htm. Acesso em: 5 jan. 2022.

SHU, F. *et al.* Unraveling the Impact of COVID-19 Pandemic Dynamics on Commercial Water-Use Variation. **Journal of Water Resources Planning and Management**, [s. l.], v. 149, n. 8, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1061/JWRMD5.WRENG-5940. Acesso em: 22 abr. 2024.

SILVA, G. M. E.; OLIVEIRA, T. H.; CARVALHO, R. S.; FIALHO, H. C. P.; DE SOUZA, F. A. A.; MENDIONDO, E. M.; GHIGLIENO, F. Assessing the Impact of SARS-CoV-2 on Water Consumption in São Paulo State, Brazil. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 148, n. 11, 2022.

SINGHA, B.; ELJAMAL, O.; KARMAKER, S. C. Changing patterns of household water consumption and conservation behaviour in Bangladesh: an exploration in the context of COVID-19 pandemic. **International Journal of Innovation and Sustainable Development**, [s. l.], v. 18, n. 1–2, p. 106–122, 2023. Disponível em: Acesso em: 24 jun. 2024.

SLAVÍKOVÁ, L. *et al.* Impacts of Climate Variables on Residential Water Consumption in the Czech Republic. [s. l.], Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

SNIS. Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento. SNIS Água e Esgotos 2019. 2020. Disponível em: http://appsnis.mdr.gov.br/indicadores/web/agua_esgoto/mapa-agua.

SOMVANSHI, M. *et al.* A Review of Machine Learning Techniques using Decision Tree and Support Vector Machine. 2016 International Conference on Computing Communication

Control and automation (ICCUBEA), Pune, 2017. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/7860040/authors#authors. Acesso at: 16 Oct. 2023.

SOUZA, C. G. *et al.* Algoritmos de aprendizagem de máquina e variáveis de sensoriamento remoto para o mapeamento da cafeicultura. **Boletim de Ciencias Geodesicas**, [s. l.], v. 22, n. 4, p. 751–773, 2016.

STAGNITTA, T. J.; MEDALIE, L. Assessment of Factors That Influence Human Water Demand for Providence, Rhode Island Prepared in cooperation with the Rhode Island Water Resources Board Scientific Investigations Report 2023-5057. [S. l.: s. n.], 2023.

STOW, D. *et al.* Irrigated vegetation assessment for urban environments. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, [s. l.], v. 69, n. 4, p. 381–390, 2003.

STROBL, Carolin; BOULSTEIX, Anne-Laure; AUGUSTIN, Thomas. Unbiased split selection for classification trees based on the Gini Index. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 52, n. 1, p. 483-501, 2007. DOI: 10.1016/j.csda.2006.12.030.

SUH, D.; HAM, S. A water demand forecasting model using BPNN for residential building. **Contemporary Engineering Sciences**, v. 9, n. 1–4, 2016. Disponível em: https://doi.org/10.12988/ces.2016.512314.

SUNG, J. H.; CHUNG, E. S. What is the Impact of COVID-19 on Residential Water Use?. **KSCE Journal of Civil Engineering**, [s. l.], v. 27, n. 12, p. 5481–5490, 2023.

TAVARES, L. *et al.* Spatio-temporal changes in urban water consumption during 2 years of the COVID-19 pandemic in southern Brazil. **Water Supply**, [s. l.], 2023. Disponível em: https://iwaponline.com/ws/article/doi/10.2166/ws.2023.100/94634/Spatio-temporal-changes-in-urban-water-consumption. Acesso em: 7 maio 2023.

TAVARES, L. C. *et al.* Spatio-temporal changes in urban water consumption during 2 years of the COVID-19 pandemic in southern Brazil. **Water Supply**, [s. l.], 2023. Disponível em: https://iwaponline.com/ws/article/doi/10.2166/ws.2023.100/94634/Spatio-temporal-changes-in-urban-water-consumption.

TESGERA, S. L.; HAILEMARIAM, S. D.; TUCHO, G. G. Analysis of institutional daily domestic water consumption dynamics due to COVID-19 pandemic, a case study of Adama Science and Technology University. **Applied Water Science**, [s. l.], v. 12, n. 6, p. 134, 2022. Disponível em: /pmc/articles/PMC9010715/. Acesso em: 14 fev. 2024.

TLEUKEN, A. *et al.* Household water and energy consumption changes during covid-19 pandemic lockdowns: Cases of the kazakhstani cities of almaty, shymkent, and atyrau. **Buildings**, [s. l.], v. 11, n. 12, 2021.

TLEUKEN, Aidana *et al.* Household Water and Energy Consumption Changes during COVID-19 Pandemic Lockdowns: Cases of the Kazakhstani Cities of Almaty, Shymkent, and Atyrau. **Buildings 2021, Vol. 11, Page 663**, [s. l.], v. 11, n. 12, p. 663, 2021. Disponível em: https://www.mdpi.com/2075-5309/11/12/663/htm. Acesso em: 13 fev. 2022.

XENOCHRISTOU, Maria; HUTTON, Christopher; HOFMAN, Jan; KAPELAN, Zoran. Water demand forecasting accuracy and influencing factors at different spatial scales using a gradient boosting machine. **Water Resources Research**, [S. 1.], 2020. DOI: 10.1029/2019WR026304.

WEN, J. *et al.* Trends and drivers of water use change in economic activities of Zhejiang Province, China, before and during the COVID-19 pandemic. **Journal of Hydrology**, [s. l.], v. 631, 2024.

WHO (World Health Organization). Protective measures COVID-19 – Stay Healthy at Home. 2020a. Disponível em: https://www.who.int/southeastasia/outbreaks-and-emergencies/covid-19/What-can-we-do-to-keep-safe/protective-measures/stay-healthy-at-home.

WHO (World Health Organization). Director-General's Opening Remarks at the Media Briefing on COVID-19. 2020b. Disponível em: https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19—11-march-2020.

WHO (World Health Organization). WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. 2022. Disponível em: https://covid19.who.int/.

WILCOXON, F.; AMERICAN CYANAMID CO. Individual Comparisons by Ranking Methods. p. 196–202, 1992. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_16.

WICKHAM, H.; FRANÇOIS, R.; HENRY, L.; MÜLLER, K.; VAUGHAN, D. dplyr: A grammar of data manipulation. R package version 1.1.4, 2023. Disponível em: https://CRAN.R-project.org/package=dplyr. Acesso em: 7 out. 2023

ZVOBGO, L.; DO, P. COVID-19 and the call for 'Safe Hands': Challenges facing the under-resourced municipalities that lack potable water access - A case study of Chitungwiza municipality, Zimbabwe. **Water Research X**, [s. l.], v. 9, p. 100074, 2020. Disponível em: Acesso em: 7 fev. 2022.

ANEXOS

Anexo I

Compatibilização entre os nomes dos bairros de São Leopoldo

Nome utilizado pela SEMAE	Nome adotado
A. MANTEIGA \ CAMPESTRE; A. MANTEIGA \ JD LUCIANA; A. MANTEIGA \ JD. FENIX; A. MANTEIGA \ PQ MAUA; A. MANTEIGA \ SANTA MARTA; A. MANTEIGA \ VILA BAUM; A. MANTEIGA \ VILA BERGER; A. MANTEIGA \ VILA ELZA; A.MANTEIGA \ JD VL VERDE; A.MANTEIGA \ SANTA HELENA; A.MANTEIGA \ VILA BRASILIA; ARROIO DA MANTEIGA; A. MANTEIGA \ LOT NABUCO; A. MANTEIGA \ LOT. NEVES; ARROIO DA MANTEIGA / C; ARROIO DA MANTEIGA / J; ARROIO DA MANTEIGA / L; ARROIO DA MANTEIGA / P; ARROIO DA MANTEIGA / S; ARROIO DA MANTEIGA / V	Arroio da Manteiga
BOA VISTA; LOT RURAL COOJAVIT	Boa Vista
CAMPESTRE; CAMPESTRE \ LOT MANOELA; CAMPESTRE \ ORPHEU; CAMPESTRE \ PQ RECREIO; CAMPESTRE \ SAO CRISTOVAO; CAMPESTRE \ VILA NOVA; CAMPESTRE / SAO CRISTO CAMPINA; CAMPINA / LOT SANTO NA; CAMPINA / PQ DOS SINOS;	Campestre
CAMPINA \ PQ DOS SINOS; CAMPINA \ SANTO ANTONIO	Campina
CENTRO	Centro
CRISTO REI	Cristo Rei
DUQUE DE CAXIAS	Duque de Caxias
ESPERANCA; JARDIM AMERICA	Jardim América
FAZENDA SAO BORJA; SAO BORJA \ BARREIRA; SAO BORJA \ MONTE BLANCO; S?O BORJA; SÃfO BORJA; SAO BORJA / LOT MONTE; SAO BORJA; S�O BORJA/ MALAGA; S�O BORJA\ MALAGA	Fazenda São Borja
FEITORIA; FEITORIA \ COHAB; FEITORIA \ INDEPENDENCIA; FEITORIA / JARDIM CORA; FEITORIA \ JD DAS ACACIAS; FEITORIA \ MADEZATTI; FEITORIA \ NOVA; FEITORIA \ SAO GERALDO; FEITORIA \ SELLER; FEITORIA / JD DAS ACAC; FEITORIA / JD UIRAPURU; FEITORIA / PQ IMIGRANT	Feitoria
FIAO	Fião
MORRO DO ESPELHO	Morro do Espelho
PADRE REUS	Padre Reus
PINHEIRO	Pinheiro
RIO BRANCO	Rio Branco
RIO DOS SINOS; RIO DOS SINOS / PROGRE; RIO DOS SINOS \ PROGRESSO	Rio dos Sinos
SANTA TEREZA; SANTA TEREZA /COHAB DU; SANTA TEREZA \COHAB DUQUE	Santa Tereza
SANTO ANDRE; SANTO ANDRE / VILA BOR; SANTO ANDRE \ VILA BORN	Santo André
SANTOS DUMONT; SANTOS DUMONT / BOM FI; SANTOS DUMONT / BRÏ¿½S; SANTOS DUMONT / COOHAP; SANTOS DUMONT / PROGRE; SANTOS DUMONT \ BOM FIM; SANTOS DUMONT \ BRÃS; SANTOS DUMONT \ COOHAP; SANTOS DUMONT \ PROGRESSO	Santos Dumont
SAO JOAO BATISTA	São João Batista
SAO JOSE	São José
SAO MIGUEL	São Miguel
SCHARLAU; SCHARLAU / JD VIADUTO; SCHARLAU / LOT PANORAM;	<u> </u>
SCHARLAU \ LOT PANORAMA; SCHARLAU / PQ ITAPEMA; SCHARLAU / PQ SINUELO; SCHARLAU / SANTO AUGUS; SCHARLAU / VILA GLORIA; SCHARLAU / VILA UNIAO; SCHARLAU \ JD VIADUTO; SCHARLAU \ LOT PANORAMA; SCHARLAU \ PQ ITAPEMA; SCHARLAU \ SANTO AUGUSTO; SCHARLAU \ VILA GLORIA	Scharlau

Anexo IIIVariáveis selecionadas para avaliação sociodemográfica dos setores de censitários.

Arquivo Básico	Código da variável	Descrição			
		1- Área urbanizada de cidade ou vila			
		2- Área não-urbanizada de cidade ou vila			
		3- Área urbana isolada			
D/ LUE 1	Situação	4- Aglomerado rural de extensão urbana			
Básico_UF.xls	setor	5- Aglomerado rural isolado – povoado			
		6- Aglomerado rural isolado – núcleo			
		7- Aglomerado rural isolado - outros aglomerados			
		8- Zona rural, exclusive aglomerado rural			
	V002	Domicílios particulares permanentes			
	V051	Domicílios particulares permanentes com 2 moradores			
	V052	Domicílios particulares permanentes com 3 moradores			
Dominilio01 II	V053	Domicílios particulares permanentes com 4 moradores			
Domicilio01_U F.xls	V054	Domicílios particulares permanentes com 5 moradores			
r.xis	V055	Domicílios particulares permanentes com 6 moradores			
	V056	Domicílios particulares permanentes com 7 moradores			
	V057	Domicílios particulares permanentes com 8 moradores			
	V058	Domicílios particulares permanentes com 9 moradores			
Domicilio02_U		Moradores em domicílios particulares permanentes			
F.xls	V002	Moradores em donnemos particulares permanentes			
Pessoa01_UF.x1	V001	Pessoas alfabetizadas com 5 ou mais anos de idade			
s Pessoa02_UF.x1	V001 V086	Homens alfabetizados com 5 ou mais anos de idade			
S	V171	Mulheres alfabetizadas com 5 ou mais anos de idade			
5	V171 V022	Pessoas com menos de 1 ano de idade			
	V022 V035	Pessoas com menos de 1 ano de idade Pessoas de 1 ano de idade			
	V035 V036	Pessoas de 1 ano de idade Pessoas com 2 anos de idade			
	V030	Pessoas com 2 anos de idade Pessoas com 3 anos de idade			
	V037	Pessoas com 4 anos de idade Pessoas com 4 anos de idade			
	V039	Pessoas com 5 anos de idade			
	V040	Pessoas com 5 anos de idade Pessoas com 6 anos de idade			
	V041	Pessoas com 7 anos de idade			
	V042	Pessoas com 8 anos de idade			
	V043	Pessoas com 9 anos de idade			
	V044	Pessoas com 10 anos de idade			
	V045	Pessoas com 11 anos de idade			
	V046	Pessoas com 12 anos de idade			
Pessoa13_UF.x1	V047	Pessoas com 13 anos de idade			
s s	V048	Pessoas com 14 anos de idade			
	V049	Pessoas com 15 anos de idade			
	V050	Pessoas com 16 anos de idade			
	V051	Pessoas com 17 anos de idade			
	V052	Pessoas com 18 anos de idade			
	V053	Pessoas com 19 anos de idade			
	V054	Pessoas com 20 anos de idade			
	V055	Pessoas com 21 anos de idade			
	V056	Pessoas com 22 anos de idade			
	V057	Pessoas com 23 anos de idade			
	V058	Pessoas com 24 anos de idade			
	V059	Pessoas com 25 anos de idade			
	V060	Pessoas com 26 anos de idade			
	V061	Pessoas com 27 anos de idade			
	1001	1 Cosous Com 27 anos de fuade			

Arquivo Básico	Código da variável	Descrição
	V062	Pessoas com 28 anos de idade
	V063	Pessoas com 29 anos de idade
	V064	Pessoas com 30 anos de idade
	V065	Pessoas com 31 anos de idade
	V066	Pessoas com 32 anos de idade
	V067	Pessoas com 33 anos de idade
	V068	Pessoas com 34 anos de idade
	V069	Pessoas com 35 anos de idade
	V070	Pessoas com 36 anos de idade
	V071	Pessoas com 37 anos de idade
	V072	Pessoas com 38 anos de idade
	V073	Pessoas com 39 anos de idade
	V074	Pessoas com 40 anos de idade
	V075	Pessoas com 41 anos de idade
	V076	Pessoas com 42 anos de idade
	V077	Pessoas com 43 anos de idade
	V078	Pessoas com 44 anos de idade
	V079	Pessoas com 45 anos de idade
	V080	Pessoas com 46 anos de idade
	V081	Pessoas com 47 anos de idade
	V082	Pessoas com 48 anos de idade
	V083	Pessoas com 49 anos de idade
	V084	Pessoas com 50 anos de idade
	V085	Pessoas com 51 anos de idade
	V086	Pessoas com 52 anos de idade
	V087	Pessoas com 53 anos de idade
	V088	Pessoas com 54 anos de idade
	V089	Pessoas com 55 anos de idade
	V090	Pessoas com 56 anos de idade
-	V091	Pessoas com 57 anos de idade
-	V092 V093	Pessoas com 58 anos de idade Pessoas com 59 anos de idade
-	V093 V094	Pessoas com 69 anos de idade Pessoas com 60 anos de idade
•	V094 V095	Pessoas com 61 anos de idade Pessoas com 61 anos de idade
	V093 V096	Pessoas com 62 anos de idade
-	V090 V097	Pessoas com 63 anos de idade
ŀ	V097	Pessoas com 64 anos de idade
ŀ	V099	Pessoas com 65 anos de idade
	V100	Pessoas com 66 anos de idade
	V101	Pessoas com 67 anos de idade
	V102	Pessoas com 68 anos de idade
ľ	V103	Pessoas com 69 anos de idade
	V104	Pessoas com 70 anos de idade
	V105	Pessoas com 71 anos de idade
	V106	Pessoas com 72 anos de idade
	V107	Pessoas com 73 anos de idade
	V108	Pessoas com 74 anos de idade
	V109	Pessoas com 75 anos de idade
	V110	Pessoas com 76 anos de idade
[V111	Pessoas com 77 anos de idade
	V112	Pessoas com 78 anos de idade
	V113	Pessoas com 79 anos de idade
	V114	Pessoas com 80 anos de idade
	V115	Pessoas com 81 anos de idade
	V116	Pessoas com 82 anos de idade
	V117	Pessoas com 83 anos de idade

Arquivo Básico	Código da variável	Descrição		
	V118	Pessoas com 84 anos de idade		
	V119	Pessoas com 85 anos de idade		
	V120	Pessoas com 86 anos de idade		
	V121	Pessoas com 87 anos de idade		
	V122	Pessoas com 88 anos de idade		
	V123	Pessoas com 89 anos de idade		
	V124	Pessoas com 90 anos de idade		
	V125	Pessoas com 91 anos de idade		
	V126	Pessoas com 92 anos de idade		
	V127	Pessoas com 93 anos de idade		
	V128 V129	Pessoas com 94 anos de idade		
•	V129 V130	Pessoas com 95 anos de idade Pessoas com 96 anos de idade		
	V130 V131	Pessoas com 97 anos de idade Pessoas com 97 anos de idade		
	V131 V132	Pessoas com 98 anos de idade Pessoas com 98 anos de idade		
	V132 V133	Pessoas com 99 anos de idade		
	V134	Pessoas com 100 anos ou mais de idade		
	V022	Homens com menos de 1 ano de idade		
	V035	Homens de 1 ano de idade		
	V036	Homens com 2 anos de idade		
	V037	Homens com 3 anos de idade		
	V038	Homens com 4 anos de idade		
	V039	Homens com 5 anos de idade		
	V040	Homens com 6 anos de idade		
	V041	Homens com 7 anos de idade		
	V042	Homens com 8 anos de idade		
	V043	Homens com 9 anos de idade		
	V044	Homens com 10 anos de idade		
	V045	Homens com 11 anos de idade		
	V046	Homens com 12 anos de idade		
	V047	Homens com 13 anos de idade		
	V048	Homens com 14 anos de idade		
	V049	Homens com 15 anos de idade		
	V050	Homens com 16 anos de idade		
	V051 V052	Homens com 17 anos de idade		
Pessoa11_UF.x1	V052 V053	Homens com 18 anos de idade Homens com 19 anos de idade		
S	V053 V054	Homens com 20 anos de idade		
	V055	Homens com 21 anos de idade		
	V056	Homens com 22 anos de idade Homens com 22 anos de idade		
	V057	Homens com 23 anos de idade		
	V058	Homens com 24 anos de idade		
	V059	Homens com 25 anos de idade		
	V060	Homens com 26 anos de idade		
	V061	Homens com 27 anos de idade		
	V062	Homens com 28 anos de idade		
	V063	Homens com 29 anos de idade		
	V064	Homens com 30 anos de idade		
[V065	Homens com 31 anos de idade		
	V066	Homens com 32 anos de idade		
	V067	Homens com 33 anos de idade		
	V068	Homens com 34 anos de idade		
	V069	Homens com 35 anos de idade		
	V070	Homens com 36 anos de idade		
	V071	Homens com 37 anos de idade		
	V072	Homens com 38 anos de idade		

Arquivo Básico	Código da variável	Descrição
	V073	Homens com 39 anos de idade
	V074	Homens com 40 anos de idade
	V075	Homens com 41 anos de idade
	V076	Homens com 42 anos de idade
	V077	Homens com 43 anos de idade
	V078	Homens com 44 anos de idade
	V079	Homens com 45 anos de idade
	V080	Homens com 46 anos de idade
	V081	Homens com 47 anos de idade
	V082	Homens com 48 anos de idade
	V083	Homens com 49 anos de idade
	V084	Homens com 50 anos de idade
	V085	Homens com 51 anos de idade
	V086	Homens com 52 anos de idade
	V087	Homens com 53 anos de idade
	V088	Homens com 54 anos de idade
	V089	Homens com 55 anos de idade
	V090	Homens com 56 anos de idade
	V091	Homens com 57 anos de idade
	V092	Homens com 58 anos de idade
	V093	Homens com 59 anos de idade
	V094	Homens com 60 anos de idade
	V095	Homens com 61 anos de idade
	V096	Homens com 62 anos de idade
	V097	Homens com 63 anos de idade
	V098	Homens com 64 anos de idade
	V099	Homens com 65 anos de idade
	V100	Homens com 66 anos de idade
	V101	Homens com 67 anos de idade
	V102	Homens com 68 anos de idade
	V103	Homens com 69 anos de idade
	V104	Homens com 70 anos de idade
	V105 V106	Homens com 71 anos de idade Homens com 72 anos de idade
	V100 V107	Homens com 72 anos de idade Homens com 73 anos de idade
	V107 V108	Homens com 74 anos de idade Homens com 74 anos de idade
	V108 V109	Homens com 75 anos de idade
	V110	Homens com 75 anos de idade Homens com 76 anos de idade
	V111	Homens com 77 anos de idade
	V112	Homens com 78 anos de idade
	V113	Homens com 79 anos de idade
	V114	Homens com 80 anos de idade
	V115	Homens com 81 anos de idade
	V116	Homens com 82 anos de idade
	V117	Homens com 83 anos de idade
	V118	Homens com 84 anos de idade
	V119	Homens com 85 anos de idade
	V120	Homens com 86 anos de idade
	V121	Homens com 87 anos de idade
	V122	Homens com 88 anos de idade
	V123	Homens com 89 anos de idade
	V124	Homens com 90 anos de idade
	V125	Homens com 91 anos de idade
	V126	Homens com 92 anos de idade
	V127	Homens com 93 anos de idade
	V128	Homens com 94 anos de idade

Arquivo Básico	Código da variável	Descrição		
	V129	Homens com 95 anos de idade		
	V130	Homens com 96 anos de idade		
	V131	Homens com 97 anos de idade		
	V132	Homens com 98 anos de idade		
	V133	Homens com 99 anos de idade		
	V134	Homens com 100 anos ou mais de idade		
	V005	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de até 1/8 salário-mínimo		
DomicílioRenda _UF.xls	V006	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 1/8 a 1/4 salário-mínimo		
	V007	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 1/4 a 1/2 salário-mínimo		
	V008	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 1/2 a 1 salário-mínimo		
	V009	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 1 a 2 salários-mínimos		
	V010	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 2 a 3 salários-mínimos		
	V011	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 3 a 5 salários-mínimos		
	V012	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 5 a 10 salários-mínimos		
	V013	Domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de mais de 10 salários-mínimos		
	V014	Domicílios particulares sem rendimento nominal mensal domiciliar per capita		

APÊNDICES

Apêndice I

A Pandemia de COVID-19 e a Precipitação Pluviométrica

1. Investigação da relação entre a precipitação e o consumo de água

Estudos indicam que a variabilidade climática desempenha um papel significativo no consumo de água nas áreas urbanas (Schleich; Hillenbrand, 2009). Para analisar a relação entre a variabilidade climática e as mudanças no consumo de água durante a pandemia de COVID-19 em São Leopoldo, foram utilizados dados de 125 estações pluviométricas da rede da Agência Nacional de Águas (ANA). Essas estações estão localizadas em um raio de 80 km do centro da cidade, conforme ilustrado na Figura 1.

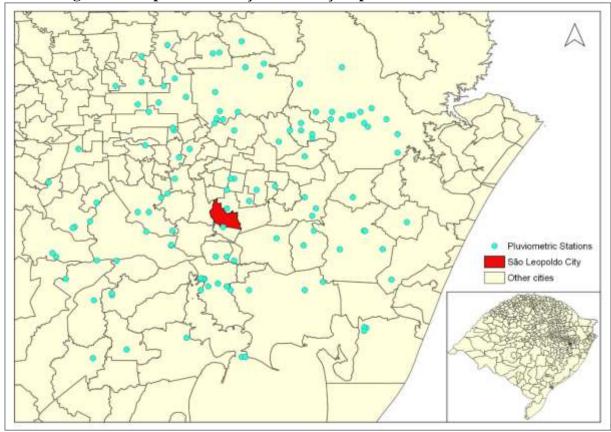


Figura 1 - Mapa de localização das estações pluviométricas selecionadas.

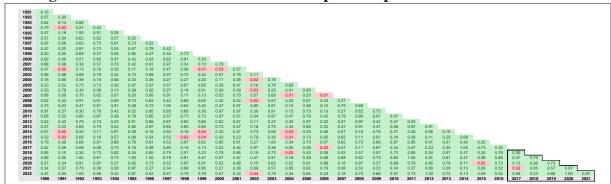
A série temporal de São Leopoldo foi obtida utilizando o método determinístico de Burrough and McDonnell (1998), baseado no inverso do quadrado da distância. Esse processo resultou em uma série diária contínua abrangendo um período de 32 anos (January 1, 1990 to December 31, 2022). Com base nesses dados, realizamos o cálculo da precipitação mensal através da soma dos valores diários.

Em seguida, utilizamos o teste não paramétrico de Wilcoxon pareado para avaliar se havia diferenças estatisticamente significativas entre as medianas das precipitações de cada ano na série temporal, comparando-as dois a dois. A partir dos resultados obtidos, foi possível desenvolver uma discussão sobre as diferenças observadas.

2. Análise dos resultados

Os resultados do teste não paramétrico de Wilcoxon pareado para o período de 1990 a 2022 estão apresentados na Figura 2. Nessa figura, a cor verde indica uma semelhança estatisticamente significante entre os anos indicados nos eixos, enquanto a cor vermelha indica ausência dessa semelhança. Ainda, a figura destaca o período de 2017 a 2022, que corresponde aos anos em que foi realizada a análise do consumo de água.

Figura 2 - Resultado do teste de Wilcoxon pareado para os anos de 1990 a 2022.



É possível observar que a maioria das combinações analisadas não apresenta diferença estatisticamente significante, incluindo o período de análise do consumo de água, no qual apenas os anos de 2017 e 2021 mostraram alguma diferença (Figura 2). Com base nesses resultados e considerando que o consumo residencial de água teve uma diferença estatisticamente significante entre os anos de 2017-2019 e 2020-2021 (Tavares *et al.*, 2023), inferimos que não há relação entre o consumo de água e a precipitação em São Leopoldo-RS. Isso é consistente com estudos anteriores que indicam que, em uma escala temporal anual, a variabilidade do clima, especialmente a precipitação, pode ter uma influência reduzida no consumo urbano de água (Makpiboon *et al.*, 2020; Slavíková *et al.*, 2013.). Outros estudos sugerem que a precipitação, quando analisada individualmente, é estatisticamente insignificante diante de outros fatores que influenciam no consumo (Renwick; Green, 2000; Romano; Salvati; Guerrini, 2016).

Além disso, Balacco *et al.*, (2023) verificaram se os dados de temperatura média mensal e de precipitação média mensal possuíam alguma influência significativa nos padrões de consumo de água durante o período de 2019 e 2021 na Itália. Eles concluíram que não foram observados

valores anômalos significativos e que as variáveis climáticas não apresentaram variações significativas ao longo dos três anos em análise.

Um estudo realizou análises de correlação entre o consumo total de água, o uso de água em diferentes categorias de consumo e diversos indicadores sociais e de desenvolvimento, incluindo a precipitação entre os anos de 2000 e 2020 na China. Os resultados mostraram que o consumo total de água e a descarga de águas residuais estavam significativamente correlacionados com todos os indicadores de desenvolvimento social, exceto a precipitação (Jia *et al.*, 2022). Isso sugere que a precipitação não teve um impacto direto significativo no consumo de água e na geração de águas residuais, em comparação com outros fatores como população, atividade econômica e mobilidade, corroborando o resultado apresentado.

Outro estudo analisou a variação da precipitação e da umidade relativa em relação aos padrões de consumo de água ao longo de 5 anos no Irã, considerando a sazonalidade e a tendência para dados diários. No entanto, não foram encontradas relações significativas entre a sazonalidade dessas variáveis e a sazonalidade do consumo de água, indicando que elas não tevem um impacto direto nos padrões de consumo de água analisados (Niazmardi; Sadrykia; Rezazadeh, 2023).

Essas descobertas nos levam a acreditar que a influência dos fatores climáticos na demanda hídrica pode ser mais complexa do que uma simples relação linear, o que pode explicar a ausência de uma relação observada neste estudo.

Referências

BALACCO, G. *et al.* Two years of COVID restrictions: A lesson from water demand data. **Water Supply**, [s. l.], v. 23, n. 2, p. 948–959, 2023.

BURROUGH, P. A.; McDONNELL, R. A. Principles of Geographical Information Systems. Oxford: Oxford University Press, 1998. Disponível em: https://webapps.itc.utwente.nl/librarywww/papers_2009/general/principlesgis.pdf. Acesso em: 23 jul. 2024.

JIA, X. *et al.* Changes in water use and wastewater generation influenced by the COVID-19 pandemic: A case study of China. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 314, 2022.

MAKPIBOON, C.; PORNPROMMIN, A.; LIPIWATTANAKARN, S. Impacts of weather variables on urban water demand at multiple temporal scales. **International Journal of GEOMATE**, [s. l.], v. 18, n. 67, p. 71–77, 2020.

NIAZMARDI, S.; SADRYKIA, M.; REZAZADEH, M. Analysis of spatiotemporal household water consumption patterns and their relationship with meteorological variables. **Urban Climate**, [s. l.], v. 52, 2023.

RENWICK, M. E.; GREEN, R. D. Do Residential Water Demand Side Management Policies Measure Up? An Analysis of Eight California Water Agencies. **Journal of Environmental Economics and Management**, [s. l.], v. 40, n. 1, p. 37–55, 2000. Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

ROMANO, G.; SALVATI, N.; GUERRINI, A. An empirical analysis of the determinants of water demand in Italy. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 130, p. 74–81, 2016. Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

SCHLEICH, J.; HILLENBRAND, T. Determinants of residential water demand in Germany. **Ecological Economics**, [s. l.], v. 68, n. 6, p. 1756–1769, 2009. Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

SLAVÍKOVÁ, L. *et al.* Impacts of Climate Variables on Residential Water Consumption in the Czech Republic. [s. l.], Disponível em: Acesso em: 29 maio 2023.

TAVARES, L. C. *et al.* Spatio-temporal changes in urban water consumption during 2 years of the COVID-19 pandemic in southern Brazil. **Water Supply**, [s. l.], 2023. Disponível em: https://iwaponline.com/ws/article/doi/10.2166/ws.2023.100/94634/Spatio-temporal-changes-in-urban-water-consumption.

Apêndice II

