

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

QUENER CIRO MARTINS

ELASTICIDADE-PREÇO DA DEMANDA MUNICIPAL DE ÁGUA EM DISTINTAS
CONDIÇÕES DE OFERTA DO BRASIL: UMA ANÁLISE POR BACIA HIDROGRÁFICA,
ESTADO E QUANTIS DE DISPONIBILIDADE

CURITIBA

2023

QUENER CIRO MARTINS

ELASTICIDADE-PREÇO DA DEMANDA MUNICIPAL DE ÁGUA EM DISTINTAS
CONDIÇÕES DE OFERTA DO BRASIL: UMA ANÁLISE POR BACIA HIDROGRÁFICA,
ESTADO E QUANTIS DE DISPONIBILIDADE

Trabalho apresentado como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia pelo Programa de Pós Graduação em Desenvolvimento Econômico do Setor de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal do Paraná.

Orientadora: Prof^a Adriana Sbicca Fernandes, DSc

CURITIBA

2023

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS

Martins, Quener Ciro

Elasticidade-preço da demanda municipal de água em distintas condições de oferta do Brasil : uma análise por bacia hidrográfica, estado e quantis de disponibilidade / Quener Ciro Martins. – Curitiba, 2023.

1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico.

Orientador: Prof. Dr. Adriana Sbicca Fernandes.

1. Água. 2. Bacias hidrográficas. 3. Índices de preços.

I. Fernandes, Adriana Sbicca. II. Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico. III. Título.

Bibliotecária: Maria Lidiane Herculano Graciosa CRB-9/2008

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **QUENER CIRO MARTINS** intitulada: **ELASTICIDADE-PREÇO DA DEMANDA MUNICIPAL DE AGUA EM DISTINTAS CONDICÕES DE OFERTA DO BRASIL: UMA ANÁLISE POR BACIA HIDROGRÁFICA, ESTADO E QUANTIS DE DISPONIBILIDADE**, sob orientação da Profa. Dra. ADRIANA SBICCA FERNANDES, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua **APROVAÇÃO** no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 17 de Abril de 2023.

Assinatura Eletrônica

24/04/2023 16:50:52.0

ADRIANA SBICCA FERNANDES

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

25/04/2023 15:00:06.0

FLAVIO DE OLIVEIRA GONÇALVES

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

26/04/2023 07:39:06.0

ALEXANDRE ALVES PORSSE

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

RESUMO

A água é um recurso natural escasso e essencial para a sobrevivência da população nas diversas regiões do mundo, tanto que é um dos focos dos objetivos de desenvolvimento sustentável da ONU. O Brasil, por suas dimensões continentais possui desde a abundância na bacia hidrográfica amazônica, até a escassez no sertão nordestino, extremos que impactam o consumo residencial e a vida das famílias de diferentes formas. Além da geografia, a literatura de demanda de água aborda o atendimento, a população e o clima como fatores relevantes ao uso. A renda das famílias e também a tarifação são amplamente estudadas; neste caso, valor médio, estruturação de cobrança e a elasticidade do preço em diferentes condições e regiões. Inserida nesta discussão, esta dissertação analisa este último ponto especificamente, a elasticidade-preço da demanda, para o Brasil entre 2010 e 2019. Partindo do agregado, observa-se o efeito da tarifa de água sobre uso municipal para diferentes recortes, geográficos ou hidrográficos, até divisões de escassez ou abundância. São explorados modelos de painel de efeitos fixos de tempo e indivíduo, considerando possibilidades de viés de seleção amostral e dependências espaciais autoregressivas na variável dependente e na perturbação. Os resultados mostram uma correlação positiva entre elasticidade-preço da demanda (em módulo) e disponibilidade de água, correlação melhor observada em segregações diretamente relacionadas a oferta de água, sejam elas macro (bacias hidrográficas) ou micro (recortes de disponibilidade). No caso de dependências espaciais, elas são significativas, e geram, em sua maioria, efeitos indiretos locais (de vizinhos próximos) positivos na demanda e de aumento de intensidade no estimador do efeito da tarifa; as exceções são as regiões hidrográficas do Paraguai e Atlântico Nordeste Ocidental.

Palavras-chaves: água; demanda; oferta; tarifa; painel de efeitos fixos; painel espacial; Brasil; bacias hidrográficas; escassez.

ABSTRACT

Essential to every nation worldwide, but scarce, water has been a focus on the United Nations Sustainable Development Goals, which include Brazil, a country that presents distinct challenges in its regions; it varies from the abundance in the rain forests of Amazon to the drought in the semiarid Northeast. Geographic location belongs to the literature review of water demand, together with availability, population and climate. Economic factors are complementary, such as cost, income and tariff structure, in studies that range from one town to a country. In such context, this thesis analyzes specifically the water price elasticity of demand, in Brazilian cities, from 2010 to 2019. Starting from the aggregate data, it follows the elasticity effect on demand in geographic or hydrographic cuts, and also availability (or scarcity) levels. This study applies the fixed effect data panel, considering in the analysis possibilities of sample selection and cross-regional dependence affecting the water demand. The results point to increasing price elasticity of demand, in response to lesser scarcity, such effect is better observed in the data segregation by drainage basin or water offer deciles. These effects are bolstered at the auto-regressive model, there is, the neighborhood cities demand (indirect effects) increases oneself's demand and price elasticity of demand, in the majority of the drainage basins.

Key-words: water. supply. demand. fixed effect data panel. hydrographic basins. drainage basins. scarcity

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – BACIAS HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS	28
FIGURA 2 – LIGAÇÕES ESPACIAIS DOS CINCO VIZINHOS MAIS PRÓXIMOS PARA AS REGIÕES AMZ E PRN	32
FIGURA 3 – MAPA DA DEMANDA DE ÁGUA MUNICIPAL PARA O ANO DE 2019	35
FIGURA 4 – MAPA DA TARIFA MÉDIA MUNICIPAL NO ANO DE 2019	36
FIGURA 5 – DIAGRAMA DE DISPERSÃO DE MORAN DE DEMANDAS PARA O BRASIL, ANO DE 2019	39
FIGURA 6 – LISA CLUSTER DE DEMANDAS PARA O BRASIL, ANO DE 2019	41
FIGURA 7 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE ESTADOS DA FEDERAÇÃO. PERÍODO 2010 A 2019	49
FIGURA 8 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE BACIA HI- DROGRÁFICA. PERÍODO 2010 A 2019	51
FIGURA 9 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA CADA DECIL DE OFERTA DE ÁGUA. PERÍODO 2010 A 2019	52
FIGURA 10 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE BACIA HI- DROGRÁFICA, COM EFEITOS ESPACIAIS. PERÍODO 2010 A 2019	59
FIGURA 11 – REPRESENTAÇÃO DA OFERTA E DEMANDA PARA A REGIÃO ATLÂNTICO NORDESTE OCIDENTAL EM 2019	62
FIGURA 12 – DIAGRAMA DE DISPERSÃO DE MORAN DE DEMANDAS PARA O BRASIL, TODOS OS PONTOS ENTRE 2010 E 2019	79
FIGURA 13 – CORRELAÇÃO ENTRE TARIFA E DEMANDA PARA OS ESTA- DOS PE E PB, DECIL 1 E AOR.	79

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – DESCRITIVO DE CÓDIGOS SNIS E LIMITES DEFINIDOS	21
TABELA 2 – NÚMERO DE CIDADES, ATENDIMENTO DE ÁGUA E TRATATIVA DOS DADOS ESTUDADOS: BRASIL E REGIÕES GEOGRÁFICAS 2010 E 2019	26
TABELA 3 – DISTRIBUIÇÃO DE MUNICÍPIOS POR BACIA HIDROGRÁFICA EM 2019	29
TABELA 4 – BACIAS HIDROGRÁFICAS: ÁGUA RETIRADA E STRESS HÍDRICO	30
TABELA 5 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA AMOSTRA - BRASIL	34
TABELA 6 – CORRELAÇÕES DE PEARSON PARA OS ELEMENTOS DO ESTUDO NA AMOSTRA TRATADA TOTAL	37
TABELA 7 – CÁLCULOS DO ÍNDICE DE MORAN GLOBAL EM 2019	40
TABELA 8 – PAINEL DE EFEITOS FIXOS: ESTIMAÇÃO REALIZADA PARA O BRASIL, ENTRE 2010 A 2019, SEM CORREÇÃO DO VIÉS DE SELEÇÃO (1) E COM CORREÇÃO (2)	46
TABELA 9 – ESTIMADORES DO EFEITO DA TARIFA NA DEMANDA DE ÁGUA PARA RECORTES DE VARIÁVEIS DE CONTROLE. PERÍODO ENTRE 2010 E 2019	53
TABELA 10 – PAINEIS DE EFEITOS FIXOS COM INTERAÇÕES ESPACIAIS NA AMOSTRA BRASIL ENTRE 2010 E 2019	56
TABELA 11 – IMPACTOS DIRETOS, INDIRETOS E TOTAIS DO PAINEL DE EFEITOS FIXOS, MODELO SAR AUTOREGRESSIVO NA AMOSTRA BRASIL ENTRE 2010 E 2019	57
TABELA 12 – PARÂMETROS ESPACIAIS DOS PAINEIS REGIONAIS DE EFEITOS FIXOS, MODELO SAR, PARA AS 12 REGIÕES HIDROGRÁFICAS, ENTRE 2010 E 2019.	59
TABELA 13 – PAINEL DE EFEITOS ALEATÓRIOS (1) E PAINEL MODELO "POOLING"(2), AMBOS PARA O BRASIL NO PERÍODO DE 2010 A 2019	76
TABELA 14 – TESTES COMPARATIVOS ENTRE MODELOS DE PAINEL	77
TABELA 15 – TESTES DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL PARA O MODELO DE PAINEL	77

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	BIBLIOGRAFIA	12
3	METODOLOGIA	19
3.1	DADOS SOCIOECONÔMICOS E DE USO DE ÁGUA	19
3.2	PREPARAÇÃO DA AMOSTRA	21
3.2.1	Tratativa das cidades	23
3.3	ÁREA MUNICIPAL	24
3.4	VIÉS DE SELEÇÃO	25
3.5	REGIÕES HIDROGRÁFICAS	28
3.6	INTERAÇÕES NO ESPAÇO	31
4	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS	34
4.1	CORRELAÇÃO ENTRE ELEMENTOS	36
4.2	DEPENDÊNCIAS ESPACIAIS GLOBAIS E LOCAIS	38
4.3	FUNÇÃO DEMANDA	43
5	RESULTADOS	45
5.1	VIÉS DE SELEÇÃO	46
5.2	ESTADOS	48
5.3	BACIAS HIDROGRÁFICAS	50
5.4	DECIS DE OFERTA	51
5.5	CONDIÇÕES DE CONTROLE	53
5.6	INTERAÇÕES ESPACIAIS	54
6	DISCUSSÕES	61
6.1	CONCESSÕES	63
6.1.1	Erros de medida	64
6.1.2	Outras variáveis relevantes	65
7	CONCLUSÕES	66
	REFERÊNCIAS	68
	ANEXO 1 – REGRESSÕES COMPLEMENTARES	76
1.1	TESTES ENTRE MODELOS DE PAINEL E COMPARATIVO DE REGRESSÕES	76
1.2	TESTES DE DEPENDÊNCIAS ESPACIAIS REGIONAIS	77
	ANEXO 2 – FIGURAS COMPLEMENTARES	79
	ANEXO 3 – PROGRAMAÇÃO NO SOFTWARE R	80

1 INTRODUÇÃO

Disponibilidade e qualidade de água - e saneamento - para todas as populações do mundo é o sexto objetivo de desenvolvimento sustentável, definido pelo relatório das Nações Unidas de 2020. O acesso a este recurso é essencial para saúde, redução de pobreza, segurança alimentar, direitos humanos, educação e preservação dos ecossistemas (UNITED NATIONS, 2020).

Esta acessibilidade é distinta em diversas partes do mundo, por questões geográficas, climáticas e históricas. E a heterogeneidade se estende ao Brasil, um país de dimensões continentais, que abriga regiões nos limites de abundância e escassez hídrica.

De acordo com WHO e UNICEF (2021), 74% da população mundial teve acesso em 2020 a água tratada e livre de contaminações químicas ou por coliformes. Desta média, o pior caso é na África Subsaariana, que atende 36% de sua população. O Brasil especificamente apresentou no ano 86% dos habitantes abastecidos, sendo 88% para a população urbana e 72% rural. No caso brasileiro, ao considerar apenas o atendimento básico, os percentuais na cidade e no campo são de respectivos “acima de 99%” e 96%.

Uma forma de aferir a disponibilidade deste recurso é através do stress hídrico; ele mede a proporção entre retirada de água doce e o total de recursos hídricos disponíveis em um país ou região (ANA, 2022a). O relatório de Biancalani e Marinelli (2021) traz um panorama mundial dos níveis de stress hídrico (ano base 2018): algumas regiões do norte da África e partes da Ásia possuem valores superiores a 50%; Estados Unidos, China e alguns países europeus estão na faixa entre 25 e 50%; e finalmente América do Sul, Oceania e grande parte da Europa não possuem stress (valores inferiores a 25%).

O Brasil está entre países não críticos, com dados detalhados anualmente pela Agência Nacional de Águas (ANA), com indicador, em 2019, de 1,72%, ainda que numa tendência de alta nos últimos anos (ANA, 2022a).

Entretanto, quando discriminado por bacia hidrográfica (são 12 no país), há regiões preocupantes: os casos acima de 10% são as bacias do Atlântico Nordeste Oriental (abriga as capitais Natal e Recife), São Francisco (passa por Brasília e Belo Horizonte), Atlântico Sul (abastece Florianópolis e Porto Alegre) e Atlântico Leste (atende Aracaju e Salvador) apresentaram em 2019, respectivamente, faixas de stress de 39, 25, 21 e 18% (ANA, 2022a).

O uso da água se divide entre os diversos setores da economia, com maiores

retiradas agregadas no setor da irrigação (50%), e em segundo lugar, para o consumo humano (25%), no recorte temporal de 2020 (ANA, 2022b). Para o uso das famílias, este valor é 23% superior ao uso duas décadas atrás, e 10% abaixo da previsão de consumo humano em 2040 (ANA, 2022b).

O uso residencial da água no Brasil não é afetado apenas pelo stress hídrico já descrito, mas também pelas distinções regionais, sendo elas climáticas, econômicas, sociais e até mesmo a complexidade administrativa do sistema federativo (SAMPAIO; SAMPAIO, 2020) também dificulta a distribuição de água. Ainda distante do atendimento total de sua população, os índices de abastecimento de água (em 2020) são bastante variados, de 58,9 e 74,9 para as regiões Norte (N) e Nordeste (NE), e aproximadamente 91% para as regiões Centro-Oeste (CO), Sudeste (SE) e Sul (S) (MDR, 2021).

Em suma, heterogeneidade é o que melhor define a disponibilidade de água para uso municipal no Brasil: os níveis de stress hídrico são distintos entre bacias hidrográficas, os usos setoriais se alteram entre estados, e o atendimento oscila consideravelmente entre regiões. Tantas diferenças tornam informações e análises em nível nacional superficiais, e podem restringir a eficácia da gestão da água no país.

O brasileiro percebe a importância desta gestão apenas na ocasião de falta d'água, e, por conseguinte, é nesse momento crítico que campanhas são implantadas, atitudes racionais de consumo são incentivadas, e usualmente são desenvolvidos estudos sobre demanda e economia. Uma visão de um período maior de tempo, com e sem a presença de casos de escassez pode melhorar a compreensão da demanda hídrica no Brasil (e possivelmente em outros países com características similares).

Esta visão pode ainda ser aprofundada ao considerar distinções existentes dentro do território brasileiro, as quais englobam heterogeneidades socioeconômica, geográfica e climática. Analisando cada contexto, é possível chegar a soluções customizadas de controle da escassez para diferentes realidades (MASSARUTTO, 2020), em contraponto a medidas tarifárias (ou não) verticais.

Mais informação auxilia na leitura prévia de cada situação, no planejamento e projeção dos impactos de diferentes vetores do consumo da água, o que pode ser aplicado em políticas públicas e privadas para melhor gestão deste recurso vital, de forma assertiva. Melhorias na gestão, nível de atendimento e qualidade podem impactar positivamente o bem-estar social em distintas esferas: saúde pública, nutrição, educação, renda, geração de riqueza e meio ambiente (HUTTON, 2013).

Neste contexto, o principal objetivo desta dissertação é observar o comportamento da elasticidade-preço da demanda de água em distintas divisões territoriais brasileiras (estados, bacias hidrográficas e decis de oferta) e seu efeito no consumo de água, fazendo então um paralelo com os níveis de oferta apresentados em cada recorte,

de forma a compreender mais profundamente correlações entre oferta, demanda e a tarifa praticada, e sugerir possíveis abordagens de políticas públicas e gestão a longo prazo deste recurso.

Como premissa para compreender este problema, esta análise tem como objetivos secundários: revisar a literatura de demanda de água contemporânea, escassez e políticas públicas; observar estatísticas descritivas nacionais de uso de água, a disponibilidade de dados e impacto de cada condição de controle; e com eles, aplicar metodologias apropriadas para tratativa econométrica de dados em painel, com efeitos individuais não observáveis e possíveis transbordamentos intermunicipais.

Além dos impactos de população atendida, perdas na distribuição de água, população e seu crescimento, PIB (produto interno bruto) e PIBs setoriais, também é objetivo verificar a presença de efeitos de dependência espacial na elasticidade-preço da demanda em si para o Brasil, e especialmente para os recortes amostrais de bacias hidrográficas.

2 BIBLIOGRAFIA

Os estudos de demanda da água na literatura mundial são diversos, com foco micro ou macro e se debruçam em distintos fatores de relevância para o consumo. Ainda assim, revisões de estado da arte são bons indicadores das direções mais comumente tomadas pelas pesquisas. É o caso do levantamento de ARBUÉS et al. (2003) que relaciona as publicações até então da área e discorre sobre as principais variáveis abordadas. Em seu texto, ele destaca o impacto de preço, que seja talvez o fator mais estudado nos artigos acadêmicos. De forma geral o efeito de preço é inelástico e negativo, e é abordado em avaliações empíricas na forma média ou marginal.

ARBUÉS et al. (2003) também abordam a estruturação de tarifas nos distintos ensaios de demanda hídrica, a qual pode ser crescente ou decrescente, de acordo com faixas de consumo estabelecidas. O caso decrescente é condizente com a teoria microeconômica de demanda, porém as avaliações de blocos crescentes de tarifa resultam em redução de uso, visto que inibem a fração mais elástica, ou seja, a fração não essencial.

O artigo ainda discorre sobre efeito de renda, o qual pode ser obtido pelo PIB per capita ou pelo valor de propriedade, com efeitos positivos de consumo, conforme sua elevação. Complementarmente, descreve artigos que aferem fatores climáticos (chuva, temperatura, minutos de sol), os quais podem ser não lineares: por exemplo, a quantidade de ocorrências de chuvas pode ser mais relevante com o volume pluviométrico em si.

Finalmente, ARBUÉS et al. (2003) relacionam trabalhos que consideram população e faixa etária média por residência, além de características, tamanho, uso primário ou por temporada da habitação. Ele incentiva o uso de painéis de dados para pesquisas futuras, devido a sua maior riqueza (quantidade) de informações.

Também estudando faixas de tarifas, Ito (2014) traz um contraexemplo para o uso de energia elétrica entre 1999 e 2007 para região do sul da Califórnia, nos Estados Unidos. Ele mostra que usuários respondem (com redução de consumo) a mudanças em preço médio e não em preço marginal, o que inviabiliza a aplicação de políticas de conservação (neste caso, de energia) através de estruturação em blocos tarifários crescentes.

Na mesma linha de revisão de revisão literária, Worthington e Hoffman (2008) fazem uma sinopse de pesquisas empíricas de demanda hídrica de 25 anos, novamente com similares fatores abordados por ARBUÉS et al. (2003). Em suma, eles encontram faixas para a elasticidade-preço da demanda no curto prazo são inferiores às de longo

prazo, afirmação confirmada também no estudo de Sebri (2014), outra varredura de avaliações de demanda.

Worthington e Hoffman (2008) também relatam que a micromedição (instalação de hidrômetro individual) por si só reduz o consumo. Adicionalmente, elencam casos de controles não financeiros, de restrição ou proibição do uso de água para determinados usos como limpeza de áreas externas, veículos ou aguagem de jardins. Tais limitações também estão presentes no trabalho de (GRAFTON; WARD, 2008) para a cidade de Sidney na Austrália, no período entre 1994 e 2005.

García-Valiñas e Suárez-Fernández (2022) relacionam trabalhos e variáveis as quais afetam o consumo de água, além de avaliar medidas tomadas em políticas públicas, tarifárias ou não.

Elas segregam os efeitos na função demanda em três partes. A primeira está relacionada ao contexto: os elementos são renda, idade, gênero, educação, tamanho da casa, posse da casa e características da residência. A demanda também pode ser influenciada por elementos ambientais, sendo eles tempo, clima, estação do ano, qualidade da água, fatores psicológicos e de atitude.

Finalmente, as políticas públicas são relevantes, sob a forma de tarifa (crescente e decrescente), elasticidade-preço, informação, percepção do preço e da conta. Há ainda políticas não tarifárias, as quais podem envolver restrições, novas tecnologias ou educação.

Já o estudo de Baigorri et al. (2022) analisa a formação de clubes de convergência através de um modelo Logit ordenado, os quais possuem um comportamento de consumo de água similar, baseado em determinadas características. Os fatores encontrados significativos e determinantes para a convergência (disparidade no consumo de água) foram renda, percentual das despesas com proteção ambiental e taxa de natalidade, todos os quais possuem efeito inverso na demanda de água (coeficientes estimados negativos).

Utilizando as dependências espaciais, mais especificamente para a demanda de água, Medina-Rivas et al. (2022) abordam o consumo de água regional na cidade do México, e analisam os fatores que levam a uma distribuição espacial heterogênea e formação de dois *clusters* de uso de água, baixo ou elevado, em recorte de 2019, a nível distrital.

Seus achados são de que o fornecimento intermitente, necessidade de oferta externa, altitude e status socioeconômico da vizinhança são fatores explicativos do perfil espacial de demanda de água.

O texto de Yuan et al. (2019) para 18 distritos da região Norte de Taiwan propõe cobrança baseada nos níveis de oferta e demanda de água, a qual varia para períodos

de alta, média ou baixa escassez, e é dependente das condições climáticas, ou seja, nível pluviométrico. Seus resultados mostram alterações significativas em oferta e demanda na região analisada, em cada um dos três períodos de escassez, de forma que a customização do sistema tarifário torna a papel do usuário na gestão de água mais proativo.

No caso do Camboja, Basani et al. (2008) calculam a elasticidade-preço da demanda de água em relação a tarifa e renda, assim com a influência da taxa de conexão (nova ligação) como limitante ao acesso no país. Este último ponto é sugerido a ser focado por políticas públicas de subsídio a famílias, prioritariamente a redução de taxas, de forma a elevar o nível de atendimento de água em países em desenvolvimento, inclusive à população mais pobre. Ele se utiliza de entrevistas com aproximadamente 800 famílias com e sem água encanada, em regiões atendidas com companhias públicas e privadas.

A avaliação de Fan et al. (2017) salienta que estudos anteriores na China focam apenas numa cidade ou região; por isso ele faz um estudo para 286 cidades, de 2000 a 2015 e mede os fatores que guiam o uso doméstico per capita de água, além de sugerir estratégias efetivas para segurança no uso e gestão da oferta.

Como variáveis, trabalha com consumo diário per capita explicado por temperatura, precipitação, preço, PIB per capita (representa a renda), área urbana, taxa crescimento populacional, gênero, utensílios domésticos relacionados a economia, população urbana, entre outros, utilizando um modelo não paramétrico de árvore de inferência condicional, para ordenar importância de fatores numa variável.

Seu ensaio encontra correlação positiva em ordem de relevância de: PIB, área urbana, precipitação, chuveiro ou aquecedor, educação terciária, temperatura e por fim população urbana. A correlação negativa é resultado de: taxa de reuso de água, investimento em conservação, coeficiente de Engel (que mede nível de pobreza de um país ou região); o preço do metro cúbico especificamente não é significativo.

Seu estudo posterior (FAN et al., 2020) confirma os efeitos positivos de população urbana e da renda na demanda de água (e energia), além de mostrar a formação de *clusters* distintos de uso marginal de água (demanda/renda) entre população urbana e rural, entretanto similares em recortes de renda.

Fan et al. (2017) também realizam recortes de uso baixo, médio ou alto de água (menos que 70 litros, entre 70 e 140, e acima de 140 litros por dia per capita). Em todos os casos, a renda é significativa; coeficiente de Engel é mais relevante para as famílias de baixo consumo, educação terciária para o grupo intermediário e investimentos em conservação hídrica, aquecedor e chuveiro significativos para subgrupo de gasto elevado.

No caso específico do Brasil, Martínez e Maia (2021) aferem efeito negativo da tarifa no consumo e positivo da renda, porém crescente em significância e intensidade em ambos os casos para maiores quantis de uso de água (maior elasticidade). Adicionalmente, este texto aponta efeitos de vizinhança, o qual é positivo, ou seja, o elevado gasto dos vizinhos aumenta o consumo de uma residência.

Este estudo foi realizado em 3.623 casas no estado de São Paulo para os anos de 2008 e 2009, segundo dados da Pesquisa de Orçamento Familiar (POF). Os métodos de regressão em “Cross-Section” foram MQO, MQO em dois estágios, máxima verossimilhança com informação limitada (LIML em inglês), método dos momentos generalizado (GMM) e CF (função de controle).

Em sua função de regressão, os autores utilizaram escala logarítmica para o consumo, a tarifa média e a renda; aplicaram também o método de seleção de Heckman (1979) para corrigir possível viés de seleção, o qual teve resultados não significativos na regressão.

Barbosa e Brusca (2015) investigam o efeito da gestão pública ou privada nas tarifas cobradas pelo consumo de água (e esgoto). Sua conclusão é de que não se pode rejeitar a seguinte hipótese: tarifas cobradas pelos distribuidores do setor público são inferiores a seus pares do setor privado. Eles comparam a gestão de empresas públicas e privadas, com informações da SNIS de 2005 a 2012 (mesma base de dados deste trabalho em MDR (2022)), para os atendimentos de água e esgoto.

Seus resultados estão condizentes com a avaliação de Bel (2020), a qual detecta preços excessivos na gestão privada da distribuição de água, e também casos de corrupção na administração. Este texto faz uma leitura teórica das falhas de governança que levam à privatização do serviço e das falhas de mercado que estando levando à recente remunicipalização da distribuição de água na Europa.

Monge e Gil-Alana (2020) fazem uma avaliação de preços de água nas regiões: Ásia e Rússia, Europa, Estados Unidos e América Latina. do mundo, choques e efeitos ocasionados. Em seus resultados, observam alto grau de persistência de choques de tarifa especificamente para a América do Sul, indicando possíveis efeitos de longo prazo na demanda de água nestes países.

Garrone et al. (2019) realizam uma análise de meta-regressão (MRA em inglês) de estudos de demanda de água. São utilizados 124 artigos e 615 estimadores de 31 países, pelo período de 1963 a 2013. Eles confirmam a relativa inelasticidade do preço na demanda, e também avaliam impacto da escassez em seu valor (módulo), o qual estimam ser inversamente proporcional.

Meta análise também é realizada por Marzano et al. (2018), a qual reporta possíveis limitações nos diversos estudos de demanda de água. De acordo com

este artigo, a intensidade do estimador da tarifa é mais elevada nos casos de blocos crescentes de tarifa (IBR em inglês). De forma interessante, um de seus achados é que o número de variáveis independentes nas regressões potencializa o caráter inelástico da tarifa de água.

Assim como a parametrização, o nível de agregação e amostragem também pode influenciar a elasticidade preço da demanda. É o que mostra o estudo realizado por Arévalo et al. (2021) no Chile, um país que enfrenta escassez de água desde 2010. Eles mostram que os estimadores dos efeitos de preço sobre a demanda são significativamente distintos para diferentes modos de agregação de dados, a nível de domicílio, distrito ou município, mesmo fixando o tamanho das amostras com recorte das bases maiores.

Em seu trabalho realizado através de um modelo discreto de escolha contínua (DCC em inglês), com consumidores sujeitos a blocos de tarifa crescentes, a tarifa gera efeito mais intenso na amostra com maior número de indivíduos, seguida da agregação distrital, dados desagregados e por fim agregação a nível municipal, onde os resultados são não significativos.

Abbas et al. (2022) estudam a demanda de água em Lahore, Paquistão, avaliando, produção, consumo e perdas na distribuição de água numa região de escassez e inclusive necessidade de fornecimento intermitente. A principal sugestão do artigo é de investimento em redução dos vazamentos e perdas durante o fornecimento de água, o qual foi em média de 45,4% com extremo de 70%.

Ščasný e Smutná (2021) é outro exemplo de estudo de demanda de água com dados a nível residencial, neste caso, para a República Checa entre 1993 e 2006, período com aumento elevado na tarifa e também com encolhimento no consumo per capita de água. A avaliação é realizada para curto e longo prazos, com aumento da intensidade do efeito tarifa para períodos maiores (estimadores respectivos de -0,22 e -0,30) e com resposta menos efetiva num período de *boom* econômico do país.

Nunes Carvalho e Souza Filho (2021) avaliam efeitos na demanda mensal de água com aplicação de tarifa contingencial; resultados apontam redução entre 11 e 17% na demanda. A elasticidade reduz a intensidade de classes C (maior intensidade) até E, porém volta a decair na classe B, onde a conta representa menos de 1% da renda. Volta a subir na classe A, porém a amostragem é bastante inferior, assim como o consumo não segue a tendência de aumento conforme poder econômico das famílias.

É um estudo realizado em Fortaleza, com tarifas contingenciais implementadas em dezembro de 2015, redução mínima de 20% no consumo, com penalidade na tarifa para descumprimento desta regra de 10 até 20%.

Sousa e Fouto (2019) fazem uma avaliação específica da demanda de água du-

rante a crise hídrica em São Paulo (entre 2014 e 2015) e impactos de uma programação de bonificação nas contas para redução do uso de água.

Os autores verificam que esta bonificação é mais eficiente que a própria tarifa de água em si na redução de consumo, assim como o efeito é decrescente em intensidade conforme se reduz a renda familiar entre as classes A (acima de 15 salários mínimos) até E (menos de 1 salário mínimo), ou seja, os mais pobres reduzem o uso de água em proporção menor (relativa ao próprio consumo) aos mais ricos. Esta ordenação que também dita o consumo médio, decrescente conforme decai o poder aquisitivo das famílias.

Andrade et al. (2020) avaliam os níveis de escassez de água no Brasil utilizando o modelo AWARE (*Water Remaining* em inglês), com subdivisões das bacias hidrográficas, e sua respectiva disponibilidade de água em relação à área. Este valor é então comparado à média mundial, através de um fator de escassez (CF); o cálculo é da disponibilidade média mundial sobre a disponibilidade da região. Os maiores fatores calculados (maior escassez) são das regiões AOC, PNB e AOR, respectivamente de 87, 52 e 54 (ano referência 2013).

Segundo Andrade et al. (2020), a regionalização e redução das áreas de estudo permite uma percepção mais acurada do ciclo de vida da água, diferente de avaliações macro, as quais apenas observam médias de regiões geográficas ou hidrográficas.

Rocha e Haddad (2022) avaliam impactos das mudanças climáticas no Brasil, em cortes de bacia hidrográfica; eles simulam efeitos futuros no PIB e economia em 2070-2099, com aumento de investimentos em economia de água e redução de demanda. Dentre seus resultados, as regiões com menor impacto no consumo de água, ou seja, menor capacidade de redução de uso são: São Francisco e Atlântico Nordeste Oriental.

Por fim, Medeiros et al. (2021) examinam efeitos da infraestrutura na pobreza no Brasil, a nível estadual e municipal, utilizando um modelo Logit hierárquico em três níveis para famílias com renda per capita abaixo de R\$140,00. Utiliza informações de acesso, oferta e qualidade de saneamento (água e esgoto), energia, telecomunicação, internet e transporte (rodovias).

Para o saneamento básico, explora dados de oferta de água do IBGE 2008 a nível municipal pela PNSB (Pesquisa Nacional do Saneamento Básico). Afere qualidade pela hospitalização por doenças de agentes patogênicos advindos da água através do DataSus de 2018; e coleta dados de acesso a saneamento do censo do IBGE de 2010.

No que tange ao saneamento, seu resultado é negativo e significativo na pobreza para o acesso ao saneamento, mas não significativo para qualidade ou oferta. Em seu trabalho de 2022 (MEDEIROS et al., 2022), fazem uso destes mesmos fatores

de saneamento para medir desigualdade social (utiliza a razão de Palma), através de um modelo espacial hierárquico auto regressivo; neste caso, encontram resultados significativos para saneamento nos três níveis.

3 METODOLOGIA

A revisão da literatura apresentada na seção anterior sugere a complexidade e variedade de elementos que podem influenciar na demanda municipal de água para consumo humano. Esta dissertação se insere nesta discussão de demanda de água, utilizando elementos já aplicados, e alterando ou sugerindo melhorias na avaliação.

A escolha de fatores se apoia nas sugestões dos autores anteriores, de acordo com a disponibilidade e confiabilidade de informações para o Brasil, e aderência aos objetivos. As bases de dados principais são o Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), o qual está sob a tutela do Ministério do Desenvolvimento Regional (MDR) e o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Enquanto aquele concentra as informações de consumo de água, distribuição e atendimento, este abarca informações de Produto Interno Bruto (PIB), população, crescimento econômico, geografia brasileira.

De forma a facilitar a compreensão de toda a informação utilizada, os próximos tópicos trazem informações e explicações sobre a base de dados, além de premissas e descrições da preparação da amostra, áreas municipais, problemas de seleção por falta de informação, além de interações espaciais as quais podem ocorrer entre "indivíduos".

3.1 DADOS SOCIOECONÔMICOS E DE USO DE ÁGUA

A base de dados única de informações de uso de água é encontrada em MDR (2022). Esta base do SNIS possui informações entre 2002 e 2019 de: demanda, tarifa média, situação residencial, distribuição de água, numa gama enorme de variáveis. Também há uma divisão inicial importante da base de dados, a nível municipal (dados desagregados) ou nível de distribuidor de água (dados agregados). Pelo foco escolhido na pesquisa, os dados foram retirados da Base de Indicadores e Informações Desagregado. Para uma escolha de análise das empresas que operam a distribuição de água, pode ser relevante observar a base agregada.

As informações de PIB, de acordo com IBGE (2022c) abrangem um período maior, mas serão recortadas no mesmo período disponível do SNIS, de forma a viabilizar o uso do painel de dados.

A unificação entre bases do IBGE e SNIS foi feita através do pareamento exato entre nome de cidade, estado e ano. A verificação por ano contempla criação ou exclusão de municípios ao longo do tempo, assim como a inclusão do estado elimina problema de cidades homônimas existentes no país (aproximadamente 500

casos). Municípios novos no período estudado só entraram na amostra se tiveram este pareamento exato entre as bases, a partir do ano de inclusão nas mesmas.

Para os casos não exatos, foi comparada a digitação dos nomes entre bancos de dados e codificação municipal IBGE (7 dígitos) e SNIS (6 dígitos). A nomenclatura pode diferir apenas por um acento; além disso, o padrão das bases é de que o código SNIS seja os 6 primeiros dígitos do IBGE. Em casos sem coincidência de códigos, foi excluído o dado (leitura de um par ano/município). Esse foi o caso das cidades com codificação SNIS 251396 (PB) e 422000 (SC) em todos os anos em que apareceram na amostra.

No caso do PIB setorial, foi escolhido seguir a proposição do artigo de Ghinis et al. (2020), o qual utiliza em sua regressão a taxa de crescimento anual real (com deflacionamento) de cada setor da economia (agrícola, indústria, serviços e administrativo), de forma a capturar níveis de desenvolvimento dentro de um setor. As informações do PIB advindo de impostos não foram consideradas: não consta na literatura encontrada sua relevância.

Uma sugestão não implantada é a utilização da fração anual do PIB municipal de cada setor da economia. Assim, alterações percentuais são percebidas ao longo do período estudado, assim como a relevância (maior ou menor) dentro de um município de cada setor em específico. A título de informação, frações do PIB geram maior correlação com algumas variáveis relevantes implantadas e pode elevar a multicolinearidade¹ na regressão.

Como ressalva, ao utilizar dados de taxa de crescimento do PIB (assim como taxa de crescimento populacional), as estatísticas da amostra e resultados vão considerar apenas dados a partir de 2010. Este recorte é devido uma mudança de metodologia de cálculo do PIB, conforme a nota IBGE (2016).

De forma resumida, o produto interno bruto antes de 2010 se baseia em informações retrogradadas de informações das contas municipais regionais nas diversas atividades econômicas, baseado no comparativo com os dados de 2010, ou seja, foram feitas inferências ou comparativos entre métodos de 2002 e 2010 para a elaboração dos dados (IBGE, 2016). Isso pode ocasionar erro de medida nestas variáveis e afetar as regressões.

Em relação às variáveis econômicas de MDR (2022) e IBGE (2022c), é necessário considerar efeitos inflacionários nas medidas. Por isso foi utilizado o deflacionamento anual, com dados de inflação obtidos em IBGE (2023a). Foi escolhido o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), seguindo exemplos da literatura (como Medeiros et al. (2021) e Ghinis et al. (2020)), com ano base (valor presente) em 2019.

¹ Assunto tratado em diversos manuais econométricos, por exemplo em Cameron et al. (2005)

Especificamente em IBGE (2023a), foram utilizados (de forma arbitrária) os índices de dezembro de cada ano, ou seja, os valores de anos anteriores foram multiplicados por índices com base em dezembro de 2019. A título informativo de ordem de grandeza da inflação no Brasil, o deflacionamento médio foi de 1,058 por ano, pelo período de 17 anos analisado, e a deflação de 2002 (fator de multiplicação) foi de 2,608.

Além de tarifa e PIB per capita, todas as taxas de crescimento de PIB setorial foram calculadas após o deflacionamento de cada medida. Como observação, tanto as estatísticas descritivas, como todos os resultados consideram valores após o deflacionamento realizado.

É relevante comentar que o limite em 2019 possibilita eliminar eventuais resultados do novo marco do saneamento brasileiro, implantado na Lei nº 14.026/2020 (BRASIL, 2020). Este marco temporal pede uma investigação específica da gestão e demanda de água antes e depois do evento a qual não será foco desta dissertação.

3.2 PREPARAÇÃO DA AMOSTRA

Em sequência é gerada a TABELA 1 que relaciona os dados utilizados aos códigos dos indicadores e informações da base de dados do SNIS (MDR, 2022), assim como restrições inferior e superior, para cada variável, de forma a eliminar eventuais erros de informação ou possibilitar o cálculo proposto, por exemplo valores negativos ou zeros foram excluídos por serem irreais ou questionáveis, além de impedir o uso das variáveis em log, a qual afere correlações não necessariamente lineares. .

TABELA 1 – DESCRITIVO DE CÓDIGOS SNIS E LIMITES DEFINIDOS

Código	Descrição	Unidade	Código SNIS	L. inferior	L. superior
Demanda	Consumo per capita	m ³ /mês/hab.	IN022 ¹	0,083/Hab	<1000
Oferta ²	Oferta de água	m ³ /economia	IN025	>0	<1000
Ta	Tarifa média	R\$/m ³	IN005	>0	<100
Pop	População total	Habitantes	POPTotal	>0	-
Pa	População atendida	Fração	IN055	>0	≤ 1
Hab	Pessoas/economia	Hab/econ.	IN022/IN053	>0	≤ 10
Hidr	Índice de hidrometração	Fração	IN044	>0	≤ 1
EcRes	Economias residenciais	Fração	IN043	>0	≤ 1
UrbAg	Atendimento urbano	Fração	IN023	>0	≤ 1
PerdaD ³	Perdas na distribuição	Fração	IN049	>0	≤ 1

FONTE: Desenvolvido pelo autor, baseado em MDR (2022)

NOTA: 1- Multiplicado por (365/12000); 2- A oferta per capita é a razão entre Oferta e Hab, ambos conforme códigos acima; 3-As perdas na distribuição são uma aproximação da razão entre o volume consumido (demanda) e volume disponível, com descontos de serviços, importação e exportação de água entre distribuidores.

Os termos percentuais (perdas na distribuição, população atendida, hidrome-

tração, população urbana atendida, economias residenciais) foram divididos por 100 na transferência da base de dados para a regressão, de forma a facilitar a leitura e análise dos estimadores. Caso não seja feita esta operação, os limites passam de 0 a 1 para 0 a 100% e os estimadores destes termos (em escala logarítmica) são alterados.

Em todos os casos, foram excluídos municípios (num determinado ano) com dados iguais a zero, devido à incerteza da informação. No caso do consumo, o valor zero é a ausência de consumo; para a tarifa média, zero representa uma outra dinâmica de consumo. Valores negativos também foram excluídos em todos os casos.

Para as demais variáveis, o valor zero gera dúvida na qualidade da informação, visto que em muitos casos, ele é nulo num ano e não nulo em outro, e diversas destas variáveis não flutuam ano a ano em grandes intensidades: por exemplo, a população urbana não passa de zero a valores relevantes e volta a zero em curtos períodos, assim como um hidrômetro não é instalado e desinstalado para toda uma cidade em dois ou três anos. Por causa desta dúvida na qualidade da informação, optou-se por excluir todos os zeros. Ausência de informação (NA) também foi desconsiderada.

A título de informação, de uma amostra inicial entre 2010 e 2019 de 50.372 leituras (cidade e ano já individualizados): as linhas com algum NA representam 3% (aproximadamente), e após esta limpeza, a retirada de todos os zeros reduz a amostra da ordem de 8%. Após este ponto ainda precisam ser eliminados os extremos superiores da TABELA 1 e também será feito um tratamento a respeito de áreas municipais em seção subsequente.

O limite inferior da demanda foi definido o equivalente a 1 m^3 , ou 1.000 litros, por economia, por ano. Por isso é um termo dependente do número de habitantes por economia. Como os valores de oferta são superiores à demanda, não houve necessidade de limitar inferiormente esta variável.

Em todos os casos de volume (oferta e demanda), os limites superiores foram de 1.000, para evitar o erro de informação de unidade, trocando metros cúbicos para decímetros cúbicos (litros), que também é uma medida usual de volume.

Para o caso do volume disponível (Vdisp), também foi limitado o valor a 1000 metros cúbicos, pela mesma lógica do limite superior dos consumos; o limite inferior acima de zero apenas, eliminando inclusive alguns valores negativos.

Nos casos de PerdaD, Pa, Hidr, UrbAg e EcRes, valores acima de 1 (100%) representam algum erro de informação no preenchimento. Valores acima de R\$100,00 de tarifa média por metro cúbico são bastante elevados e distantes das médias, por isso foram excluídos por maior possibilidade de erro de informação (escolha arbitrária); mesma lógica aplicada para uma população média acima de 10 pessoas por economia.

No caso de pessoas por economia, o fato de ser considerado o total de eco-

nomias residenciais e não residenciais (por maior disponibilidade de dados) diminui o valor médio para baixo, ou seja, aumentando a possibilidade de erro de medida nos valores altos.

Para a medida de hidrometração, foi utilizado o código SNIS IN044, porque é relativo ao consumo, a não o dado relativo ao número de ligações (IN009) (MDR, 2022). Esta escolha foi baseada na maior aproximação às diversas variáveis de consumo; o índice de correlação de Pearson entre eles foi calculado, é 0,916.

Opção similar também foi feita para o índice de perdas (PerdaD). Além das perdas na distribuição utilizadas, a base de dados do SNIS (MDR, 2022) também registra o índice de perdas no faturamento (IN013) e o índice de perdas lineares (IN050), este último correlacionado com a extensão da rede (IN020).

Vale pontuar também que o termo PerdaD, sob o código IN049 é basicamente uma razão entre o volume consumido (demanda) pelo volume oferecido (oferta), com desconto de volumes de serviço, além de importações e exportações de água entre distribuidores.

Uma última observação para os dados acima é a utilização apenas de economias ativas (em Pa e outros), ou seja, somente economias que tiveram atendimento de água no ano estudado. Sim há casos e informações disponíveis de economias e ligações inativas em cada município, as quais não foram consideradas.

Também houveram casos de PIBs setoriais com valores negativos, em sua maioria encontrados na informação do PIB da indústria. Estes valores também foram excluídos (o conjunto município/ano contendo estes casos), devido à inviabilidade da informação e de cálculo adequado da taxa de crescimento do PIB.

3.2.1 Tratativa das cidades

Conforme descrito anteriormente, a base do SNIS escolhida foi a de dados desagregados (MDR, 2022), porque alguns casos de dados agregados englobam mais de uma cidade na mesma informação, o que foge do objetivo do trabalho. O ônus dos dados desagregados é a presença de mais de uma informação para a mesma cidade para um determinado ano, em casos de mais de uma empresa de distribuição de água, o que impossibilita a regressão em painel de dados.

Para estes casos de informação dupla (ou tripla), foi feita uma triagem dos dados baseada na população atendida, a qual precisa ser no máximo de 100%. Assim foram excluídos todos os casos com soma de Pa acima de 100%, já que ao menos um dos distribuidores de água considerou a população apenas de sua sub-região da cidade.

Os casos com Pa condizente com a lógica de total limitada em 100% foram

agregados em um único valor da seguinte forma: valores de P_a somados, e nos demais termos foi feita a média aritmética ponderada, conforme exemplo da equação 6 abaixo. Esta lógica também foi usada para a ponderação de dos demais termos, sempre com P_a como fator de ponderação. As informações PIBm e Pop já são únicas por cidade, ainda que a ponderação resultaria no mesmo valor.

Todos os casos em que algum dos valores é zero foram excluídos (para reduzir eventuais propagações de erro). Cidades com apenas um caso de informação duplicada (1 ano) também foram excluídas (o ano duplicado), devido à falta de sequência de dados.

Também foram excluídos municípios em que a população atendida não se altera adequadamente conforme a entrada de um novo distribuidor de água: basicamente o valor de P_a continua constante, mesmo com um novo distribuidor até certo ano, e então tem uma queda brusca que se equipara a valores de anos anteriores. Assim como os casos acima, estes dados foram eliminados por incerteza e não por comprovação de erro de medida.

Para uma representação quantitativa, da amostra de aproximadamente 86.802 linhas (anterior a todos os filtros, entre 2002 e 2019), houveram 565 casos de duplicação de dados, os quais passaram pelos filtros acima para parte deles ser aproveitado nas regressões.

3.3 ÁREA MUNICIPAL

Quando se trata de cortes transversais, a área municipal total é um dos fatores considerados em relação ao consumo de água, assim como algumas ramificações: área urbana, área residencial, tamanho das casas ou área externa das casas.

A aplicação em painéis, entretanto, fica limitada, visto que é um valor majoritariamente constante ao longo do tempo, especialmente irrelevante no caso de efeitos fixos.

Ainda que a área em si se torne parte do termo de erro (não observável) nesses casos em que seu valor é constante, ela pode se tornar relevante nas ocasiões onde uma cidade se altera de forma considerável numa transição específica de tempo por: incorporação ou divisão de territórios ou surgimento de um novo município. Estes são casos em que uma alteração abrupta na área podem alterar a dinâmica da demanda de água e diversas variáveis que são relevantes neste estudo: PIB, população, entre outros.

Uma forma de tratar este problema foi desenvolvida por Ehrl (2017), o qual definiu "Áreas Mínimas Comparáveis" para o território brasileiro, as quais podem ser observadas e comparadas entre quaisquer pares de anos onde houve o censo demo-

gráfico brasileiro, desenvolvido pelo IBGE, abrangendo então o período entre 1872 e 2010.

Baseado neste estudo, o IBGE fornece base de dados com AMCs para os municípios brasileiros nestes períodos, com codificação padrão de 7 dígitos (a qual está presente por exemplo nas informações de PIB) e AMC correspondente para o município, para um determinado par de anos do censo (IBGE, 2022a).

Ainda assim, as AMCs podem ter uma limitação de uso, especificamente porque a última edição do censo demográfico foi em 2010, e conseqüentemente, não há dados de AMC para períodos posteriores, os quais são o foco desta análise.

Para sanar esta questão, há dados anuais disponíveis em IBGE (2021b), os quais aferem atualizações de limites territoriais posteriores ao censo demográfico de 2010, e incorporam ajustes territoriais da Malha Municipal Digital, gerada anualmente pela Coordenação de Estruturas Territoriais da Diretoria de Geociências do IBGE. As informações se iniciam em 2002 e sobrepassam o período até 2019 em análise.

Seguem exemplos (extremos) de cidades as quais tiveram ganho considerável de área entre 2010 e 2019: Brejo de Areia (MA, 172%), João Lisboa (MA, 78%) e Parari (PB, 62%); em contraste, também há casos de redução em área: Bela Vista do Maranhão (MA, -42%) e São José do Ribamar (MA, -54%) (IBGE, 2021b).

Assim, as estatísticas descritivas e resultados vão incorporar as informações desta base de dados (IBGE, 2021b) para verificar alterações territoriais relevantes após 2010. Como é padrão de áreas municipais, as alterações são pontuais (transição em determinado ano e depois manutenção do valor), então a aplicação será em recortes das cidades com alteração superior a 5% em todas as informações descritivas e regressões da dissertação, e não no modelo de painel em si (como variável de controle).

3.4 VIÉS DE SELEÇÃO

Um possível causador de endogeneidade e inconsistência nas estimações sugeridas é a presença de viés de seleção nas amostras. Esse viés se dá pela seletividade das populações atendidas pelo abastecimento de água, que acompanha o desenvolvimento econômico. Isso faz com que os dados estudados não sejam um representativo completo do Brasil, mas um recorte social ou econômico de algumas cidades.

Se esta seleção é feita, mesmo que sem intenção, baseada nos valores da variável dependente (demanda de água), os estimadores podem se tornar inconsistentes (CAMERON et al., 2005, p. 546).

Por exemplo no Peru para o ano de 2012, Felgendreher e Lehmann (2016) descrevem que os percentuais de atendimento urbano de água para os níveis socioeconômicos de “A” até “E” são de 99, 99, 97, 91 e 72%, respectivamente, considerando o total de 19 milhões de habitantes nas cidades do país.

O viés também pode aparecer na amostra de dados pela qualidade da informação transmitida pelos distribuidores de água. A presença de campos não preenchidos ou inconsistentes (detalhados nesta seção), que podem diferir entre regiões e períodos na análise, pode influenciar resultados obtidos.

A TABELA 2 mostra recortes para o Brasil e regiões de 2010 e 2019, de seus municípios, do atendimento de água e da qualidade da informação sobre água nos dados de MDR (2022).

TABELA 2 – NÚMERO DE CIDADES, ATENDIMENTO DE ÁGUA E TRATATIVA DOS DADOS ESTUDADOS: BRASIL E REGIÕES GEOGRÁFICAS 2010 E 2019

Ano	Cidades	Brasil	N	NE	CO	SE	S
2010	Total	5.565	449	1.794	466	1.668	1.188
	Abastecimento de água (%)	89	76	88	89	90	91
	Dados imprecisos (%)	17	31	24	10	12	7,8
	Amostra tratada (n)	4.007	204	1.140	366	1.309	988
2019	Total	5.570	450	1.794	467	1.668	1.191
	Abastecimento de água (%)	93	79	90	90	96	97
	Dados imprecisos (%)	18	22	25	10	14	11
	Amostra tratada (n)	4.186	257	1174	372	1.360	1.023

FONTE: Elaborado pelo autor (2023), com base em IBGE (2022c) e MDR (2022)

NOTA: Total * [(Abastecimento-Dados imprecisos)/100] = Amostra tratada

Observando a TABELA 2, é claro o avanço do abastecimento de água neste período, o qual sobe de 37 para 93% no agregado. A região Norte tem não apenas os menores níveis de abastecimento no geral, como também mais dados eliminados por alguma inconsistência (imprecisos) ou falta de lógica. A qualidade da informação de água melhora em 2019, mas ainda tem uma média alta de cortes (11%) de cidades, após os tratamentos descritos na metodologia.

Também, conforme explicado na nota da tabela, o número de cidades em cada ano da amostra pode ser obtido pelos percentuais de abastecimento e dados imprecisos em relação ao total de municípios em cada recorte de tempo.

Antes de observar outros dados de demanda, e elementos correlacionados (demais variáveis), a simples divisão geográfica (regional) do país já mostra distinções relevantes tanto em atendimento da rede de distribuição de água, como da qualidade das informações, assim como impacto dos recortes de tempo em ambos os quesitos.

Considerando que a divisão geográfica impacta diversos fatores socioeconômicos do Brasil, há uma probabilidade (alta) de que estas seleções da TABELA 2 não sejam

aleatórias, e que elas ocasionem sim um viés na análise econométrica da demanda de água proposta neste texto.

De forma a mitigar este problema, uma abordagem possível é a utilização de modelo de seleção de Heckman em dois estágios (HECKMAN, 1979). O procedimento consiste em fazer num primeiro estágio um modelo Probit de cálculo de probabilidade de um indivíduo (cidade) participar da amostra e apenas no segundo estágio verificar os efeitos de cada elemento na variável dependente.

O modelo de Heckman (HECKMAN, 1979) é bastante utilizado na economia da educação (seleção de indivíduos que escolhem fazer o ensino superior), mas também foi aplicado por Martínez e Maia (2021) em sua função empírica de demanda de água.

O primeiro passo é a realização de uma regressão probabilística, conforme a EQUAÇÃO 3.1 .

$$\begin{aligned} Probit_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \ln(PIB)_{it} + \beta_2(N)_{it} + \beta_3(NE)_{it} + \beta_4(CO)_{it} + \beta_5(SE)_{it} + \beta_6(S)_{it} \\ & + \beta_7 PIBagro_{it} + \beta_8 PIBind_{it} + \beta_9 PIBser_{it} + \beta_{10} PIBadm_{it} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Onde:

As regiões geográficas brasileiras são representadas pelas siglas: N, NE, CO, SE e S;

PIB é o PIB municipal per capita para um determinado município num determinado ano;

PIBagro é a taxa de crescimento real do PIB deste município (valor entre -1 e 1) advinda da agricultura;

PIBind é a taxa de crescimento real do PIB da indústria;

PIBser é a taxa de crescimento real do PIB do setor terciário;

PIBadm é a taxa de crescimento real do PIB dos setores administrativos e de defesa;

A partir dos valores individuais obtidos pelo "Probit" acima, calcula-se a razão inversa de Mills a qual gera um valor para cada leitura (IMR). Este fator é então adicionado ao modelo principal (equação de demanda) junto com os demais regressores. Esta razão de Mills é calculada pela razão entre a densidade da distribuição normal da função e sua distribuição cumulativa.

3.5 REGIÕES HIDROGRÁFICAS

Uma sugestão de divisão amostral deste estudo é nas 12 bacias hidrográficas, as quais foram estabelecidas pelo Conselho Nacional de Recursos Hídricos (CNRH) por meio da Resolução n. 32, de 15.10.2003 (IBGE, 2021a). Sua definição básica é um espaço territorial compreendido por uma bacia ou sub-bacia ou grupo de bacias contíguas com características homogêneas, sejam naturais, e em regiões com similaridades sociais ou econômicas (IBGE, 2021a).

A FIGURA 1 gera uma representação territorial das 12 regiões descritas no território brasileiro, as quais atravessam diferentes regiões geográficas (5) e estados da federação (27).

FIGURA 1 – BACIAS HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS



FONTE: Elaborado pelo autor (2023), no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), baseado em IBGE (2022b)

De forma a observar melhor esta distribuição e aprimorar a compreensão do trabalho, seus resultados e discussões, a TABELA 3 apresenta o quantitativo de cidades em cada uma destas regiões hidrográficas que faz parte da avaliação.

Como há vários casos de cidades cruzadas por mais de uma bacia na TABELA 3, as estatísticas e resultados apresentados referentes a uma determinada bacia

TABELA 3 – DISTRIBUIÇÃO DE MUNICÍPIOS POR BACIA HIDROGRÁFICA EM 2019

	AMZ	TOC	AOC	PNB	AOR	SFO	ALT	PAR	PRN	ASD	ASU	URU
região Norte (N)												
AC(22)	22	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
AM(62)	62	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
AP(16)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PA(144)	57	100	39	-	-	-	-	-	-	-	-	-
TO(139)	-	139	-	5	-	3	-	-	-	-	-	-
RO(52)	52	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
RR(15)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
região Nordeste (NE)												
AL(102)	-	-	-	-	63	50	-	-	-	-	-	-
BA(417)	-	8	-	8	-	119	336	-	-	-	-	-
CE(184)	-	-	-	32	180	10	-	-	-	-	-	-
MA(217)	-	29	197	43	-	-	-	-	-	-	-	-
PB(223)	-	-	-	-	223	22	-	-	-	-	-	-
PE(185)	-	-	-	4	148	71	-	-	-	-	-	-
PI(224)	-	1	-	224	4	26	-	-	-	-	-	-
RN(167)	-	-	-	-	167	-	-	-	-	-	-	-
SE(75)	-	-	-	-	-	28	62	-	-	-	-	-
região Centro-Oeste (CO)												
DF(1)	-	1	-	-	-	1	-	-	1	-	-	-
GO(246)	-	138	-	-	-	13	-	-	139	-	-	-
MS(79)	-	1	-	-	-	-	-	35	59	-	-	-
MT(141)	86	40	-	-	-	-	-	59	1	-	-	-
região Sudeste (SE)												
ES(78)	-	-	-	-	-	18	-	-	68	-	-	-
MG(853)	-	2	-	-	-	265	135	-	288	316	-	-
RJ(92)	-	-	-	-	-	-	-	-	1	92	-	-
SP(645)	-	-	-	-	-	-	-	-	601	97	2	-
região Sul (S)												
PR(399)	-	-	-	-	-	-	-	-	389	23	12	9
SC(295)	-	-	-	-	-	-	-	-	37	-	147	165
RS(499)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	307	228
(5.572)	310	459	236	316	785	608	551	94	1.516	596	468	402

FONTE: Elaborado pelo autor (2023), baseado em IBGE (2022b)

NOTA: Número de cidades por estado representado entre parênteses. A soma de cidades por bacia (total 6341) considera municípios duplicados, por isso é superior ao total brasileiro (5570). Por exemplo o DF possui 3 bacias passando por seu único município. Brasília (DF) e Fernando de Noronha (PE), municípios-equivalentes, constam na tabela, por isso a soma é 5572.

irão considerar somente cidades com bacia hidrográfica única, eliminando assim efeitos conjuntos ou interferências nas relações entre consumo e outras bacias hidrográficas das proximidades. Análises agregadas para o Brasil, ou outro recorte regional não necessitam desta ponderação.

De forma complementar, a TABELA 4 traz informações relevantes de uso de água em cada bacia hidrográfica. Ela está ordenada pelo nível de Stress hídrico de 2019, o qual simboliza as discrepâncias regionais as quais serão relevantes e discutidas durante todo o trabalho. Ela também mostra os níveis de importância do consumo humano em cada região, representando desde acima de 50% de seu uso total (AOC) até ínfimos 5% na bacia do Uruguai.

A TABELA 4 também referencia siglas de 3 dígitos para todas as bacias, as quais serão utilizadas amplamente neste texto em todas as porções subsequentes.

TABELA 4 – BACIAS HIDROGRÁFICAS: ÁGUA RETIRADA E STRESS HÍDRICO

Bacia hidrográfica	Consumo humano (%)	Stress Hídrico (%)
Atlântico Nordeste Oriental (AOR)	32,4	38,8
São Francisco (SFO)	11,4	24,6
Atlântico Sul (ASU)	10,9	20,9
Atlântico Leste (ALT)	23,4	17,6
Atlântico Sudeste (ASD)	46,2	9,8
Paraná (PRN)	36,8	8,1
Parnaíba (PNB)	32,8	7,6
Uruguai (URU)	5,1	6,7
Atlântico Nordeste Ocidental (AOC)	54,4	2,2
Paraguai (PAR)	28,3	2,1
Tocantins-Araguaia (TOC)	17,5	2,1
Amazonas (AMZ)	36,0	0,1
BRASIL	25,5	1,7

FONTE: Elaborado pelo autor (2023), com base em ANA (2022a) e ANA (2019)

NOTA: As informações de stress hídrico são referentes a 2019 e dados de água retirada são relativos a 2017; a água retirada considera soma dos usos humano urbano e rural

Ao se comparar os níveis de stress hídrico da TABELA 4 com o levantamento de Andrade et al. (2020), as maiores discrepâncias em escassez (relativas às demais regiões) são nas regiões AOC e PNB: elas possuem o primeiro e terceiro níveis de preocupação em relação a falta d'água, ambas acima de 50 vezes a média mundial. A média mundial de stress hídrico foi de 18,4% em 2018 (ANA, 2022a).

Complementando o descritivo das bacias hidrográficas brasileiras, o trabalho de Rocha e Haddad (2022) possui uma descrição estatística bastante completa no recorte do ano de 2015. Alguns extremos são a disponibilidade de água em AMZ de aproximadamente 83% do total nacional enquanto AOR tem somente 0,3%.

Esta disponibilidade em AMZ representa uma vazão disponível aproximada de $66 \text{ km}^3/\text{seg}$, 15 vezes a vazão da segunda região de maior disponibilidade (PRN), e é também a principal responsável por deixar a média do stress hídrico brasileiro como o segundo menor valor da TABELA 4.

A população residente é maior nas bacias PRN, ASD e AOR, de 32, 15 e 13% do total nacional, respectivamente. Porém, os consumos respectivos nestas mesmas regiões são de 42, 5,6 e 3,7% do uso total de água (em todos os setores da economia). Claramente a região PRN é a mais relevante no consumo, e é também a região com maior PIB do país (45%), contra, por exemplo, um PIB de apenas 0,7% de PNB (ROCHA; HADDAD, 2022).

3.6 INTERAÇÕES NO ESPAÇO

Um outro fator a ser considerado em estudos regionais é a possível dependência espacial, ou seja, interações e transbordamentos relacionados aos vizinhos. A tratativa pode ser feita considerando os vizinhos de uma determinada região, conforme utilizado por Martínez e Maia (2021), assim como pode ser implantado algum modelo de econometria espacial, exemplificado por Medeiros et al. (2022) e Cardoso et al. (2020) para o Brasil, ainda que para aplicações distintas desta dissertação.

A econometria espacial aborda as possibilidades de interação no espaço dependentes de posição geográfica (proximidade dos indivíduos vizinhos), ou de medidas socioeconômicas (por exemplo PIB per capita dos vizinhos). Esta interação pode ser local (escolha de um número de cidades próximas), ou global, que envolve interação com todos os demais elementos de uma amostra.

Por complexidade computacional do cálculo global, a escolha neste trabalho será de utilizar apenas a avaliação espacial localizada. Ainda assim, é preciso definir quem são os vizinhos os quais vão gerar transbordamentos, escolhendo uma matriz de ponderação espacial.

A primeira opção da literatura é utilizar a contiguidade entre municípios, ou seja, selecionar municípios com contato direto, ou contato até segundo nível (vizinhos dos vizinhos). Esta escolha pode ser de todos os vizinhos ou parte deles, por exemplo os modelos "Torre" ou "Rainha" (ALMEIDA, 2012, p.77).

Também é possível definir um número K de vizinhos mais próximos, com a vantagem de padronizar o número de cidades as quais vão gerar a matriz de ponderação (ALMEIDA, 2012, p.79).

Após escolhidos os vizinhos, é preciso fazer a ponderação entre eles, a qual pode ser apenas binária (0 ou 1), ou por exemplo pode ser o inverso da distância geográfica.

Nos casos de número desigual de vizinhos ou matriz de distâncias em si, Almeida (2012, pg.81) sugere opções de normalização, de forma a equiparar os níveis de interação dentro de uma amostra e não potencializar efeitos em cidades com mais vizinhos, ou com vizinhos mais próximos.

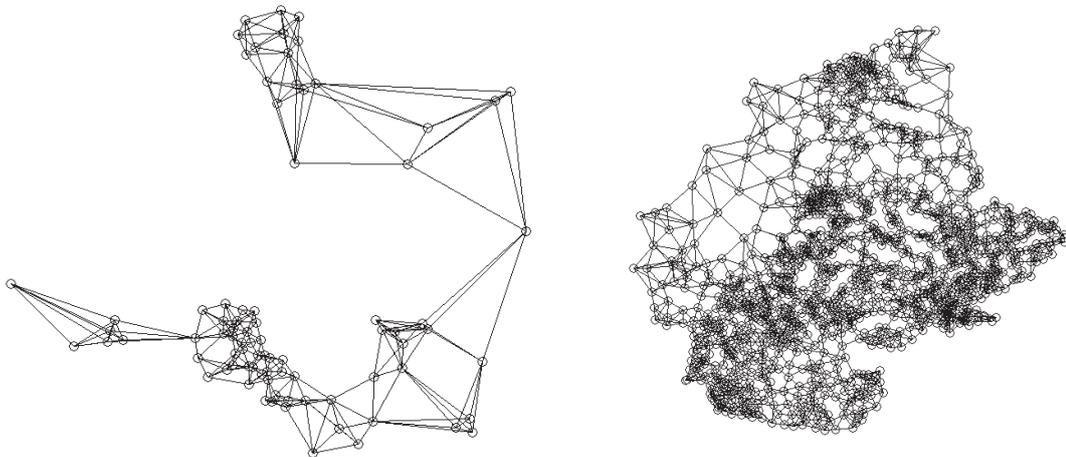
Para este estudo especificamente, o uso de contiguidade de vizinhos é inviável, porque a amostra não representa o país completo, conforme a descrição dos dados e sua tratativa (TABELA 2). Esta amostra incompleta geraria uma matriz de ponderação com cidades sem vizinhos, e por conseguinte, sem interação espacial.

Por esse motivo, foram trabalhados apenas modelos com um número específico de vizinhos, os quais foram divididos pelo inverso da distância normalizado ou de forma

equivalente (por exemplo $k=5$ com ponderação de 0,2).

A FIGURA 2 mostra as interações entre vizinhos para duas regiões hidrográficas da amostra: AMZ e PRN, com $k=5$. Por ela, fica claro que a região AMZ possui diversas cidades as quais não estão presentes na amostra tratada, gerando diversos espaços vazios na região, assim como distâncias enormes entre algumas cidades, quando comparado a PRN, uma das regiões da amostra com maior concentração de cidades, e a maior concentração populacional, conforme Rocha e Haddad (2022).

FIGURA 2 – LIGAÇÕES ESPACIAIS DOS CINCO VIZINHOS MAIS PRÓXIMOS PARA AS REGIÕES AMZ E PRN



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)
 NOTA: A distância escalar na figura entre as duas regiões é de aproximadamente 1:2

Vale observar o formato e tamanho original de cada região na FIGURA 1, e como a região AMZ apresenta grande porção não representada na amostra (e no estudo). Quando se considera que a figura não está em escala, isto é, a proporção entre áreas (distâncias ao quadrado) nas regiões é aproximadamente 1 para 4,4 (IBGE, 2022b), estas diferenças entre distâncias ficam ainda mais acentuadas.

Com a definição da matriz de ponderação, podem haver diferentes tipos de efeitos espaciais: na variável dependente, nos termos independentes ou no termo de erro. A EQUAÇÃO 3.2 auxilia a compreender como os distintos impactos atuam numa função econométrica.

$$Y = \lambda W_1 Y + X\beta + \tau W_2 X + \rho W_3 \epsilon + \xi \quad (3.2)$$

Onde:

W_n é a matriz de ponderação espacial;

λ é o impacto da variável dependente (demanda) dos vizinhos, ou coeficiente autoregressivo;

τ afere dependências espaciais das variáveis explicativas;

ρ confere efeitos espaciais no termo de erro.

Almeida (2012) chama esta equação, quando considerados estes três possíveis fatores espaciais de modelo generalizado. Cardoso et al. (2020) chamam de modelo GSM (sigla em inglês da expressão).

Outros modelos espaciais são simplificações da EQUAÇÃO 3.2, onde ρ , τ , λ , ou uma combinação entre eles assume valor zero. Alguns exemplos são SARAR, onde $\tau=0$; SAR, em que $\tau=\rho=0$; SLX ($\lambda=\rho=0$); SEM ($\tau=\lambda=0$). Estas siglas são referências em inglês, utilizadas em Millo e Piras (2012), artigo que será utilizado como base nos cálculos econométricos espaciais no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), de seções subsequentes.

Por mais que a estrutura seja a mesma, as siglas usadas acima e durante as discussões deste trabalho são referentes a Millo e Piras (2012) e ao pacote R referenciado por ele; Almeida (2012) (e outras referências) utiliza λ para efeitos na distúrbância e ρ como coeficiente autoregressivo.

Há também modelos dinâmicos (LOONIS; BELLEFON, 2018, p.198), com inclusão de termos defasados, os quais não serão abordados neste texto.

4 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

A TABELA 5 representa as estatísticas gerais da amostra trabalhada, com as variáveis de interesse, média, mediana e quartis. Nela, é possível verificar primeiramente a relação entre oferta e demanda onde, em média, 62% do volume disponibilizado é utilizado para o consumo de água. Também é possível observar as relações entre média e mediana para cada elemento. A mediana inferior à média indica que valores extremos superiores deslocam a média à direita (valores maiores); são casos abaixo de oferta e de demanda. Mediana e média equivalentes são esperadas por exemplo numa distribuição normal teórica.

TABELA 5 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA AMOSTRA - BRASIL

	Quartil 1	Média	Quartil 3	Desvio-Padrão	Mediana
Demanda/capita	3,148	4,041	4,623	1,446	3,829
Oferta/capita	4,810	6,523	7,390	2,914	5,905
Pop. Atendida	0,525	0,691	0,888	0,230	0,720
Hidr6	0,929	0,906	1,000	0,205	0,999
UrbAg	0,940	0,935	1,000	0,135	1,000
EcRes	0,894	0,917	0,947	0,043	0,918
PerdaD	0,210	0,329	0,427	0,165	0,304
Pop	5.721	42.276	26.205	246.892	11.860
ΔPop	-0,001	0,005	0,012	0,025	0,005
Tarifa	3,095	4,226	4,877	2,396	3,879
PIB/capita	11.145	25.121	30.520	26.571	19.440
ΔPIB_{agro}	-0,125	0,045	0,141	0,393	-0,003
ΔPIB_{ind}	-0,092	0,087	0,160	0,549	0,021
ΔPIB_{ser}	-0,016	0,052	0,104	0,150	0,041
ΔPIB_{adm}	-0,006	0,030	0,061	0,056	0,028

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Cálculo realizado com a amostra tratada entre 2010 e 2019, para N = 41.035

Ela foi construída com base na amostra completa, após tratativas de cidades e limites impostos para os valores. O valor N = 41.035 é a amostra base, a qual considera n cidades em cada período de tempo. Em todas as tabelas e resultados a partir deste momento, N representa a amostra considerada na informação (ou regressão), ou seja, n municípios em t períodos no tempo.

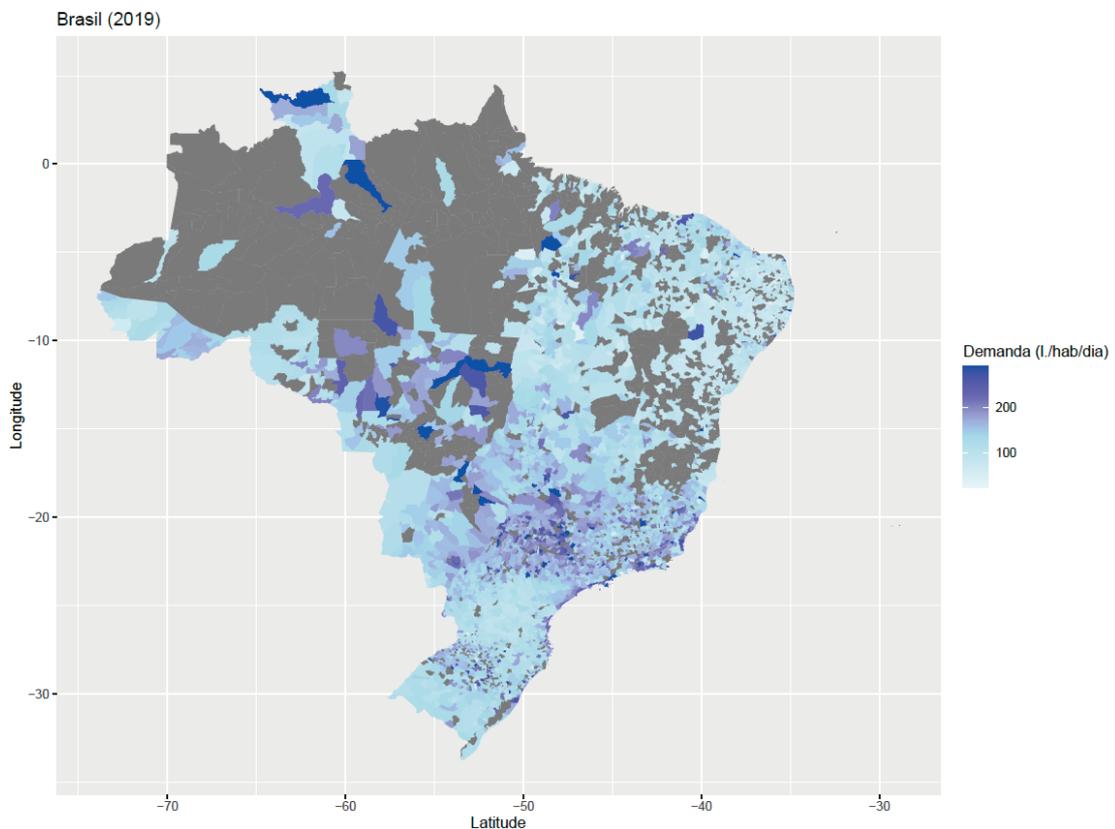
A média fracionária da população atendida é de 0,69. É importante destacar que esta não é a média do Brasil, primeiro porque este é um recorte apenas das cidades com atendimento de água e informação completa nas bases de dados utilizadas. Além disso, esta é a média entre os municípios (indivíduos) da amostra, sem ponderação por população. Assim, São Paulo, cidade mais populosa do país representa apenas 1 elemento dentre os aproximados 5.000 municípios do estudo.

Vale ressaltar também na TABELA 5 o índice de hidrometração de 91%, perdas na distribuição da ordem de 33% e média populacional por cidade de 42 mil pessoas. Esta população é considerada em todo o período, então o crescimento populacional natural gera valores maiores para os últimos anos do painel.

Por fim, a TABELA 5 traz estatísticas de tarifa e economia. O PIB per capita possui um desvio-padrão bastante elevado, reforçando a heterogeneidade presente no Brasil, fato que é também observado nos PIBs setoriais. Tanto a tarifa quanto o PIB estão representados após o deflacionamento realizado pelo índice IPCA (IBGE, 2023a).

De forma a possibilitar um outro ponto de vista da amostra, a FIGURA 3 mostra, em nível municipal, a demanda de água per capita para o ano de 2019. Primeiramente é válido pontuar a presença de municípios em cinza, os quais representam as cidades sem informação (completa) de distribuição de água ou sem abastecimento. Percebe-se uma concentração desses casos na região Norte.

FIGURA 3 – MAPA DA DEMANDA DE ÁGUA MUNICIPAL PARA O ANO DE 2019



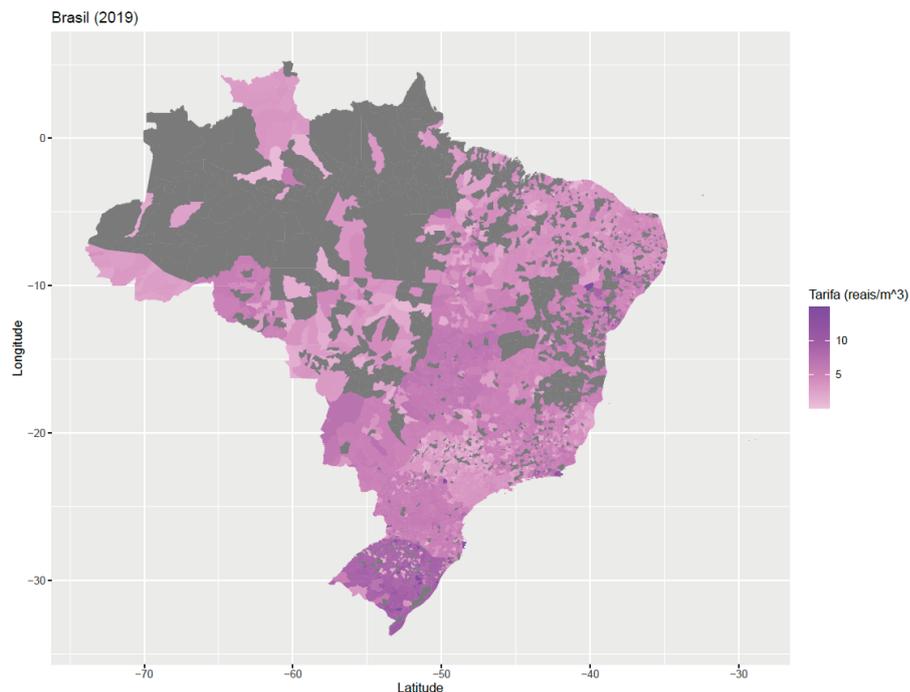
FONTE: Elaborado pelo autor (2023), baseado em IBGE (2022b) e MDR (2022). Valores censurados em: média + 3 Desvios-padrão.

Pela paleta de cores apresentada na figura, a região Norte também apresenta maior concentração de municípios com demanda de água (azul mais escuro) elevada,

Centro-Oeste e Centro-Sul também abrigam cidades de alto nível de uso de água. Na contra-mão, as regiões mais claras podem ser observadas no Nordeste e Sul do país.

De forma similar à figura anterior, a FIGURA 4 exibe, também para o ano de 2019, a distribuição tarifária média no país. Neste caso, as divisões territoriais estaduais são mais perceptíveis, com claras separações administrativas e consequentemente, de política de tarifa de água.

FIGURA 4 – MAPA DA TARIFA MÉDIA MUNICIPAL NO ANO DE 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023), baseado em IBGE (2022b) e MDR (2022). Valores censurados em: Média + 3 Desvios-padrão.

De forma geral, as regiões mais claras (menor tarifa) se concentram no Norte (destaca-se Roraima) e no interior do Nordeste, assim como há um destaque mais claro para o estado de São Paulo. O Rio Grande do Sul é a região mais escura, seguido de Paraná e parte do Centro-Oeste (Goiás).

Para melhor visualização, a amostra usada na FIGURA 3 e na FIGURA 4 teve seus valores censurados (GREENE, 2003, pg.761) superiormente no valor da soma de sua média mais três desvios-padrão. Esta lógica é apenas expositiva e não se aplica às estatísticas e regressões da dissertação.

4.1 CORRELAÇÃO ENTRE ELEMENTOS

Esta subseção possibilita compreender as correlações entre variáveis independentes que são usadas no modelo, juntamente com a oferta per capita que será

apresentada nos resultados e discussões em diversas situações. Em todos os casos foi calculada a correção de Pearson.

Os valores estão exibidos na TABELA 6 e são referentes ao período total estudado (2003 a 2019) com abrangência nacional. Oferta, demanda e PIB estão padronizados per capita e foi utilizada a escala logarítmica de todos os elementos para as operações, excetuando as taxas de crescimento (representadas por Δ). Estas escolhas seguem o padrão que será utilizado em todas as regressões e exposições dos resultados.

TABELA 6 – CORRELAÇÕES DE PEARSON PARA OS ELEMENTOS DO ESTUDO NA AMOSTRA TRATADA TOTAL

	Oferta	Tarifa	PIB	EcRes	Pa	UrbAg	Hidr
Tarifa	-0,17	1					
PIB	0,24	0,14	1				
EcRes	-0,02	-0,24	-0,28	1			
Pa	0,07	-0,09	0,37	0,09	1		
UrbAg	-0,12	0,01	0,16	-0,01	0,59	1	
Hidr	-0,22	0,18	0,21	-0,13	0,28	0,35	1
POP	0,23	-0,03	0,15	0,10	0,20	-0,12	-0,08
PerdaD	0,42	0,11	-0,09	0,10	-0,09	-0,12	-0,14
ΔPOP	0,11	-0,06	0,10	0,04	0,05	-0,06	-0,03
ΔPIB_{Agro}	-0,00	-0,00	0,05	0,01	-0,01	0,00	0,00
ΔPIB_{Ind}	-0,01	0,00	0,03	0,00	-0,04	-0,00	-0,01
ΔPIB_{Ser}	0,02	-0,02	0,06	0,01	-0,03	-0,01	-0,01
ΔPIB_{Adm}	0,01	0,04	0,03	-0,01	-0,04	-0,03	-0,03
	POP	PerdaD	ΔPOP	ΔPIB_{Agro}	ΔPIB_{Ind}	ΔPIB_{Ser}	
PerdaD	0,19	1					
ΔPOP	0,18	0,02	1				
ΔPIB_{Agro}	-0,01	0,00	0,07	1			
ΔPIB_{Ind}	-0,03	0,01	-0,03	0,06	1		
ΔPIB_{Ser}	-0,01	0,01	0,04	0,15	0,33	1	
ΔPIB_{Adm}	0,01	0,01	0,31	0,08	0,07	0,21	

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Cálculo realizado com a amostra completa tratada entre 2010 e 2019, para N = 41.035. Todos os elementos estão em escala logarítmica, exceto taxas de crescimento.

Num olhar amplo, as correlações são consideradas baixas, reduzindo efeitos de multicolinearidade entre regressores. Vale destacar relações positivas e relevantes entre PIB e tarifa e também PIB e oferta, ou seja, o poder econômico geral de uma cidade indica maiores tarifas e também maior disponibilidade do recurso natural. Ainda assim, a relação entre oferta e tarifa é negativa, indicando que a teoria geral da demanda ainda é válida no caso da distribuição de água.

A correlação alta e positiva entre oferta e perdas na distribuição é primeiro explicada porque a oferta é denominador do cálculo das perdas (o numerador é a soma da demanda e dos usos em serviços). Ela também pode indicar que a abundância gera

um efeito colateral de menor eficiência nas linhas de distribuição, ou também pode estar relacionada a tecnologias inferiores nas regiões de maior disponibilidade (por exemplo a bacia Amazônica).

Em relação a população, o valor em si (em log) é pouco relacionado à sua taxa de crescimento. Taxa de crescimento esta que tem alta correlação com o crescimento do PIB nos setores administrativos, e baixa correlação com o PIB per capita em si. É possível que efeitos de natalidade e migração ajam em ΔPOP de formas distintas para níveis de PIB, mas somente a informação segregada poderia auxiliar nesta inferência.

Entre crescimentos setoriais do PIB, o setor de serviços que apresenta as maiores correlações com todos os demais setores, na ordem de relevância: indústria, administrativo e agrícola. A sugestão aqui é que o desenvolvimento do setor terciário é consequência dos desenvolvimentos dos demais setores; é interessante que nas demais interações, os valores são sempre inferiores a 0,1, ainda que sempre positivos, ou seja, sempre há efeitos positivos (em média) no crescimento de uma cidade.

Uma correlação bastante relevante e não apresentada na tabela é entre oferta e demanda (per capita e em log). O valor é de 0,64, bastante elevado (de forma esperada), acima de todas as correlações discutidas acima e razão para não incluir a oferta entre regressores.

4.2 DEPENDÊNCIAS ESPACIAIS GLOBAIS E LOCAIS

Nesta seção serão apresentados dados de dependências espaciais, de forma global, ou localizada utilizando clusters de demanda. No caso global, como é uma estimação de relações transversais, ou seja, no recorte de tempo de um período, serão apresentados os cálculos do índice de Moran apenas em 2019, o que não representa o período todo estudado.

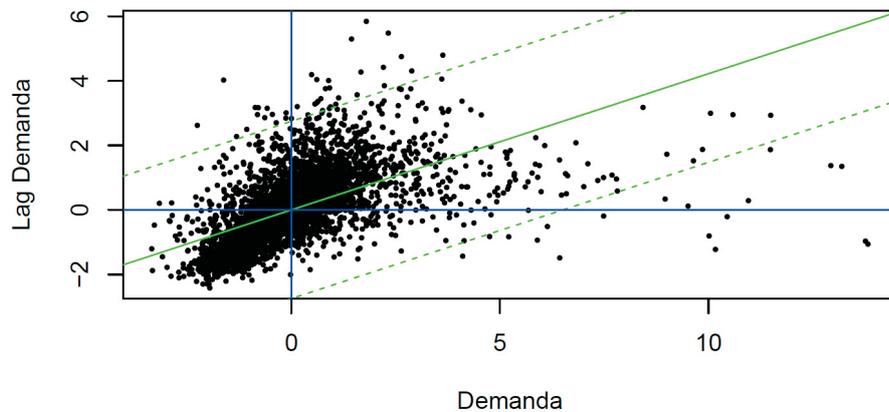
Para esta amostra de 2019, o número total de cidades é de 4.186, após realizadas as seleções metodológicas em todas as variáveis envolvidas, conforme descrito em seções anteriores.

Ao realizar a matriz de ponderação por contiguidade, do tipo "rainha", 23 polígonos (cidades) estão isolados, ou seja, não formam nenhuma ligação direta, razão pela qual a ponderação por contiguidade tem sua aplicação limitada num mapa incompleto. A distribuição de ligações vai de zero até 23, para uma cidade apenas.

O número total de ligações é de 20.728, o que representa uma média de 4,95 ligações por cidade. Esta média calculada será a base para as matrizes de ponderação escolhidas, para a definição de K, o número de vizinhos mais próximos, equivalente entre cidades, independente de compartilhamento de fronteira.

Antes de mostrar a tabela com informações do índice de Moran, a FIGURA 5 representa a distribuição em quadrantes da amostra (ano 2019) através do diagrama de dispersão de Moran. Ele representa - sempre em desvios à média - a demanda (eixo x) dispersa em relação à demanda de seus (5 neste caso) vizinhos mais próximos. Neste caso, foi usada a matriz de ponderação de vizinhos, normalizada, do inverso da distância entre as cidades.

FIGURA 5 – DIAGRAMA DE DISPERSÃO DE MORAN DE DEMANDAS PARA O BRASIL, ANO DE 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: A linha de tendência da dispersão está representada em verde; as linhas pontilhadas são as separações de 3 desvios-padrão dos resíduos desta regressão acima e abaixo da regressão linear

Fica claro pela FIGURA 5 que a correlação espacial entre a demanda per capita e o uso de água de seus vizinhos é positiva. Também é possível identificar a presença de pontos de alavancagem e *outliers* espaciais, em sua maioria, abaixo da linha de tendência. Estes valores podem gerar um efeito exacerbado nas dependências espaciais (ALMEIDA, 2012) e impactar o cálculo do índice de Moran, conforme será mostrado na TABELA 7.

A TABELA 7 a seguir mostra as relações para Brasil em 2019 da amostra completa ($n=4.186$) com matrizes de ponderação de 5 vizinhos equivalente e ponderada pelo inverso da distância entre cidades. Ela também apresenta o resultado do índice de Moran, ao excluir-se da amostra os casos de *outliers* delineados na FIGURA 5 pela separação de três desvios-padrão dos resíduos da regressão em relação à tendência linear amostral.

Conforme é possível verificar na tabela, primeiro, a índice de Moran é ligeiramente superior para a amostra Brasil no caso da ponderação por distância entre

TABELA 7 – CÁLCULOS DO ÍNDICE DE MORAN GLOBAL EM 2019

Região	Amostra completa				Resíduo até 3 Desvios-Padrão			
	MP5		MPD5		MP5		MPD5	
Brasil	0,4182	***	0,4222	***	0,5074	***	0,5145	***
AOR			0,3613	***			0,4117	***
SFO			0,6112	***			0,6633	***
ASU			0,1238	***			0,2155	***
ALT			0,2050	***			0,4790	***
ASD			0,2603	***			0,2863	***
PRN			0,3302	***			0,3710	***
PNB			0,1312	**			0,1312	**
URU			0,0343				0,2091	***
AOC			-0,0261				0,0131	
PAR			-0,0490				-0,0490	
TOC			0,1343	***			0,3038	***
AMZ			0,1056	*			0,1989	***

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%. Matriz de ponderação: MP5=5 vizinhos mais próximos com peso igual; MPD5= vizinhos ponderados pela distância inversa normalizada

"indivíduos", resultado que indica a preferência por esta ponderação nos resultados os quais serão apresentados. Além disso, ao realizar a exclusão dos *outliers* espaciais, pela separação proposta de 3 desvios-padrão, o valor é bastante superior, apontando para a relevância de realizar este tratamento dos pontos bastante distantes da linha de tendência nas próximas etapas do trabalho.

A TABELA 7 também traz os valores do índice de Moran para cada bacia hidrográfica, para a amostra completa, e utilizando a escolha de melhor resultado para o Brasil, ou seja, os *outliers* foram excluídos em conjunto, antes de fazer os recortes regionais e recalculando a ponderação em cada caso. Também foram excluídos nos recortes regionais, casos de cidades com 2 ou mais bacias hidrográficas em seu território, de forma a eliminar eventuais interferências de uma bacia distinta.

Assim como o caso Brasil, a eliminação dos pontos (que representam cidades) mais distantes da linha de tendência do diagrama de dispersão de Moran também eleva de forma os valores calculados para os índices de Moran por região hidrográfica. No caso da bacia do Uruguai, inclusive, passa a se tornar significativo inclusive. Apenas as regiões AOC e PAR geram valores globais não significativos de autocorrelação espacial da demanda. Outra exceção é a região PNB, onde o valor se mantém; é provável que o recorte amostral não tenha atingido nenhum município presente exclusivamente nesta região

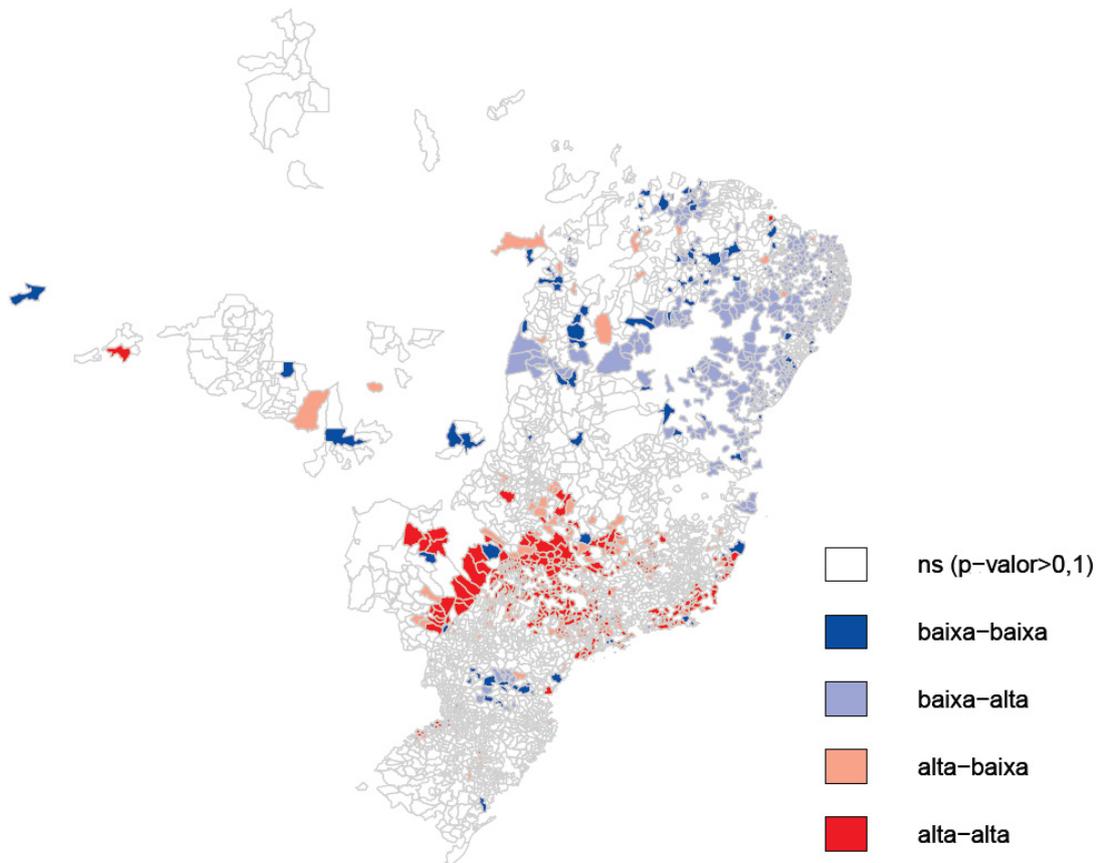
Ao observar as informações, é importante considerar que o fato de haverem índices significativos não define especificamente qual é o tipo de interação espacial existente. De acordo com EQUAÇÃO 3.2, esta interação pode estar na variável dependente, nos elementos explicativos ou no termo de erro, ou inclusive num conjunto

deles.

A informação apresentada mostra perfis de dependência espacial globais. De forma a complementar a análise, é apresentado também um mapa para o Brasil do indicador local de associação espacial (sigla em inglês LISA), desenvolvido por Anselin (1995). Também é uma avaliação transversal, ou seja, num determinado recorte de tempo, e utiliza o índice de Moran, mas calculado localmente.

O mapa consiste em separar indivíduos (neste caso, cidades) em *clusters* de dependência espacial acima ou abaixo da média da amostra, para o indivíduo e seus vizinhos, nos casos em que a dependência local é significativa. Esta visualização para a demanda de água no Brasil em 2019 é exibida na FIGURA 6. A matriz de ponderação escolhida foi a do inverso normalizado (soma igual a 1) da distância dos 5 vizinhos mais próximos, e também foi feito o recorte dos pontos mais distantes da linha de tendência da regressão, no limite mostrado acima de 3 desvios-padrão.

FIGURA 6 – LISA CLUSTER DE DEMANDAS PARA O BRASIL, ANO DE 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Mapa gerado conforme matriz de ponderação MPD5, com resíduos do diagrama de dispersão de Moran limitados a 3 desvios-padrão

Ao observar a figura, primeiro vale destacar o nível de significância de 10%

considerado para a dependência local, e a representação em branco para os municípios não significativos.

As demais separações são quartis de demanda acima ou abaixo da média para uma determinada cidade e para seus vizinhos (utilizando a mesma ponderação anterior dos cinco vizinhos mais próximos). Assim, as cidades pertencentes à legenda "baixa-baixa" indicam baixa demanda interna e também efeito baixo dos vizinhos (abaixo da média dos índices de Moran locais calculados); o caso "baixa-alta" é de cidades com demanda abaixo da média, mas com dependência dos vizinhos acima de média, num regime espacial heterogêneo.

Observando a distribuição dos quartis, nota-se um cluster "alta-alta" (vermelho escuro) na bacia PAR, oeste e norte da bacia PRN e parte de ASD. No caso de PAR, o cluster está majoritariamente no leste (fronteira entre PAR e PRN) e centro do Mato Grosso do Sul, enquanto que em PRN, ele engloba, além de cidades de MS, boa parte do estado de São Paulo, juntamente com o triângulo mineiro (e arredores). Em ASD, o cluster fica próximo dos litorais de RJ e ES.

Já o quartil "baixa-alta" (coloração azul-claro) engloba uma grande fração do interior do Nordeste, passando pelas bacias hidrográficas AOR, SFO, ALT e PNB. Há uma divisão clara estadual onde o cluster se inicia na Bahia, sem presença notável de municípios de Minas Gerais (Sudeste) que fazem parte das bacias supracitadas, e segue por diversos estados do Nordeste. Também há uma concentração no sul do estado de Tocantins (bacia TOC).

As divisões "baixa-baixa" e "alta-baixa" estão distribuídas de forma mais espaçada, ou interfaceando alguns dos grupos anteriores descritos. Há pequenos clusters de demanda "baixa-baixa" em TO e no Maranhão (bacia AOC).

Ao se comparar o gráfico com as informações globais da TABELA 7, é notável o impacto da heterogeneidade nas relações espaciais brasileiras, com casos de agregados não significativos (índice de Moran global), mas presença de clusters de dependência espacial em PAR e AOC. No caso de PAR, conforme mostrado na TABELA 3, há alguns municípios de MS exclusivamente na região hidrográfica PRN, ou compartilhando bacias; estes devem contemplar a maior porção do *cluster* formado na região.

Também é interessante que os maiores valores calculados estão em algumas regiões com maior concentração de clusters significativos seja "alta-alta" em PRN ou "baixa-alta" em AOR, SFO e ALT.

Pode-se comparar também os gráficos de associação de demanda com a própria demanda (FIGURA 3) para o Brasil com as figuras equivalentes para a cidade do México em Medina-Rivas et al. (2022). Ambas são para o ano de 2019, com a ressalva de que o trabalho para o México está em nível distrital, ou seja, mais localizado

que este texto.

No caso de Medina-Rivas et al. (2022), há uma alta correlação entre demanda e os quartis 1 e 3, ou seja, altas demandas coincidem mais com o cluster "alta-alta" (*high-high* em inglês) e baixas demandas se aproximam da região "baixa-baixa". Já para o Brasil, esta aproximação ocorre apenas nas regiões das bacias hidrográficas PAR e PRN, ou geograficamente, frações de Centro-oeste e Sudeste. A região Norte tem notadamente alta demanda, porém as cidades estão espaçadas e não há uma formação clara de cluster.

No caso de regiões com baixa demanda, a correlação no Brasil é majoritária com o *outlier* espacial "baixa-alta", quando significativo, que conforme descrito acima, abrange uma faixa considerável do Nordeste. Isso indica que no Brasil, o principal grupo formado em região de baixa demanda aponta para uma autocorrelação espacial negativa, de forma distinta ao artigo latino americano descrito acima.

O índice de Moran global para o estudo do México é de 0,62, bastante próximo ao calculado acima para o Brasil, quando eliminados os *outliers* espaciais, indicando forte autocorrelação espacial global da demanda de água nos dois exemplos.

4.3 FUNÇÃO DEMANDA

Após descritivo metodológico e estatístico, segue a equação de demanda resultante, a partir dos dados discutidos durante esta seção, onde *i* representa cada indivíduo (cidade) e *t* cada período de tempo.

$$\begin{aligned} \ln(Demanda)_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \ln(Ta)_{it} + \beta_2 \ln(PIB)_{it} + \beta_3 \ln(EcRes)_{it} + \beta_4 \ln(Pa)_{it} \\ & + \beta_5 \ln(Hidr)_{it} + \beta_6 \ln(UrbAg)_{it} + \beta_7 \ln(Pop)_{it} \\ & + \beta_8 \ln(PerdaD)_{it} + \beta_9 \ln(IMR)_{it} + \beta_{10} PIBagro_{it} + \beta_{11} PIBind_{it} \\ & + \beta_{12} PIBser_{it} + \beta_{13} PIBadm_{it} \end{aligned} \quad (4.1)$$

Onde:

Ta = tarifa média praticada no município, em reais por metro cúbico;

Demanda = demanda de água mensal por município per capita;

EcRes = percentual de economias residenciais;

Pa = índice de atendimento total de água, ou fração da população abastecida;

Hab = média de habitantes por economia;

Hidr = Índice de hidrometração ou percentual de economias micro medidas;

UrbAg = Fração urbana da população atendida com água;

Vdisp = volume disponível mensal para consumo;

Pop = população total do município, com ou sem abastecimento;

PerdaD = índice de perdas na distribuição de água. De forma aproximada é a razão entre volume consumido e volume produzido;

IMR = razão inversa de Mills, fator utilizado para corrigir o viés de seleção amostral, conforme desenvolvido por Heckman (1979).

Vale observar que os cálculos contendo dependências espaciais serão uma junção da EQUAÇÃO 4.1 e da EQUAÇÃO 3.2. A função Demanda está contemplada no modelo espacial através dos termos que não estão acompanhados alguma por matriz de ponderação.

5 RESULTADOS

Nesta seção serão apresentados apenas os resultados para o painel de efeitos fixos, modelo indicado pelos testes econométricos e sugerido também pelos exemplos empíricos similares.

O teste F para efeitos individuais indicou em todos os casos a presença de efeitos de cidade (valor p inferior a 0,05), ou seja, a preferência pelo modelo de efeitos fixos em relação ao modelo agrupado. O mesmo foi percebido nos resultados do teste F para efeitos de tempo (variações ao longo do tempo e independentes dos indivíduos), assim como o modelo de painel de efeitos fixos com efeitos de indivíduo e tempo.

De forma similar, os valores p foram todos baixos no teste de Hausman, o qual compara efeitos fixos e aleatórios, rejeitando a hipótese de que não há correlação entre regressores e termos de erro. Baseado nestes testes, o modelo que será utilizado em todos os resultados e recortes desta seção, inclusive nos painéis que incluem dependência espacial é o painel de efeitos fixos com efeitos de indivíduo e tempo (*2-way*).

Os valores calculados para os distintos testes no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), para o caso Brasil estão no Apêndice 1, na TABELA 14. Resultados dos painéis de efeitos aleatórios e modelo de mínimos quadrados ordinários agrupado (*pooling*) podem ser visualizados na TABELA 13.

Corroborando os testes estatísticos acima, o painel de efeitos fixos atribui efeitos individuais independentes do tempo, algo que pode ser considerado neste estudo onde cada “elemento” é uma cidade, com características (sociais, econômicas, geográficas) que se mantêm ao longo da avaliação, e indica preferência em relação ao modelo de efeitos aleatórios.

No comparativo entre efeitos fixos e modelo agrupado, também se considera que durante o período (2010 a 2019), podem haver efeitos macroeconômicos, climáticos ou outros omitidos, os quais podem afetar o consumo ao longo dos anos, de forma a se preferir o modelo “Pooled” o qual une os dados dos distintos anos.

A TABELA 8 apresenta os resultados gerais para o Brasil da função Demanda escolhida. A segunda coluna acrescenta a razão inversa de Mills (IMR), o qual contabiliza a possibilidade de seleção amostral; ela será discutida apenas na próxima subseção.

Observando a elasticidade-preço da demanda, o efeito tarifa é inelástico

TABELA 8 – PAINEL DE EFEITOS FIXOS: ESTIMAÇÃO REALIZADA PARA O BRASIL, ENTRE 2010 A 2019, SEM CORREÇÃO DO VIÉS DE SELEÇÃO (1) E COM CORREÇÃO (2)

	(1)		(2)	
ln(Ta)	-0,1309	***	-0,1311	***
ln(PIB)	0,0476	***	0,1416	***
ln(POP)	-0,6067	***	-0,6098	***
ln(UrbAg)	0,1521	***	0,1490	***
ln(EcREs)	0,2191	***	0,2205	***
ln(Pa)	-0,4252	***	-0,4216	***
ln(PerdaD)	-0,0438	***	-0,0437	***
ln(Hidr)	-0,0976	***	-0,0972	***
ΔPIB_{Agro}	-0,0082	***	-0,0101	***
ΔPIB_{Ind}	-0,0056	***	-0,0050	***
ΔPIB_{Ser}	0,0074		0,0146	*
ΔPIB_{Adm}	-0,0759	***	-0,1744	***
ΔPop	0,0604		0,0872	*
IMR			1,2131	***
N	41.035		41.035	
R^2	0,1360		0,1369	

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1.
(R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%

(conforme o consenso na literatura) e da ordem de -0,13. Em relação às variáveis de controle da TABELA 8, o sinal positivo do PIB é esperado e também segue a literatura (DUARTE et al., 2013); a hidrometração reduz a demanda, conforme relatado por Worthington e Hoffman (2008).

A população em si gera efeito negativo na demanda, ou seja, cidades mais populosas, em média, geram menor consumo de água.

Em relação aos setores da economia, a taxa de crescimento do PIB em todos os casos gera efeito negativo na demanda de água, com intensidade superior para o setor administrativo; o setor de serviços é não significativo.

A fração da população atendida em áreas urbanas (termo UrbAg) com estimadores positivos está em linha com estudos de Fan et al. (2017) e Fan et al. (2020), os quais correlacionam positivamente a população urbana com a demanda per capita na China.

5.1 VIÉS DE SELEÇÃO

Como não é possível obter a informação completa de todas as variáveis estudadas para o Brasil, assim como as informações em si em alguns casos são inconsistentes, esta seção mostra resultados com a inclusão da razão inversa de Mills (IMR), uma metodologia empregada para mitigar impactos de seleção de amostra.

Vale observar que IMR não significativo representaria uma seleção aleatória,

e conseqüentemente ausência de efeitos nos resultados da regressão. Também é relevante pontuar que a metodologia empregada, por mais que facilite a interpretação, ao incluir um elemento nos resultados da regressão, desconsidera efeitos individuais e de tempo não observados na etapa 1 (Probit) da seleção, de forma a possibilitar o cálculo de IMR.

De forma a verificar efeitos do viés de seleção, foi calculado o valor de IMR e adicionado à regressão original (EQUAÇÃO 4.1). Esta seleção foi feita apenas na tratativa de abastecimento de água para dados imprecisos, ou seja, a probabilidade de que uma cidade com fornecimento de água não tenha dados completos, e então não esteja contemplada no estudo. Cidades sem abastecimento de água possuem uma dinâmica específica e suas características não podem nortear a análise das cidades com fornecimento de água. Os resultados estão na coluna 2 da TABELA 8.

O modelo Probit foi calculado apenas para efeitos de seleção invariantes no tempo e nos indivíduos (*pooled*), de forma a utilizar o modelo com correção da seleção e o cálculo de estimadores consistentes no painel de efeitos fixos (CAMERON et al., 2005, pg. 801).

Ao contemplar a TABELA 8, a primeira interpretação é de que sim, há impactos na demanda ocasionados pela seleção amostral, e são positivos, ou seja, a demanda observada (na amostra tratada) é em média maior do que o uso efetivo de água no Brasil.

Estes achados são distintos dos resultados de Martínez e Maia (2021), um *cross-section* de demanda de água para o estado de São Paulo, onde o viés de seleção amostral não foi significativo no agregado, nem em recortes de quartis de demanda. Um hipótese é de que São Paulo pode ser um estado mais homogêneo em relação a demanda, fazendo com que dados "perdidos" se aproximem mais da aleatoriedade que no caso do Brasil, onde, conforme descrito anteriormente, a porção maior dos dados faltantes está na região Norte.

Observando o β da tarifa e demais variáveis de controle, seus valores se mantêm estáveis, apesar da inclusão desta variável IMR, indicando que o efeito sobre a demanda significativo não é relevante nos demais itens, neste caso agregado. PIB per capita e taxa de crescimento real no PIB administrativo são estimadores com elevação de seu módulo, ambos elementos usados na EQUAÇÃO 3.1 como elementos explicativos da seleção amostral.

Este resultado indica que a qualidade ou assertividade das informações de uso de água pode sim estar relacionada com o nível econômico de uma cidade (aferido pelo PIB). Para confirmar este ponto, a correlação de Pearson entre $\ln(\text{PIB})$ e IMR nestes dados analisados (amostra tratada) é de -0,81, bastante superior (em módulo) a

todos os demais valores que incluem PIB (per capita) na TABELA 6, e forte indicativo de colinearidade entre estes elementos.

Após esta verificação agregada inicial, que serve de base de comparação nível Brasil, os próximos resultados serão apresentados em diferentes recortes amostrais, evidenciando o estimador da elasticidade-preço da demanda em cada caso, e sua correlação com as distintas ofertas de água de cada recorte. Vale observar que, devido a sua alta correlação com a demanda, a oferta não foi utilizada entre as variáveis explicativas de forma direta; ainda assim ela é componente do cálculo das perdas na distribuição (abreviação PerdaD nos resultados), conforme descrição na TABELA 1.

Adicionalmente à presença de colinearidade com o PIB per capita, a variável que representa a seleção amostral não pode simplesmente ser transmitida aos recortes, visto que em cada caso, há uma seleção específica, motivo pelo qual, as próximas regressões não incluem o IMR.

5.2 ESTADOS

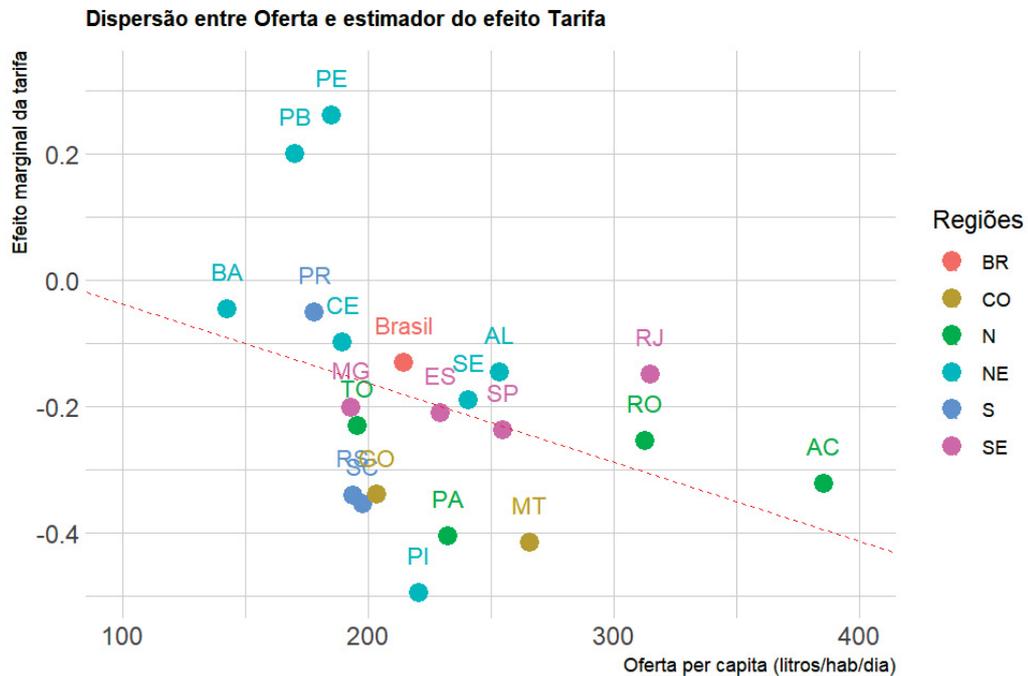
O primeiro recorte de amostra apresentado nos resultados é a divisão estadual. A FIGURA 7 apresenta o gráfico do estimador dos efeitos da tarifa β para cada unidade de federação brasileira, disperso de acordo com o nível de oferta per capita oferecido aos seus habitantes no período entre 2010 e 2019. Seis estados com efeito não significativo (AM, AP, RN, DF, MS e PR) não estão representados.

Observando a FIGURA 7 como um todo, existe uma tendência de aumento da intensidade de β (redução de valor em si) conforme é elevada a oferta de água, ainda que as interações entre regiões geográficas (destacadas por cor) sejam complexas. Esta tendência fica mais fácil de visualizar, se excluídos os pontos extremos: PE e PB, os quais têm valor positivo para a elasticidade-preço da demanda e PI, que gera o efeito mais elástico dentre os estados.

Os extremos de menor oferta se concentram na região Nordeste (BA e PB), e os estados de maior oferta são de distintas regiões: AC, MT, RJ e RO.

O efeito tarifa chega até a ser positivo (e significativo) nos estados de PE e PB, todos pertencentes ao Nordeste, sinal incomum na literatura de demanda de água. Este efeito incomum (Fan et al. (2017) obtém sinais positivos de efeito de preço na demanda em alguns recortes de consumo da China) precisa ser melhor compreendido ou explicado e será abordado nas discussões. Os extremos de impacto de tarifa sobre a demanda também estão em diferentes localizações no mapa brasileiro: PI, MT, PA e AC.

FIGURA 7 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE ESTADOS DA FEDERAÇÃO. PERÍODO 2010 A 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), de acordo com os resultados das regressões de cada recorte estadual

NOTA: Valores não significativos omitidos para aos estados: Amazonas, Amapá, Roraima, Rio Grande do Norte, Maranhão, Distrito Federal e Mato Grosso do Sul.

Ao se fazer o comparativo com a FIGURA 4 de valores numéricos de tarifa em 2019 (recorte que não representa a amostra toda), a correlação não é direta, ou seja, há outros fatores relevantes na regressão, conforme indicam os estimadores significativos nos diversos termos. Rio Grande do Sul tem tarifas médias maiores, mas comportamento similar a SC na estimação. O mesmo ocorre no Sudeste, onde São Paulo possui efeito da tarifa similar aos estados próximos, mesmo possuindo menores médias de tarifa cobrada. Quando se observa o centro-oeste, as tarifas médias de MT são menores que os pares na FIGURA 4, mas sua elasticidade calculada é maior em módulo que GO e MS (valor não significativo, mas bastante próximo de zero).

Os resultados podem ser comparados com os achados de Ghinis et al. (2020), com a ressalva de serem recortes de tempo diferentes de estudo. De forma geral, o artigo de 2020 encontra valores mais altos (em módulo) de elasticidade-preço da demanda e nenhum caso de valor positivo.

Sua estimativa também não encontra *clusters* de regiões geográficas de forma clara. Os estados com maiores estimadores (em módulo) são: AL, TO e GO, resultados bastante distintos dos exibidos na FIGURA 7; já os valores de Ghinis et al. (2020) mais próximos de zero são de: CE, MA e BA, estados também na região próxima de zero desta dissertação. Durante as discussões, será apresentado um comparativo direto

entre os estudos.

No caso específico de Martínez e Maia (2021) para o Estado de São Paulo, seu resultado para o estimador do efeito tarifa (para o recorte transversal da POF de 2008-2009) foi de -0,34, acima do encontrado de -0,24 neste texto, mas abaixo de Ghinis et al. (2020), de -0,38. Também cabe uma discussão comparativa de resultados e de método de efeito da vizinhança no consumo de água.

5.3 BACIAS HIDROGRÁFICAS

Apesar de comumente utilizada na literatura, a divisão estadual apresentada pode não ser a melhor forma de compreender a elasticidade-preço da demanda no Brasil. Por isso, são apresentados dois outros recortes da amostra. O primeiro deles é de acordo com as bacias hidrográficas brasileiras, divisões territoriais as quais são responsáveis pelo abastecimento de água nas diversas atividades econômicas e de subsistência.

Esta pode ser considerada uma divisão macro, visto que separa o Brasil em apenas 12 recortes, com resultados apresentados na FIGURA 8, utilizando-se também a dispersão entre efeito tarifa e oferta de água. Vale pontuar que um município pode estar presente em duas das regressões, caso seja "cortado" por mais de uma bacia, conforme descrito em TABELA 4. Para verificação específica dos efeitos de cada bacia, estes casos foram todos excluídos das regressões usadas para formar o gráfico em sequência.

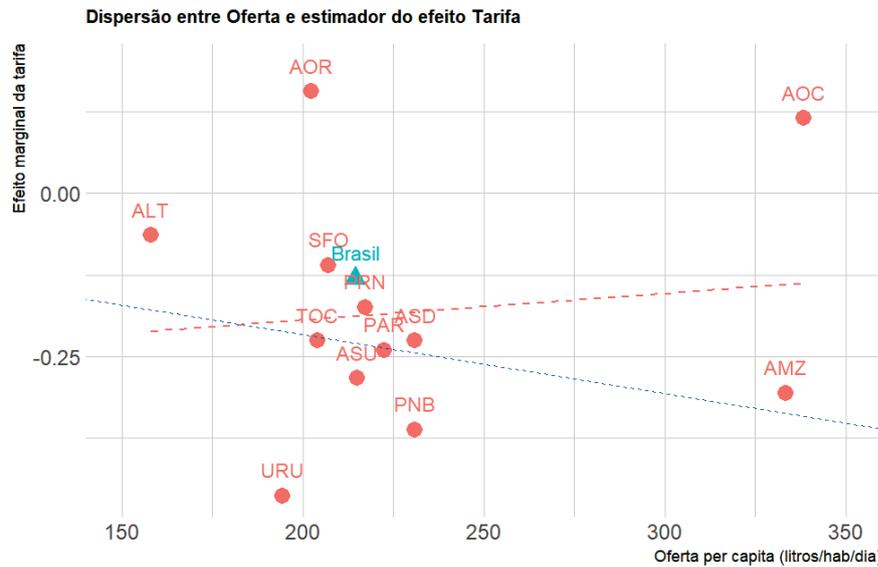
Assim como na divisão por unidades de federação, a linha de tendência desta dispersão é inversamente proporcional, ou seja, maior a oferta per capita, menor é o valor do estimador da tarifa (maior o impacto negativo na demanda). Isso fica claro na linha em azul da FIGURA 8, a qual exclui os efeitos positivos, os quais não são condizentes com a literatura.

Estes valores são os *outliers* do gráfico, os quais geram valor positivo para a elasticidade-preço. Eles são referentes às regiões Atlântico Nordeste Oriental e Atlântico Nordeste Ocidental. Este último caso, inclusive é uma região de altíssima oferta, similar a AMZ, região de (consideravelmente) maior disponibilidade de água no Brasil.

Considerando os valores das demais regiões, destaca-se maior elasticidade de URU e PNB (similar a AMZ), mesmo sendo regiões de oferta média.

Conforme esperado, (e descrito ao longo do texto), a bacia AMZ também tem elevada abundância na oferta de água (stress hídrico ínfimo) e elevado efeito da tarifa

FIGURA 8 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE BACIA HIDROGRÁFICA. PERÍODO 2010 A 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), de acordo com os resultados das regressões de cada recorte de região hidrográfica.

NOTA: Tendências lineares: todos os pontos em vermelho; pontos do eixo Y abaixo de zero em azul.

no consumo. Porém, isso não necessariamente se transmite para todos os estados da região Norte (pontos verdes da FIGURA 7), visto que eles também estão em outras regiões hidrográficas.

5.4 DECIS DE OFERTA

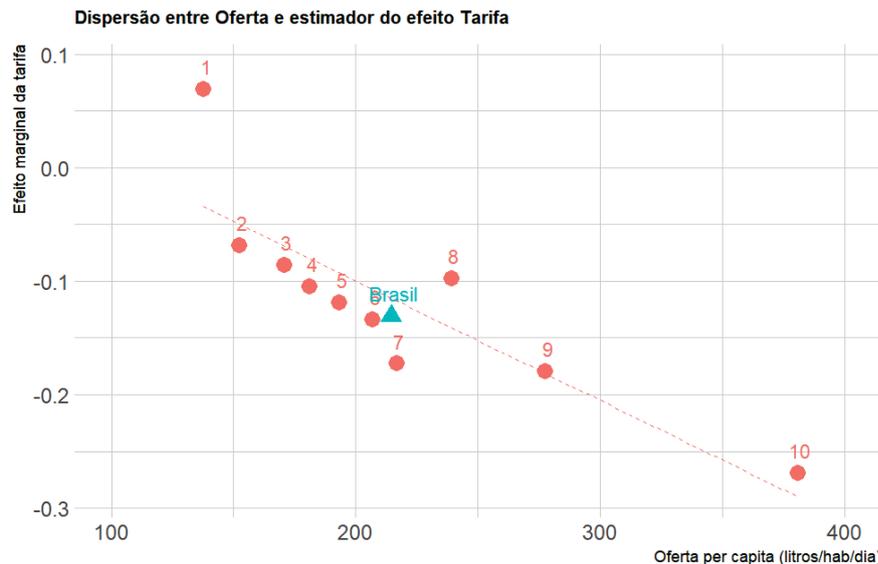
Ainda considerando a oferta de água na análise da elasticidade-preço da demanda, agora parte-se para um recorte baseado na oferta a nível municipal, independente da posição geográfica. Para tal, são separados os decis de oferta per capita da amostra.

Para que não seja elevado o desbalanceamento do painel em caso de variações na oferta ao longo do tempo, a estratégia de recorte foi utilizar a amostra 2019 como base, separar os decis e então unir todos os anos anteriores de cada decil definido em 2019. O ônus desta escolha é que ele releva tanto oscilações anteriores na separação, quanto casos em que 2019 houve uma alteração repentina de oferta.

Esta escolha acaba eliminando automaticamente da amostra cidades sem leitura, ou com leitura incompleta no ano de 2019, ainda que este seja o período com mais municípios com informação na amostra tratada. Assim, a amostra para o recorte de decis (N) se reduz de 41.035 para 39.388, não necessariamente dividida de forma equivalente entre decis.

Os resultados de cada painel estão representados na FIGURA 9 em dispersão do β da tarifa de água pela oferta per capita.

FIGURA 9 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA CADA DECIL DE OFERTA DE ÁGUA. PERÍODO 2010 A 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), de acordo com os resultados das regressões de cada recorte de oferta de água municipal

NOTA: Linha de tendência meramente ilustrativa

O primeiro impacto desta figura é a elevada aderência à reta de tendência linear do gráfico, novamente na direção de maior intensidade do efeito tarifa, conforme se eleva a oferta de água.

A oferta em si tem espaçamentos bastante similares, conforme esperado de uma seleção de decis, com maior dispersão no extremo de valores altos, ou seja, a média da oferta no país deve ser superior à mediana. Ainda assim esta estabilidade das ofertas indica baixo efeito de eventuais *outliers* de oferta em 2019.

Em relação aos estimadores de tarifa da FIGURA 9, o comportamento segue a tendência linear mesmo nos casos de maiores ofertas. Na realidade, os valores mais dispersos são decis 1, 7 e 8. O decil 1 gera valor positivo e significativo, novamente mostrando tendências encontradas nos recortes anteriores.

Explorando o decil 1 especificamente, ele se concentra em AOR, ALT e SFO (41, 24 e 18% respectivamente). Os estados mais presentes são BA, PE, RN e PB (26, 15, 14 e 10% respectivamente).

Fazendo uma leitura da correlação entre oferta e tarifa média de água, os três gráficos de resultados discutidos mostram uma mesma tendência inversamente pro-

porcional entre oferta e elasticidade-preço da demanda, cada um com especificidades. Ainda assim, todos eles corroboram os achados do texto de Garrone et al. (2019) de impacto decrescente da tarifa conforme se eleva a escassez de uma região ou país. Assim esta dissertação pode confirmar o impacto da escassez na tarifa de água, nos âmbitos estadual, como nos recortes de disponibilidade de água.

5.5 CONDIÇÕES DE CONTROLE

Esta seção objetiva verificar efeitos específicos de algumas condições de controle no estimador da elasticidade-preço da demanda para o período estudado. Além do impacto agregado de cada um deles exibido anteriormente, a sugestão é verificar o comportamento do β em casos específicos de controle, sempre de forma comparativa a -0,1309, resultado agregado para a amostra Brasil (n=4.560 e N=41.035).

Estes efeitos estão apresentados na TABELA 9, onde cada linha representa um recorte e regressão realizada com a exclusão da variável de referência da análise. Os valores de N e n também estão discriminados, para observar a ordem de proporção amostral.

TABELA 9 – ESTIMADORES DO EFEITO DA TARIFA NA DEMANDA DE ÁGUA PARA RECORTES DE VARIÁVEIS DE CONTROLE. PERÍODO ENTRE 2010 E 2019

Variável	Recorte (acima de)	n	N	β da Tarifa	
PIB	R\$99.999,00	122	578	-0,2041	***
Pop	99.999	301	2.724	-0,1525	***
UrbAg	0,999	3.471	21748	-0,0974	***
Hidr	0,999	3.035	21.075	-0,1821	***
EcRes	0,99	329	959	-0,3630	***
EcRes	0,95	1.598	9.209	-0,0754	***
Pa	0,99	933	3.857	-0,2079	***
Pa	0,95	1233	6.460	-0,2136	***

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Cada linha representa uma regressão similar à EQUAÇÃO 4.1, de painel de efeitos fixos, com exclusão do elemento de recorte. n= número de cidades; N= quantidade de dados na amostra

Observando TABELA 9, diversos recortes geram um efeito maior da tarifa na demanda de água, quando comparado à média brasileira. São os casos das cidades com maiores PIBs per capita, altíssimo índice de hidromatração e também grandes aglomerados populacionais, ainda que em menor escala.

Altos níveis de atendimento também elevam o módulo da elasticidade-preço, tanto no recorte acima de 99% como no recorte a partir de 95% e podem indicar que políticas tarifárias podem ser mais eficientes, conforme o Brasil elevar seu nível de atendimento de água. Este nível de atendimento elevado uniformiza as relações de

consumo de água dentro de um município e sua população, assim como as relações de PIB (renda) e demanda de água.

Na contramão aos demais fatores, as cidades com sua população totalmente urbana (variável UrbAg) geram um regime mais inelástico para a tarifa, conforme mostrado na terceira linha da tabela.

Como descrito na metodologia, a demanda e tarifa são valores agregados por município, e incluem a soma de informações de consumo residencial e comercial. O resultado acima dos recortes de municípios com 99% ou mais de economias residenciais mostra efeito mais intenso da tarifa na demanda de água; entretanto, quando o recorte é apenas em 95%, o efeito é contrário, de aproximar a tarifa da inelasticidade, deixando esta avaliação de economias residenciais inconclusiva.

Finalmente, é interesse observar na TABELA 9 os valores de n (cidades) e N (conjunto cidade e ano), em comparação com a amostra inicial para o Brasil, onde $n=4.560$ e $N=41.035$, que representa uma média de 9 períodos com dados em 10 possíveis. De forma geral, os recortes acima geram uma proporção bem menor, apontando para uma transição amostral ao longo do estudo, mesmo neste período curto. Esta proporção de períodos por cidade é especialmente menor em economias residenciais (média de 3 períodos) e população atendida (4 períodos), ambos considerando o recorte mais restrito. Recortes não relacionados à água especificamente, como população e PIB por capita foram mais próximos da proporção da amostra inicial.

Os diversos resultados e recortes apresentados melhoram a compreensão da demanda de água no Brasil, e alguns pontos de interesse. Ainda que o painel de efeitos fixos contabilize efeitos individuais não observados e constantes ao longo do tempo, ele não considera eventuais efeitos de vizinhança e transbordamentos territoriais, os quais possuem fortes indícios, mostrados na seção de estatísticas descritivas (índices de Moran local e global).

Após verificados os resultados agregados do Brasil, e diversos recortes amostrais, a próxima seção complementa o texto com esta análise, com painéis considerando dependências espaciais locais agregadas para o país e também para o recorte de bacias hidrográficas. Recortes não geográficos dificultam ponderações espaciais.

5.6 INTERAÇÕES ESPACIAIS

Após realizados cálculos do índice de Moran em distintos recortes da amostra na seção 4.2, há uma suspeita de que hajam interações no espaço relevantes à análise da demanda de água, a qual pode se manifestar em diferentes termos da EQUAÇÃO 3.2, ainda que o índice de Moran seja calculado num recorte transversal, apenas envolva uma variável (no caso foi utilizada a variável dependente demanda de

água) e a matriz de ponderação espacial definida pelos K vizinhos.

Porém, antes de iniciar as verificações do tipo de modelo espacial, é preciso realizar o balanceamento da amostra. Conforme indicado por Almeida (2012, p.409) e Millo e Piras (2012), é recomendado que painéis com dependências espaciais sejam balanceados, de forma a garantir uma matriz de ponderação constante ao longo de toda a análise, sem alteração dos vizinhos ao longo do tempo. Para atender este requisito, a opção foi analisar o período de 2010 a 2019 num modelo de painel balanceado, o qual considera apenas 3.438 municípios.

Também foi feita a exclusão de outliers espaciais, eliminando os pontos com resíduos mais elevados no diagrama de dispersão de Moran da amostra completa. A exclusão foi feita para valores acima de 5 desvios-padrão do resíduo, de forma a aproximar o percentual eliminado nas estatísticas descritivas (1% da amostra). Esse recorte precisa ser menor na amostra completa, porque num painel balanceado, eliminar o *outlier* de um determinado ano significa eliminar também a informação de todos os demais períodos para esta cidade. Após estas tratativas, são realizados os testes e regressões apresentadas nesta seção.

A FIGURA 12 em anexo representa a dispersão de Moran de demandas entre 2010 e 2019, assim como o recorte de 5 desvios-padrão escolhido para a formação da amostra usada em todas as regressões com dependência espacial desta seção. Este recorte foi de 60 pontos (um conjunto município e ano), o qual, após novo balanceamento, deixou a amostra com 3.401 cidades (com 10 anos de de informação balanceada).

Primeiramente, de forma a identificar o tipo de interação espacial, foram realizados testes do tipo Multiplicador de Lagrange, de acordo com a metodologia desenvolvida por Baltagi et al. (2003) e utilizada na metodologia de painéis com efeito espacial de Millo e Piras (2012). Os resultados dos cinco estão detalhados na TABELA 15.

Em suma, o primeiro resultado relevante (quinto teste da tabela) é a hipótese de efeitos aleatórios não significativa, o que está em linha com os testes de tipo de painel (sem envolver efeitos espaciais) da TABELA 14 e com a literatura de painéis municipais (os quais podem conter efeitos individuais não observados e favorecem o uso de efeitos fixos³). Os demais resultados da TABELA 15 rejeitam a hipótese nula, apontam para efeitos espaciais e presença de autocorrelação espacial e efeitos regionais randômicos.

De forma complementar, foram realizados testes similares a Cardoso et al. (2020) (estudo de painel regional para o Brasil), também de verificação de interações

³ Almeida (2012, pg.411) também explica que o painel de Efeitos Fixos ajuda a controlar heterogeneidades não observáveis, mesmo quando se adiciona a dependência espacial

espaciais, os quais estão apresentados na TABELA 15. Os resultados também apontam para dependência entre regiões nos três diferentes métodos: teste de Pesaran, teste de Breush-Pagan (Multiplicador de Lagrange) e teste Multiplicador de Lagrange escalar com correção de viés.

A TABELA 10 traz resultados das regressões com dependência espacial: coluna 1 é o modelo de painel de efeitos fixos, sem dependência espacial, mas com a mesma amostra balanceada para comparativo apropriado; já as colunas 2 até 4 mostram três modelos distintos de dependência espacial, todos casos de ramificações da EQUAÇÃO 3.2, autoregressivo (SAR), com dependência espacial nos termos de erro (SEM) ou modelo autoregressivo e com dependências nos termos de erro (SARAR).

Nos três modelos espaciais de painel (e também nas regressões posteriores desta seção), foi usada a matriz de ponderação (MPD5) de 5 vizinhos mais próximos, normalizada conforme o inverso da distância destes municípios, escolha baseada nos resultados comparativos da TABELA 7.

TABELA 10 – PAINÉIS DE EFEITOS FIXOS COM INTERAÇÕES ESPACIAIS NA AMOSTRA BRASIL ENTRE 2010 E 2019

	PLM		SAR		SEM		SARAR	
ln(Ta)	-0,0801	***	-0,0707	***	-0,0842	***	-0,0772	***
ln(PIB)	0,0378	***	0,0355	***	0,0333	***	0,0277	***
ln(Pop)	-0,6494	***	-0,5327	***	-0,6216	***	-0,5524	***
ln(UrbAg)	0,0781	***	0,0660	***	0,0790	***	0,0715	***
ln(EcREs)	0,4996	***	0,3094	***	0,2445	***	0,1417	***
ln(Pa)	-0,4425	***	-0,3707	***	-0,4259	***	-0,3769	***
ln(PerdaD)	-0,0466	***	-0,0467	***	-0,0477	***	-0,0423	***
ln(Hidr)	-0,1103	***	-0,0755	***	-0,0687	***	-0,0484	***
ΔPIB_{Agro}	-0,0070	***	-0,0037	***	-0,0028	.	-0,0013	
ΔPIB_{Ind}	-0,0050	***	-0,0036	***	-0,0028	*	-0,0021	*
ΔPIB_{Ser}	-0,0076		-0,0004		-0,0031		-0,0043	
ΔPIB_{Adm}	-0,0641	***	-0,0392	**	-0,0028	*	-0,0124	
ΔPOP	0,0270		0,0461		0,07428	*	0,0771	**
ρ					0,4702	***	0,7563	***
λ			0,4359	***			-0,5527	***
AIC	-53.386		-59.731		-53.184		-38.848	

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Todos os painéis utilizam efeitos fixos para a mesma amostra balanceada: n=3.401, N=34.010. Coluna 1 representa o painel de efeitos fixos, sem dependências espaciais; colunas 2 a 4 foram estimadas por máxima verossimilhança. Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%

Observando a tabela, o modelo inicial, sem dependência espacial gera um estimador da elasticidade-preço da demanda bastante inferior à TABELA 8, simplesmente ao reduzir a amostra nos balanceamentos e recorte de resíduos de correlação espacial extremos. Efeito similar ocorre com UrbAg. No caso de economias residenciais, o efeito é mais elevado na amostra reduzida; demais termos não tiveram alterações relevantes.

Observando entre colunas, efeitos são distintos, inclusive entre modelos espaciais. Para escolher entre eles, a TABELA 10 também aponta resultados de cálculo do critério de Akaike (AIC), valor comparado da aderência entre modelos com mesma especificação. A escolha deve ser pelo menor valor obtido, que na tabela é o modelo SAR, o qual será inclusive utilizado da análise de bacias subsequentes.

A título de informação, cálculos do critério de informação baiesiana (BIC em inglês) e logaritmo de máxima verossimilhança (logLik em inglês) também favorecem o modelo SAR, em comparação com PLM e SEM. O modelo SARAR não permitiu cálculo nas programações do R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), encontradas.

No caso de λ (coeficiente da variável dependente média dos vizinhos) para o modelo mais indicado, e sinal positivo deste sugere que a demanda dos vizinhos próximos tem um efeito médio positivo sobre a demanda de uma determinada cidade, similar aos resultados de Martínez e Maia (2021), ainda que a metodologia de cálculo seja bastante diferente.

Como o modelo do tipo SAR não apresenta diretamente os efeitos marginais dos estimadores, é preciso verificar os impactos diretos e indiretos de cada estimador, os quais constam na TABELA 11.

TABELA 11 – IMPACTOS DIRETOS, INDIRETOS E TOTAIS DO PAINEL DE EFEITOS FIXOS, MODELO SAR AUTOREGRESSIVO NA AMOSTRA BRASIL ENTRE 2010 E 2019

	Diretos		Indiretos		Totais	
$\ln(Ta)$	-0,0740	***	-0,0513	***	-0,1253	***
$\ln(PIB)$	0,0371	***	0,0257	***	0,0628	***
$\ln(Pop)$	-0,5576	***	-0,3867	***	-0,9443	***
$\ln(UrbAg)$	0,0691	***	0,0479	***	0,1170	***
$\ln(EcREs)$	0,3238	***	0,2246	***	0,5484	***
$\ln(Pa)$	-0,3881	***	-0,2691	***	-0,6572	***
$\ln(PerdaD)$	-0,0488	***	-0,0339	***	-0,0827	***
$\ln(Hidr)$	-0,0791	***	-0,0548	***	-0,1339	***
ΔPIB_{Agro}	-0,0039	**	-0,0026	**	-0,0066	**
ΔPIB_{Ind}	-0,0037	**	-0,0026	**	-0,0063	**
ΔPIB_{Ser}	-0,0004		-0,0003		-0,0007	
ΔPIB_{Adm}	-0,0411	**	-0,0283	**	-0,0695	**
ΔPOP	0,0483		0,0335		0,0818	

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%

A fazer a leitura da TABELA 11, é possível observar que os efeitos indiretos são sempre na mesma direção dos efeitos diretos; isso ocorre pelo sinal positivo de λ da regressão principal apresentada para o modelo SAR. Ao observar, por exemplo, o estimador de tarifa, o impacto total passa a ser superior a todos os outros modelos

comparados: SEM, SARAR e PLM, devido à soma de efeitos indiretos. Dentre eles, apenas o modelo SARAR gera efeitos indiretos, mas que seriam no sentido contrário, porque o sinal de λ na TABELA 10 é negativo.

A tarifa tem efeitos mais intensos no modelo SAR que no geral, corrige dependências espaciais, omitidas no modelo inicial, que tendem a elevar a elasticidade-preço da demanda para a média brasileira. Este efeito é similar para PIB per capita, população da cidade e boa parte das condições de controle.

De forma a continuar o comparativo com os resultados anteriores, a FIGURA 10 mostra como o efeito espacial se altera entre regiões hidrográficas. Assim como na seção anterior, cada recorte foi realizado utilizando a mesma função da TABELA 10, aplicando modelo SAR, que teve melhor aderência à função no caso agregado.

Uma limitação para estes resultados é o "Efeito Beirada" (ALMEIDA, 2012, p.64): diferente do caso Brasil (TABELA 10) onde os limites são o próprio território ou oceano, pra cada recorte de bacia hidrográfica, as fronteiras que pertencem a outras bacias são tidas como "inexistentes" na regressão, o que pode desviar os resultados do real efeito interregional.

Também foi feita uma nova tratativa da amostra, de forma a eliminar cidades com bacias duplicadas, e possivelmente efeito conjunto de duas ou mais bacias. Ao se somar as cidades da FIGURA 10, o total passar a ser 2.985.

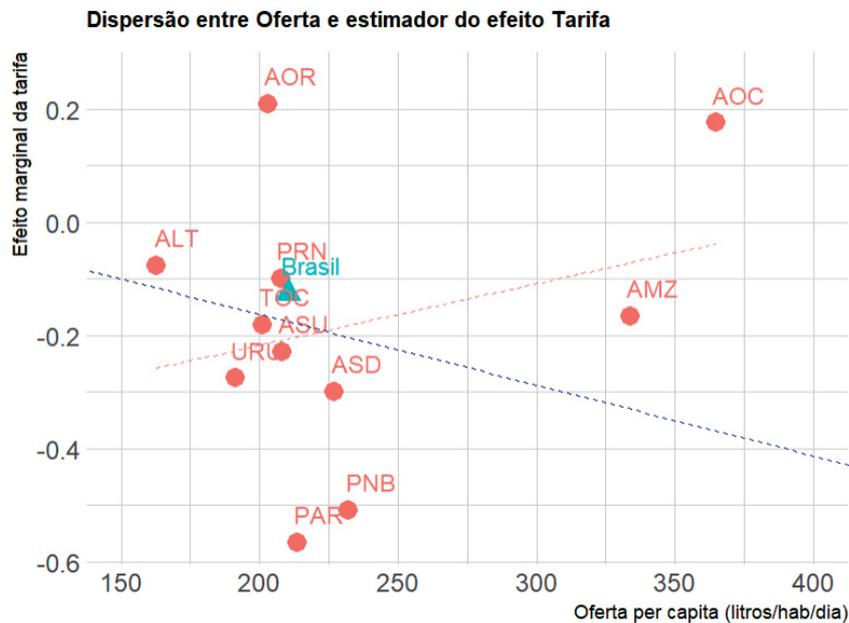
Assim como na FIGURA 8, as regiões AOR e AOC geram β positivo e significativo, novamente não esperado pela literatura. Estes estimadores também fazem com que a tendência entre tarifa e oferta seja positiva; tendência que é alterada na linha azul, que desconsidera valores acima de zero.

PNB tem seu valor elevado, ao se comparar com FIGURA 8. Esta região se destaca como um *outlier*, com oferta média, mas alta sensibilidade à tarifa, tanto quando comparado aos demais elementos, como ao considerar seu efeito do painel anterior. PNB tem divergência considerável de níveis de escassez entre ANA (2019) e Andrade et al. (2020).

A região PAR tem um aumento ainda maior em sua elasticidade, quando considerado o painel espacial. Na direção contrária, as bacias AMZ e URU reduzem o valor (em módulo) da elasticidade-preço da demanda na FIGURA 10.

De forma a aprofundar o entendimento dos efeitos espaciais no recorte de regiões, a TABELA 12 traz os impactos diretos e indiretos da tarifa (impactos totais estão representados na FIGURA 10) em cada região, número de cidades da amostra, assim como estimadores para o efeito espacial da demanda dos vizinhos (λ).

FIGURA 10 – ELASTICIDADE DA TARIFA PARA O RECORTE DE BACIA HIDROGRÁFICA, COM EFEITOS ESPACIAIS. PERÍODO 2010 A 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), de acordo com os resultados das regressões de cada recorte de região hidrográfica

NOTA: Resultado da bacia SFO não significativo para T_a . Tendências lineares: de todos os pontos em vermelho; dos pontos abaixo de 0 em azul.

TABELA 12 – PARÂMETROS ESPACIAIS DOS PAINÉIS REGIONAIS DE EFEITOS FIXOS, MODELO SAR, PARA AS 12 REGIÕES HIDROGRÁFICAS, ENTRE 2010 E 2019.

Região Hidrográfica	λ		Impactos da tarifa (T_a)				
			Diretos		Indiretos	n	
AOR	0,4380	***	0,1228	***	0,0855	***	394
SFO	0,3271	***	0,0248		0,0112		218
ASU	0,1531	***	-0,1955	***	-0,0342	***	239
ALT	0,3564	***	-0,0508	***	-0,0259	***	201
ASD	0,3058	***	-0,2121	***	-0,0868	***	308
PRN	0,2403	***	-0,0771	***	-0,0232	***	969
PNB	0,4695	***	-0,2853	***	-0,2239	***	129
URU	0,2694	***	-0,2047	***	-0,0712	***	205
AOC	-0,3073	***	0,2333	***	-0,0577	***	38
PAR	-0,0850		-0,6147	***	0,0490	***	17
TOC	0,2455	***	-0,1382	***	-0,0427	***	199
AMZ	0,1346	**	-0,1439	***	-0,0217	.	68

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Cada painel foi estimado por máxima verossimilhança. Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%

Observando λ na TABELA 12, os efeitos indiretos mais elevados (impactos dos vizinhos) são de PNB e AOR, e menores efeitos de AOC e PAR (neste caso, não

significativo). Estas duas bacias geram efeitos autoregressivos (dos vizinhos da própria variável dependente) negativos inclusive, ou seja, efeitos indiretos estão na direção oposta ao efeito principal. Ao observar a TABELA 7, os cálculos de PAR e AOC também geraram índices de Moran negativos em 2019, ainda que não significativos.

Também é possível observar a redução desproporcional amostral entre regiões, ao se comparar os valores de n (número de cidades) da tabela com o total brasileiro da TABELA 3. Em AMZ, a redução é de 310 cidades para 68; em PAR, de 94 para 17; AOC considera apenas 38 de suas 236 cidades. A região menos recortada é por coincidência aquela com maior número de municípios, PRN.

6 DISCUSSÕES

Os distintos resultados mostram um panorama da correlação entre tarifa e demanda de água brasileira. As diferenças regionais são marcantes, e especificamente a divisão entre bacias hidrográficas evidencia a heterogeneidade presente no Brasil, a qual pode ser percebida em determinado recorte, ou mesmo dentro de um recorte específico.

Especificamente nos casos de recortes, houveram regiões com valores de elasticidade-preço da demanda positivo, o que é contrário ao consenso da literatura de demanda de água. A primeira explicação para estes valores é a proposta da dissertação de definir modelo econométrico e recortes amostrais baseado na amostra agregada. E só então, a partir de um modelo definido, fazer o recortes sempre pelo mesmo método, de forma a uniformizar o comparativo.

Para realizar um estudo regional, fica a sugestão de realizar os passos iniciais de seleção de modelos, de forma a evitar discrepâncias econométricas e escolher o modelo mais aderente em cada caso específico.

Além disso, há possíveis colinearidades entre variáveis explicativas, sendo estas condições de controle, ou efeitos fixos de indivíduo ou de tempo, que podem deslocar o efeito tarifa mesmo no caso mais aderente de regressão. Para aprofundar esta questão, foram feitas correlações nos recortes específicos com valores positivos, isolando apenas os elementos demanda e tarifa. Estas linhas de correlação (tendências lineares) podem ser observadas na FIGURA 13 contida em anexo, e são descritas a seguir.

No caso de estados, para a amostra considerada, PE realmente tem uma correlação positiva entre demanda e tarifa, entretanto PB tem uma correlação neutra (inclinação aproximadamente paralela ao eixo X). Esta correlação próxima da neutralidade também é observada no decil de oferta 1. No caso das regiões hidrográficas AOC e AOR, a correlação é sim negativa, conforme esperado pela literatura; este efeito se reduz ao utilizar a escala logaritmica em ambos os casos, e se transforma em efeito positivo nos resultados, ao considerar o modelo completo, com condições de controle e definições econométricas (de efeitos fixos e espaciais).

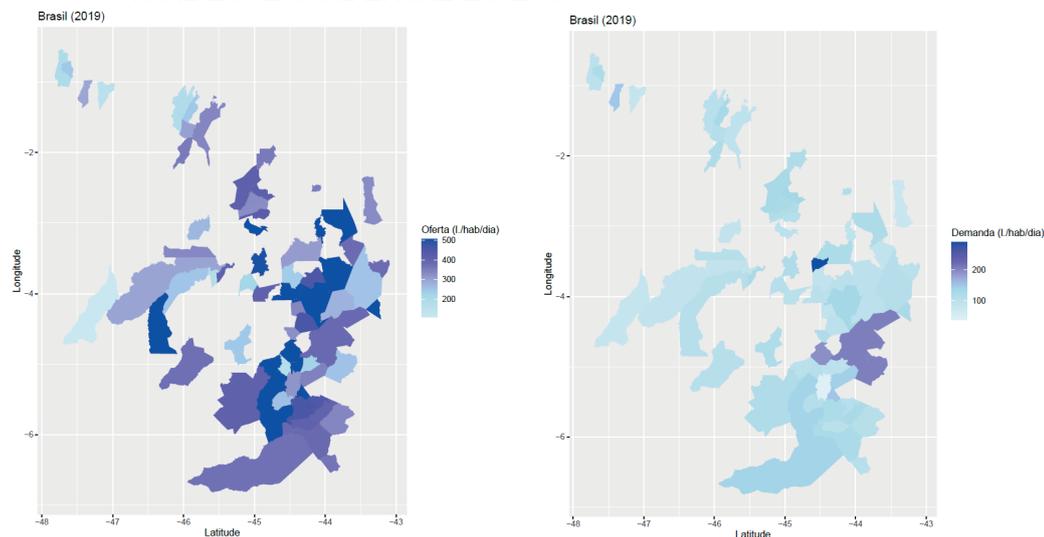
Outro ponto a destacar dos resultados positivos é a representação amostral de cada região em si. O maior exemplo deste ponto, e talvez o maior *outlier* do estudo seja a região AOC, a qual apresenta efeitos de tarifa positivos e dependência espacial fora do padrão nacional (amostra agregada).

Este caráter de ponto fora da curva também fica evidenciado nas informações

discrepantes de escassez de água contidas em Andrade et al. (2020) e ANA (2022a) para AOC. Enquanto o guia da Agência Nacional de Águas indica um stress hídrico da ordem de 2% (média mundial de 18,4% em 2018 (BIANCALANI; MARINELLI, 2021)), o texto de 2020 aponta para um fator de escassez de 87 vezes superior à média mundial. Por mais que os dados sejam de 2013 e 2019, respectivamente, a Agência Nacional de Águas tem também dados do período anterior, com similaridade de valores para AOC ao longo do tempo.

De forma a aprofundar o entendimento do uso de água nesta região, a FIGURA 11 traz um comparativo interessante entre oferta e demanda.

FIGURA 11 – REPRESENTAÇÃO DA OFERTA E DEMANDA PARA A REGIÃO ATLÂNTICO NORDESTE OCIDENTAL EM 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: As colorações são baseadas na média brasileira, com recorte superior também relativo a Brasil, de 3 desvios-padrão acima da média

Utilizando as médias per capita brasileiras e não da região em si, é possível observar como os municípios desta região estão na porção superior de oferta, mas inferior de consumo. Isso se dá por elevadas taxas de perdas na distribuição (variável PerdaD), e pode ser uma hipótese de explicação dos resultados atípicos encontrados.

Apesar de não retratado na figura, também é possível observar esta discrepância entre oferta e demanda em parte da região PNB, especificamente na região oeste de fronteira com AOC. Ainda que em menores proporções, PNB também tem aferições diferentes de disponibilidade de água, via stress hídrico (ANA, 2022a) ou "água disponível restando" (AWARE em inglês) (ANDRADE et al., 2020). Nos resultados desta dissertação, entretanto, PNB figura no extremo de alta elasticidade-preço da demanda.

O trabalho acadêmico que mais se aproxima deste estudo é o de Ghinis et al.

(2020), o qual foi utilizado como referência e comparativo nas escolhas realizadas.

Seu resultado inclusive apresenta valores de elasticidade-preço da demanda em nível estadual, o qual pode ser comparado a princípio com a coluna (2) da TABELA 8 e também entre estados da FIGURA 7.

Apesar de algumas exceções, nota-se que os valores de β da tarifa encontrados por Ghinis et al. (2020) são mais elevados em módulo. Esta distinção pode ser explicada por algumas diferenças de metodologia.

A primeira delas é a tratativa da variável dependente: diferente da demanda per capita deste texto, foi utilizada a demanda consumida municipal, ou seja, medida agregada. Também foram usados níveis de educação e temperatura, os quais são possíveis limitações da regressão atual.

Apesar de valores efetivamente distintos, a população municipal (POP) pode ser uma aproximação do número de residências usado em Ghinis et al. (2020), ainda que o número de pessoas por família vai alterar esta correlação ao longo dos municípios. Ainda assim, a interpretação pode ser distinta, visto que neste trabalho, o objetivo é capturar apenas a complexidade envolvida na distribuição e consumo de água em maiores aglomerações urbanas. De fato, os sinais obtidos e intensidades nos trabalhos são efetivamente distintos.

As variáveis equivalentes são renda, preço (tarifa), crescimento populacional e crescimento em PIBs setoriais. Os PIBs setoriais, especificamente Serviços e Administrativo não foram usados no artigo de 2020; porém ao utilizar a EQUAÇÃO 4.1 no período equivalente (2010 a 2017), eles são também não significativos, possível motivo de sua exclusão neste caso.

As direções dos efeitos nestes casos são opostas apenas nos PIBs setoriais, com a taxa de crescimento populacional e PIB gerando estimadores mais elevados no estudo da demanda per capita.

6.1 CONCESSÕES

Esta seção se destina a pontuar limitações do trabalho, as quais podem reduzir a assertividade ou precisão dos resultados obtidos. Primeiro, são discutidos eventuais seleções ou erros de medida, os quais podem estar na amostra tratada e desviar os resultados do reais efeitos das variáveis explicativas da demanda. Então, são apontadas algumas variáveis as quais podem ser acrescentadas à função demanda e possivelmente melhorar a parametrização e compreensão do uso de água no Brasil.

6.1.1 Erros de medida

Conforme descrito na metodologia, foram feitas algumas escolhas (recortes) amostrais, de forma a reduzir a possibilidade de erros de medida. Além dos extremos superiores retirados da amostra, em diversos casos foram eliminados também os zeros, os quais podem sim representar valor incorreto (não preenchido adequadamente), como podem realmente representar a informação nula verdadeira. Os valores inconsistentes (por exemplo demanda ou PIB negativos) também eliminados entram como possível problema de viés de seleção, efeito já discutido e considerado nas porções anteriores do trabalho.

Além das informações em si, a presença de economias não residenciais nos dados municipais utilizados também pode gerar erro, já que a única leitura exclusivamente residencial presente em MDR (2022) reduz a amostra, o que limita bastante o número de leituras para realizar inferência. A única medida residencial presente na base de dados é exclusivamente micromedida, ou seja, cidades que não possuem todo seu consumo micromedido não estarão adequadamente representadas. A utilização da fração de economias residenciais entre as condições de controle objetiva mitigar este efeito, ainda que não seja equivalente à medida residencial em si.

Outro efeito potencial de erros de medida se dá pelas informações do censo demográfico brasileiro, as quais são utilizadas como base das variáveis per capita fornecidas pelo IBGE, e impactam diretamente valores da demanda de água e do PIB utilizados na dissertação. Ocorre que o último censo realizado foi no ano de 2010, e a prévia do censo 2022 divulgada em IBGE (2023b) apresenta erros de medida populacionais consideráveis a nível estadual (e municipal, nível de agregação da informação atualizada).

No comparativo de 2021, MT e SC têm uma estimativa populacional acima de 5% maior que o previsto pelo censo anterior. AP e RO tem sua população 10% menor que o previsto, assim como a média brasileira também é menor (IBGE, 2023b). Este (possível) erro de medida impacta praticamente todos os estimadores a partir de 2010, visto que a variável dependente do estudo é afetada por ele. Apenas na correlação entre demanda e PIB, os erros equivalentes em log seriam desconsiderados.

Finalmente, as ponderações de vizinhos nos cálculos de dependência espacial podem ser influenciadas pelo efeito "Beirada", principalmente nos recortes de bacias, já que no caso agregado as fronteiras sem dados são apenas entre países, ou seja, de menor impacto. E também pelos vizinhos sem informação completa, ou dados balanceados, o que reduz a amostra e omite algumas dependências reais que ocorrem nos casos de contiguidade.

6.1.2 Outras variáveis relevantes

Sempre que se estuda um tema desta complexidade, o número de elementos e condições de controle possíveis é extenso, conforme explorado na bibliografia em exemplos para o Brasil ou exterior. Tal complexidade torna praticamente impossível incorporar todos eles em uma única função de demanda, ainda que a metodologia elegida de painel de efeitos fixos mitiga parcialmente informações não observadas, as quais estão relacionadas ao indivíduo. Ainda assim, há variáveis disponíveis para o Brasil as quais podem ser incorporadas e verificado seu efeito na demanda.

Por exemplo, as condições climáticas, as quais são amplamente abordadas na literatura, foram preteridas neste estudo, e podem ser observadas apenas através de seus efeitos na oferta de água e nos recortes regionais, os quais separam extratos com condições meteorológicas mais similares. Ainda assim, é possível melhorar o entendimento da demanda incluindo efeito temperatura média (ou sua oscilação), pluviosidade e efeitos nestes das diferentes estações do ano.

Alguns elementos socioeconômicos os quais podem agregar informação ao estudo são níveis de educação (FAN et al., 2017) e (GHINIS et al., 2020), qualidade da água (MEDEIROS et al., 2022), ou mesmo índices de desenvolvimento social e distribuição de renda, por exemplo o IDH (índice de desenvolvimento humano) ou o índice de Gini.

A observação de agregação de dados e informação administrativa do setor da distribuição da água também podem ser incorporados: complexidade administrativa (SAMPAIO; SAMPAIO, 2020), nível de agregação da amostra (ARÉVALO et al., 2021), ou mesmo modelo público ou privado de administração (BEL, 2020), (FELGEN-DREHER; LEHMANN, 2016) (BARBOSA; BRUSCA, 2015).

A literatura também explora área residencial, ou área externa (jardim), itens com dificuldade de informações em nível Brasil para painel. Ainda assim, é possível incorporar os efeitos da área urbana na demanda (FAN et al., 2017), sua distribuição per capita ou por domicílio e averiguar eventuais efeitos na demanda; o sinal esperado nos exemplos da literatura é positivo.

A esta discussão de acréscimo de variáveis cabe uma ressalva apontada por Marzano et al. (2018) em sua meta-análise de estudos de demanda de água: a intensidade da elasticidade-preço da demanda é menor, quanto maior o número de variáveis utilizadas na função demanda. Assim, a simples inclusão de variáveis pode gerar correlações com a tarifa em si e reduzir o seu impacto observado na demanda para um determinado modelo, de forma que pode valer a pena escolher um número reduzido de elementos relevantes ao estudo.

7 CONCLUSÕES

Esta dissertação adiciona à literatura empírica de demanda de água uma análise bastante ampla da elasticidade-preço, embasando-se em diversos trabalhos para montar uma análise a nível nacional de seu efeito, que considera: PIB global e setorial, população e seu crescimento, nível de atendimento, hidrometração, economias residenciais e comerciais, com situação de moradia urbana ou rural. Também avança com a aplicação de modelo de painel espacial e análise de seus efeitos, econometria relevante numa análise intermunicipal e pouco explorada até então na literatura encontrada.

Acrescenta este exemplo amplo também à literatura brasileira de demanda de água que, pelos trabalhos pesquisados, limita o estudo a uma cross-section estadual (MARTÍNEZ; MAIA, 2021) ou restringe as separações regionais em nível estadual (GHINIS et al., 2020), recorte que pode gerar limitações de análise, quando comparado a separações que levam em consideração a disponibilidade (oferta), explorados neste texto.

Recortes de oferta de água, a nível macro (bacias hidrográficas) ou nível micro (decis de oferta) são duas segregações que podem auxiliar na compreensão e análise da demanda de água para uso humano, de forma relevante num país heterogêneo como é o Brasil. Tais recortes facilitam a leitura da escassez ou abundância (oferta) de água, a qual é um direcionador significativo no comportamento da elasticidade-preço da demanda.

A dependência espacial entre municípios é relevante nas estimações de demanda e também nas políticas públicas, tanto de forma a capturar impactos (indiretos) dos vizinhos, quanto para prever eventuais limitações na eficácia de políticas públicas localizadas. Esta análise também é auxiliada pelos recortes regionais, os quais são heterogêneos e pertinentes nos transbordamentos de vizinhança.

De forma complementar, há presença de viés de seleção na base de dados da água SNIS, com sinal positivo, indicando que a demanda aferida média é superior à demanda real do Brasil. O mesmo está bastante correlacionado ao PIB per capita em si, o que minimiza efeitos em estudos de impactos das demais variáveis relacionadas à demanda de água.

Além disso, um ponto constatado pela dissertação é a troca entre qualidade da informação e a representatividade amostral, quando se considera um país de dimensões continentais, e heterogeneidades socioeconômicas. Esta troca é observada ao longo dos resultados, com seu ponto extremo no painel com dependências espaciais:

ele contabiliza efeitos omitidos em outros modelos (o que melhora o entendimento por exemplo da região PRN), entretanto suas condições de aplicação limitam bastante a amostra em estudo, e podem não representar fração considerável de uma região específica (por exemplo em AOC).

Esta gama de resultados e discussões abordadas apresenta alguns *insights* os quais podem ser transferidos para políticas públicas e gestão de água no Brasil. De forma geral, a correlação positiva entre oferta de água e elasticidade da tarifa em si (em módulo) é perceptível em diferentes recortes amostrais.

Isso faz com que, além de medidas tarifárias, as quais são bastante usadas pela gestão pública em tempos de escassez, a administração da oferta, ou utilização dela como base de políticas de gestão de água pode ser uma opção válida para o Brasil. Pode-se utilizar também a sugestão de Yuan et al. (2019): modelo tarifário dinâmico baseado na oferta e demanda.

No caso de tarifas, estes recortes amostrais podem ajudar também a desenvolver políticas públicas focalizadas em regiões mais sensíveis a mudança de tarifa, e por consequência, obter resultados mais expressivos que por medidas agregadas nacionalmente. Esta escolha pode ser estadual, regional, ou mesmo municipal, este último com eventual ônus de impactos indiretos negativos gerados pelos vizinhos, conforme apontado na região hidrográfica PAR.

De forma similar, políticas de bonificação (SOUSA; FOUTO, 2019) também podem ser costuradas, levando em consideração os níveis de oferta, demanda e sensibilidade ao preço em si, por características regionais, ou socioeconômicas.

Massarutto (2020) adiciona que uma política tarifária não pode ser simplista, mas deve incorporar características socioeconômicas e minimizar o impacto nas famílias mais pobres, as quais são mais suscetíveis a mudanças tarifárias. Políticas tarifárias unificadas podem nem ter impactos na demanda de água de forma equiparada entre classes sociais (NUNES CARVALHO; SOUZA FILHO, 2021), devido ao uso essencial ou supérfluo, o que tem potencial de ocasionar efeitos inesperados no bem-estar.

Este paralelo das políticas tarifárias pode ser feito também para os níveis de abastecimento (oferta) de água no Brasil: sua restrição afeta mais intensamente os domicílios menos favorecidos, que estão localizados nas regiões periféricas dos grandes centros urbanos (FRACALANZA; FREIRE, 2015); assim como as cidades com fornecimento intermitente de água (11,6% dos municípios atendidos em 2017⁴). Ambos os casos influenciam, mesmo que em parte, em demanda média inferior.

⁴ Percentual de municípios com fornecimento de água de 6 ou menos dias por semana, de acordo com a Pesquisa Nacional do Saneamento Básico (IBGE, 2020)

REFERÊNCIAS

ABBAS, M.; KAZAMA, S.; TAKIZAWA, S. Water Demand Estimation in Service Areas with Limited Numbers of Customer Meters—Case Study in Water and Sanitation Agency (WASA) Lahore, Pakistan. **Water**, v. 14, n. 14, 2022. ISSN 2073-4441. DOI: [10.3390/w14142197](https://doi.org/10.3390/w14142197). Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/14/14/2197>. Citado 1 vez na página 16.

ALMEIDA, E. **Econometria Espacial Aplicada**. [S.l.]: ALINEA, 2012. ISBN 9788575166017. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=YTfFNAEACAAJ>. Citado 9 vezes nas páginas 31, 33, 39, 55, 58.

ANA. **Agência Nacional de Águas (Brasil). Manual de Usos Consuntivos da Água no Brasil**. [S.l.: s.n.], 2019. Citado 1 vez nas páginas 30, 58.

_____. **Agência Nacional de Águas (Brasil). ODS 6 no Brasil: visão da ANA sobre os indicadores**. [S.l.: s.n.], 2022. Citado 6 vezes nas páginas 9, 30, 62.

_____. **Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (Brasil). Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2021: relatório pleno**. Brasília: [s.n.], 2022. Citado 2 vez na página 10.

ANDRADE, E. P.; ARAÚJO NUNES, A. B. de; FREITAS ALVES, K. de; UGAYA, C. M. L.; COSTA ALENCAR, M. da; LIMA SANTOS, T. de; SILVA BARROS, V. da; PASTOR, A. V.; FIGUEIRÊDO, M. C. B. de. Water scarcity in Brazil: part 1—regionalization of the AWARE model characterization factors. eng. **The international journal of life cycle assessment**, Springer Berlin Heidelberg, Berlin/Heidelberg, v. 25, n. 12, p. 2342–2358, 2020. ISSN 0948-3349. Citado 6 vezes nas páginas 17, 30, 58, 62.

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. English (US). **Geographical Analysis**, Wiley-Blackwell, v. 27, n. 2, p. 93–115, abr. 1995. Copyright: Copyright 2016 Elsevier B.V., All rights reserved. ISSN 0016-7363. DOI: [10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x](https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x). Citado 1 vez na página 41.

ARBUÉS, F.; GARCÍA, M.; MARTÍNEZ, R. Estimation of residential water demand: A state-of-the-art review. **J. Socio Econ**, n. 32, p. 81–102, 2003. Citado 4 vez na página 12.

ARÉVALO, Y. F.; PONCE OLIVA, R. D.; FERNÁNDEZ, F. J.; VÁSQUEZ-LAVIN, F. Sensitivity of Water Price Elasticity Estimates to Different Data Aggregation Levels. eng. **Water resources management**, Springer Netherlands, Dordrecht, v. 35, n. 6, p. 2039–2052, 2021. ISSN 0920-4741. Citado 2 vezes nas páginas 16, 65.

BAIGORRI, B.; MONTAÑÉS, A.; SIMÓN-FERNÁNDEZ, M. B. Household Water Consumption in Spain: Disparities between Region. **Water**, v. 14, n. 7, 2022. ISSN 2073-4441. DOI: [10.3390/w14071121](https://doi.org/10.3390/w14071121). Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/14/7/1121>. Citado 1 vez na página 13.

BALTAGI, B.; SONG, S. H.; KOH, W. Testing panel data regression models with spatial error correlation. **Journal of Econometrics**, v. 117, n. 1, p. 123–150, 2003. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:econom:v:117:y:2003:i:1:p:123-150>. Citado 2 vezes nas páginas 55, 77.

BARBOSA, A.; BRUSCA, I. Governance structures and their impact on tariff levels of Brazilian water and sanitation corporations. eng. **Utilities policy**, Elsevier Ltd, OXFORD, v. 34, p. 94–105, 2015. ISSN 0957-1787. Citado 2 vezes nas páginas 15, 65.

BASANI, M.; ISHAM, J.; REILLY, B. The determinants of water connection and water consumption: Empirical evidence from a Cambodian household survey. **World Dev**, n. 36, p. 953–968, 2008. Citado 1 vez na página 14.

BEL, G. Public versus private water delivery, remunicipalization and water tariffs. eng. **Utilities policy**, Elsevier Ltd, v. 62, p. 100982, 2020. ISSN 0957-1787. Citado 2 vezes nas páginas 15, 65.

BIANCALANI, R.; MARINELLI, M. Assessing SDG indicator 6.4.2 ‘level of water stress’ at major basins level. eng. **UCL Open Environment**, UCL Press, v. 3, 2021. ISSN 2632-0886. Citado 2 vezes nas páginas 9, 62.

BRASIL. Lei 14026, de 15 de julho de 2020. **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 2020. Disponível em: <https://presrepublica.jusbrasil.com.br/legislacao/875819060/lei-14026-20>. Citado 1 vez na página 21.

CAMERON, A.; TRIVEDI, P.; TRIVEDI, P.; TRIVEDI, P.; PRESS, C. U. **Microeconometrics: Methods and Applications**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005. ISBN 9780521848053. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=Zf0gCwxC9ocC>. Citado 3 vezes nas páginas 20, 25, 47.

CARDOSO, L. C. B.; BITTENCOURT, M. V. L.; PORSSE, A. A. Demand for light fuels in Brazil: an approach using spatial panel data models. **Nova Economia**, Nova Economia, v. 30, Nova econ., 2020 30(1), p. 231–256, jan. 2020. ISSN 0103-6351. DOI: [10.1590/0103-6351/4327](https://doi.org/10.1590/0103-6351/4327). Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0103-6351/4327>. Citado 3 vezes nas páginas 31, 33, 55.

DUARTE, R.; PINILLA, V.; SERRANO, A. Is there an environmental Kuznets curve for water use? A panel smooth transition regression approach. eng. Elsevier B.V, AMSTERDAM, v. 31, p. 518–527, 2013. ISSN 0264-9993. Citado 1 vez na página 46.

EHRL, P. Minimum Comparable Areas for the period 1872-2010: an aggregation of Brazilian municipalities. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, 2017. Citado 1 vez na página 24.

FAN, J.-L.; CHEN, K.-Y.; ZHANG, X. Inequality of household energy and water consumption in China: An input-output analysis. **Journal of Environmental Management**, v. 269, p. 110716, 2020. ISSN 0301-4797. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110716>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301479720306484>. Citado 2 vezes nas páginas 14, 46.

FAN, L.; GAI, L.; TONG, Y.; LI, R. Urban water consumption and its influencing factors in China: Evidence from 286 cities. eng. **Journal of cleaner production**, Elsevier Ltd, v. 166, p. 124–133, 2017. ISSN 0959-6526. Citado 6 vezes nas páginas 14, 46, 48, 65.

FELGENDREHER, S.; LEHMANN, P. Public Choice and Urban Water Tariffs—Analytical Framework and Evidence From Peru. eng. **The journal of environment and development**, SAGE, Los Angeles, CA, v. 25, n. 1, p. 73–99, 2016. ISSN 1070-4965. Citado 2 vezes nas páginas 26, 65.

FRACALANZA, A. P.; FREIRE, T. M. Crise da água na região metropolitana de São Paulo: injustiça ambiental, privatização e mercantilização de um bem comum.

GEOUSP : Espaço e Tempo, 2015. DOI:

[10.11606/issn.2179-0892.geousp.2015.103064](https://doi.org/10.11606/issn.2179-0892.geousp.2015.103064). Citado 1 vez na página 67.

GARCÍA-VALIÑAS, M. Á.; SUÁREZ-FERNÁNDEZ, S. Are Economic Tools Useful to Manage Residential Water Demand? A Review of Old Issues and Emerging Topics. eng. **Water (Basel)**, MDPI AG, Basel, v. 14, n. 16, p. 2536, 2022. ISSN 2073-4441. Citado 1 vez na página 13.

GARRONE, P.; GRILLI, L.; MARZANO, R. Price elasticity of water demand considering scarcity and attitudes. eng. **Utilities policy**, Elsevier Ltd, v. 59, p. 100927, 2019. ISSN 0957-1787. Citado 2 vezes nas páginas 15, 53.

GHINIS, C. P.; FOCHEZATTO, A.; KUHN, C. V. Price elasticity of the demand for water in the Brazilian states: a panel data analysis, 2011–2017. eng. **Sustainable water resources management**, Springer International Publishing, Cham, v. 6, n. 4, 2020. ISSN 2363-5037. Citado 10 vezes nas páginas 20, 49, 50, 62, 63, 65, 66.

GRAFTON, R. Q.; WARD, M. B. Prices versus Rationing: Marshallian Surplus and Mandatory Water Restrictions. eng. **The Economic record**, Blackwell Publishing Asia, Melbourne, Australia, v. 84, s1, s57–s65, 2008. ISSN 0013-0249. Citado 1 vez na página 13.

GREENE, W. **Econometric Analysis**. [S.l.]: Prentice Hall, 2003. ISBN 9780130661890. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=JkWAQAAMAAJ>. Citado 1 vez na página 36.

HECKMAN, J. J. Sample Selection Bias as a Specification Error. eng. **Econometrica**, The Econometric Society, Evanston, v. 47, n. 1, p. 153–161, 1979. ISSN 0012-9682. Citado 4 vezes nas páginas 15, 27, 44.

HUTTON, G. Global costs and benefits of reaching universal coverage of sanitation and drinking-water supply. eng. **Journal of water and health**, Iwa Publishing, LONDON, v. 11, n. 1, p. 1–12, 2013. ISSN 1477-8920. Citado 1 vez na página 10.

IBGE. **AMC - Áreas mínimas comparáveis. Base de dados IBGE**. [S.l.: s.n.], 2022. https://basedosdados.org/dataset/br-ibge-amc?bdm_table=municipio_de_para. Colunas utilizadas: Mun_{de} : 2000, Mun_{para} : 2010. Acesso em 1/03/2023. Citado 1 vez na página 25.

IBGE. **Bacias e divisões hidrográficas do Brasil**. v. 48. [S.l.: s.n.], 2021. IBGE, Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. Citado 2 vez na página 28.

_____. **IBGE - Áreas territoriais**. [S.l.: s.n.], 2021.

<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/estrutura-territorial/15761-areas-dos-municipios.html?=&t=downloads>. Acesso em 1/03/2023. Citado 3 vez na página 25.

_____. **IBGE – Malha municipal**. [S.l.: s.n.], 2022.

<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html?=&t=o-que-e>. Download da malha de 2019. Acesso em 1/12/2022. Citado 1 vezes nas páginas 28, 29, 32, 35, 36.

_____. **IBGE – Produto Interno Bruto dos Municípios**. [S.l.: s.n.], 2022.

<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/contas-nacionais/9088-produto-interno-bruto-dos-municipios.html?=&t=downloads>. Acesso em 15/08/2022. Citado 2 vezes nas páginas 19, 20, 26.

_____. **IPCA - Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo**. [S.l.: s.n.], 2023.

<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/precos-e-custos/9256-indice-nacional-de-precos-ao-consumidor-amplo.html?=&t=downloads>. Arquivo utilizado: *ipca_serieHist.zip*. Acesso em 1/03/2023. Citado 3 vezes nas páginas 20, 21, 35.

_____. **Nota metodológica da série reropolada 2002 - 2009 PIB dos Municípios**.

[S.l.: s.n.], 2016. Referência 2010. Citado 2 vez na página 20.

_____. **Pesquisa nacional de saneamento básico 2017: abastecimento de água e esgotamento sanitário / IBGE, Coordenação de População e Indicadores Sociais**. Rio de Janeiro: [s.n.], 2020. Citado 1 vez na página 67.

_____. **Prévia da População dos Municípios com base nos dados do Censo Demográfico 2022 coletados até 25/12/2022**. [S.l.: s.n.], 2023.

<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/22827-censo-demografico-2022.html?edicao=35938&t=resultados>. Acesso em 1/03/2023. Citado 2 vez na página 64.

ITO, K. Do Consumers Respond to Marginal or Average Price? Evidence from Nonlinear Electricity Pricing. eng. **The American economic review**, American

Economic Association, NASHVILLE, v. 104, n. 2, p. 537–563, 2014. ISSN 0002-8282. Citado 1 vez na página 12.

LOONIS, V.; BELLEFON, M. de. Handbook of spatial analysis: theory and application with R. **Eurostat, INSEE**, v. 394, 2018. Chapter 7 - Spatial econometrics on panel data. Citado 1 vez na página 33.

MARTÍNEZ, D. M.; MAIA, A. G. The Effect of Social Behavior on Residential Water Consumption. eng. **Water (Basel)**, MDPI AG, Basel, v. 13, n. 9, p. 1184, 2021. ISSN 2073-4441. Citado 7 vezes nas páginas 15, 27, 31, 47, 50, 57, 66.

MARZANO, R.; ROUGÉ, C.; GARRONE, P.; GRILLI, L.; HAROU, J. J.; PULIDO-VELAZQUEZ, M. Determinants of the price response to residential water tariffs: Meta-analysis and beyond. **Environmental Modelling Software**, v. 101, p. 236–248, 2018. ISSN 1364-8152. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.12.017>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364815217306801>. Citado 2 vezes nas páginas 15, 65.

MASSARUTTO, A. Servant of too many masters: Residential water pricing and the challenge of sustainability. **Utilities Policy**, v. 63, p. 101018, 2020. ISSN 0957-1787. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jup.2020.101018>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957178720300138>. Citado 2 vezes nas páginas 10, 67.

MDR. **MDR – Ministério do Desenvolvimento Regional. SNIS – Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento – Série histórica**. [S.l.: s.n.], 2022. <http://app4.mdr.gov.br/serieHistorica/>. Acesso em 15/08/2022. Citado 9 vezes nas páginas 15, 19–21, 23, 26, 35, 36, 64.

_____. **Ministério do Desenvolvimento Regional - MDR (Brasil). Secretaria Nacional de Saneamento - SNS. Panorama do Saneamento Básico no Brasil 2021**. [S.l.: s.n.], 2021. Secretaria Nacional de Saneamento do Ministério do Desenvolvimento Regional. Citado 1 vez na página 10.

MEDEIROS, V.; RIBEIRO, R. S. M.; AMARAL, P. V. M. d. Infrastructure and household poverty in Brazil: A regional approach using multilevel models. eng. **World development**, Elsevier Ltd, Oxford, v. 137, p. 105118, 2021. ISSN 0305-750X. Citado 2 vezes nas páginas 17, 20.

MEDEIROS, V.; SAULO MARQUES RIBEIRO, R.; VASCONSCÉLOS MAIA DO AMARAL, P. Infrastructure and income inequality: An application to the Brazilian case using hierarchical spatial autoregressive models. eng. **Journal of regional science**, Wiley Subscription Services, Inc, Heightstown, v. 62, n. 5, p. 1467–1486, 2022. ISSN 0022-4146. Citado 3 vezes nas páginas 17, 31, 65.

MEDINA-RIVAS, C. M.; RODRÍGUEZ-TAPIA, L.; MORALES-NOVELO, J. A.; REVOLLO-FERNÁNDEZ, D. A. Spatial inequality of domestic water consumption in Mexico city. **Water Resources and Economics**, v. 40, p. 100210, 2022. ISSN 2212-4284. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.wre.2022.100210>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212428422000172>. Citado 3 vezes nas páginas 13, 42, 43.

MILLO, G.; PIRAS, G. splm: Spatial Panel Data Models in R. eng. **Journal of statistical software**, Journal Statistical Software, LOS ANGELES, v. 47, n. 1, p. 1–38, 2012. ISSN 1548-7660. Citado 4 vezes nas páginas 33, 55.

MONGE, M.; GIL-ALANA, L. A. Water prices: persistence, mean reversion and trends. eng. **Water policy**, IWA Publishing, Oxford, v. 22, n. 6, p. 1200–1216, 2020. ISSN 1366-7017. Citado 1 vez na página 15.

NUNES CARVALHO, T. M.; SOUZA FILHO, F. d. A. de. A data-driven model to evaluate the medium-term effect of contingent pricing policies on residential water demand. eng. **Environmental Challenges**, Elsevier B.V, v. 3, p. 100033, 2021. ISSN 2667-0100. Citado 2 vezes nas páginas 16, 67.

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2022. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Citado 4 vezes nas páginas 28, 32–34, 37, 39–41, 45, 46, 49, 51–53, 56, 57, 59, 62, 76, 77, 79, 80.

ROCHA, A.; HADDAD, E. Climate change, water resources and economic impacts in Brazilian hydrographic regions. **Anais**, 2022. Citado 4 vezes nas páginas 17, 30, 32.

SAMPAIO, P.; SAMPAIO, R. The challenges of regulating water and sanitation tariffs under a three-level shared-authority federalism model: The case of Brazil. eng. **Utilities policy**, Elsevier Ltd, v. 64, p. 101049, 2020. ISSN 0957-1787. Citado 2 vezes nas páginas 10, 65.

ŠČASNÝ, M.; SMUTNÁ, Š. Estimation of price and income elasticity of residential water demand in the Czech Republic over three decades. eng. **The Journal of consumer affairs**, Wiley Periodicals, Inc, Malden, USA, v. 55, n. 2, p. 580–608, 2021. ISSN 0022-0078. Citado 1 vez na página 16.

SEBRI, M. A meta-analysis of residential water demand studies. eng. **Environment, development and sustainability**, Springer Netherlands, Dordrecht, v. 16, n. 3, p. 499–520, 2014. ISSN 1387-585X. Citado 1 vez na página 13.

SOUSA, C. O. M. de; FOUTO, N. M. M. D. Economic incentives for water consumption reduction: case study of the city of São Paulo, Brazil. eng. **Water policy**, IWA Publishing, Oxford, v. 21, n. 6, p. 1266–1278, 2019. ISSN 1366-7017. Citado 2 vezes nas páginas 16, 67.

UNITED NATIONS, T. The Sustainable development goals report 2020. UN, New York :. 2020, 64 p. : 2020. Disponível em: <http://digitallibrary.un.org/record/3887571>. Citado 1 vez na página 9.

WHO; UNICEF. **Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2020: five years into the SDGs. World Health Organization and United Nations Children's Fund (UNICEF)**. [S.l.]: World Health Organization, 2021. 162 p. Citado 1 vez na página 9.

WORTHINGTON, A. C.; HOFFMAN, M. AN EMPIRICAL SURVEY OF RESIDENTIAL WATER DEMAND MODELLING. eng. **Journal of economic surveys**, Blackwell Publishing Ltd, Oxford, UK, v. 22, n. 5, p. 842–871, 2008. ISSN 0950-0804. Citado 3 vezes nas páginas 12, 13, 46.

YUAN, M.-H.; LO, S.-L.; CHIUEH, P.-T. Embedding scarcity in urban water tariffs: mapping supply and demand in North Taiwan. eng. **Environmental earth sciences**, Springer Berlin Heidelberg, Berlin/Heidelberg, v. 78, n. 10, p. 1–13, 2019. ISSN 1866-6280. Citado 2 vezes nas páginas 13, 67.

ANEXO 1 – REGRESSÕES COMPLEMENTARES

1.1 TESTES ENTRE MODELOS DE PAINEL E COMPARATIVO DE REGRESSÕES

A TABELA 13 exibe resultados par aos modelos de painel de efeitos aleatório e painel de mínimos quadrados agrupado (*pooling*) para a amostra agregada do Brasil, entre 2010 e 2019.

TABELA 13 – PAINEL DE EFEITOS ALEATÓRIOS (1) E PAINEL MODELO "POOLING"(2), AMBOS PARA O BRASIL NO PERÍODO DE 2010 A 2019

	1		2	
Intercepto	-0,6235	***	-0,5523	***
ln(Ta)	-0,1338	***	-0,1818	***
ln(PIB)	0,1923	***	0,2000	***
ln(POP)	0,0125	***	-0,0042	***
ln(UrbAg)	0,0040		-0,0652	***
ln(EcRes)	-0,0009		-0,8618	***
ln(Pa)	-0,1291	***	0,0713	***
ln(PerdaD)	-0,0469	***	-0,0568	***
ln(Hidr)	-0,0551	***	-0,0233	***
ΔPIB_{Agro}	-0,0192	***	-0,0247	***
ΔPIB_{Ind}	-0,0132	***	-0,0185	***
ΔPIB_{Ser}	-0,0070		-0,0030	
ΔPIB_{Adm}	-0,0468	**	-0,1318	***
ΔPOP	0,1724	***	0,4071	***
N	65.911		65.911	
R^2	0,1824		0,3181	

FONTE: Desenvolvido pelo autor no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Significância (***) 0,1% (**) 1% (*) 5% (.) 10%

A TABELA 13 mostra que o efeito tarifa médio no Brasil é superior ao modelo de efeitos fixos, tanto para o painel de efeitos aleatórios, como para o modelo agrupado (*pooling*), indicando que efeitos individuais e de tempo não observados minimizam a intensidade da elasticidade-preço. Isso também ocorre no caso do PIB per capita.

Já o efeito da da população (ou complexidade administrativa) é bem menor nos resultados da TABELA 13 que no caso de efeitos fixos, e de sinal misto. UrbAg e EcRes são não significativos em no caso de efeitos aleatórios, diferente de praticamente todas as regressões de efeitos fixos e dos exemplos da literatura.

Já a ?? mostra resultados dos distintos testes comparativos aplicados entre modelos de painel, os quais foram determinantes na escolha do modelo base dos resultados dod painel de efeitos fixos com efeitos de tempo e indivíduo (*two-way*).

TABELA 14 – TESTES COMPARATIVOS ENTRE MODELOS DE PAINEL

Estatística	Valor	DF ¹	DF2	Valor-p	Hipótese alternativa
Teste de Hausman ²					
χ^2	5967	13		$<2,2*10^{-16}$	Um modelo é inconsistente
Teste F para efeitos individuais					
F	21,152	4559	36462	$<2,2*10^{-16}$	Efeitos significativos
Teste F para efeitos de tempo					
F	24,309	9	41012	$<2,2*10^{-16}$	Efeitos significativos
Teste F para efeitos de tempo e indivíduo (2-ways)					
F	22,237	4568	36453	$<2,2*10^{-16}$	Efeitos significativos

FONTE: Cálculos realizados no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Cálculos realizados para a amostra completa, N=41.035, período entre 2010 e 2019. 1. DF representa o número de graus de liberdade. 2. Teste de Hausman significativo para os 3 modelos de efeitos fixos em comparação com 1 modelo de efeitos aleatórios; resultado apresentado do modelo 2-way.

1.2 TESTES DE DEPENDÊNCIAS ESPACIAIS REGIONAIS

Esta porção do apêndice mostra os resultados dos diversos testes de dependências espacial para o modelo de painel. Em todos os casos, foi considerada a matriz de ponderação espacial de 5 vizinhos. Especificamente a geodistância para o teste de Pesaran e derivados (3 primeiros testes) e a matriz de ponderação MPD5, ou seja, vizinhos mais próximos normalizados pelo inverso de sua distância para todos os testes de Baltagi et al. (2003).

TABELA 15 – TESTES DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL PARA O MODELO DE PAINEL

Estatística	Valor	DF ¹	Valor-p	Hipótese alternativa
Teste de (CD) Pesaran de dependência espacial local				
z	822		$<2,2*10^{-16}$	Dependência espacial
Teste Breusch-Pagan Multiplicador de Lagrange (LM) de dependência espacial local				
χ^2	12265337	5781700	$<2,2*10^{-16}$	Dependência espacial
Teste multiplicador de Lagrange escalonado de dependência espacial local				
z	1907		$<2,2*10^{-16}$	Dependência espacial
Teste LM escalonado e corrigido de viés de dependência espacial local				
z	1718		$<2,2*10^{-16}$	Dependência espacial
Baltagi, Song e Koh teste marginal SLM1				
LM1	-7,089		2	Efeitos aleatórios
Baltagi, Song e Koh LM2 teste marginal				
LM2	74,403		$<2,2*10^{-16}$	Autocorrelação espacial (AE)
Baltagi, Song e Koh LM* λ teste condicional LM (assumindo $\sigma_\mu^2 > 0$)				
LM* λ	86,417		$<2,2*10^{-16}$	Autocorrelação espacial (AE)
Baltagi, Song e Koh LM-H teste conjunto unilateral				
LM-H	5536		$<2,2*10^{-16}$	AE e efeitos regionais aleatórios
Baltagi, Song e Koh LM μ teste condicional LM (assumindo $\lambda \neq 0$)				
LM μ	232		$<2,2*10^{-16}$	Efeitos regionais aleatórios

FONTE: Cálculos realizados no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)

NOTA: Foi utilizada a amostra Brasil balanceada e com recorte de 5DP de resíduos espaciais, N=34.010, período entre 2010 e 2019. 1. DF representa o número de graus de liberdade.

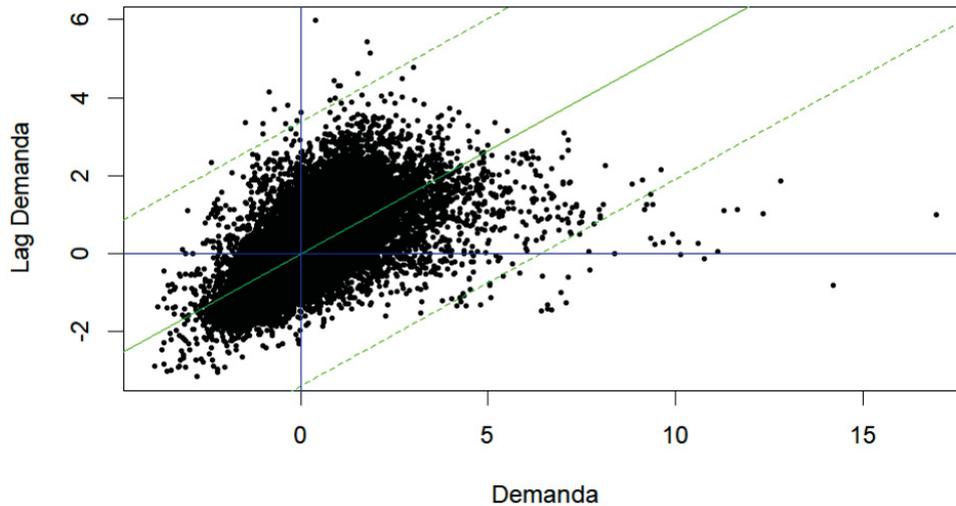
Em relação aos testes de Baltagi, Song e Koh de da TABELA 15, primeira-

mente se confirma a preferência pelo painel de efeitos fixos em seu primeiro resultado (quinto teste da tabela), ao indicar p-valor acima de 0,05 para a hipótese alternativa de efeitos aleatórios.

Os 4 testes subsequentes (TABELA 15) indicam a presença de efeitos espaciais significativos, tanto na variável dependente como para os termos de erro, resultados os quais serviram de base para utilizar os três modelos como bases de resultado Brasil: SAR, SEM e SARAR (*Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbances*).

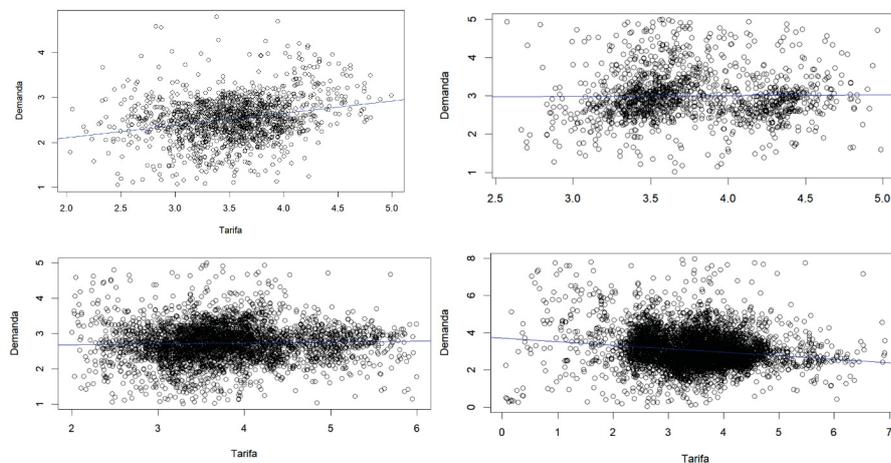
ANEXO 2 – FIGURAS COMPLEMENTARES

FIGURA 12 – DIAGRAMA DE DISPERSÃO DE MORAN DE DEMANDAS PARA O BRASIL, TODOS OS PONTOS ENTRE 2010 E 2019



FONTE: Elaborado pelo autor (2023) no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022)
 NOTA: A linha de tendência da dispersão está representada em verde; as linhas pontilhadas são as separações de 5 desvios-padrão dos resíduos desta regressão acima e abaixo da regressão linear

FIGURA 13 – CORRELAÇÃO ENTRE TARIFA E DEMANDA PARA OS ESTADOS PE E PB, DECIL 1 E AOR.



FONTE: O autor (2023), no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022).
 NOTA: PE (superior esquerda), PB (superior direita), decil 1 (inferior esquerda) e AOR (inferior direita). Linha em azul representa a tendência linear. Extremos foram retirados em todos os casos.

ANEXO 3 – PROGRAMAÇÃO NO SOFTWARE R

Segue relação de pacotes e funções utilizadas no R, versão 4.2.1. (R CORE TEAM, 2022), durante a execução do trabalho. Os pacotes são sempre chamados pela função “Library”. Mais detalhes sobre cada comando podem ser pesquisados nos tutoriais de cada pacote executado.

- Testes

```
R> phtest()
```

```
R> pFtest()
```

```
R> plmtest()
```

- Testes espaciais

```
R> bsctest()
```

```
R> library(geodist)
```

```
R> dst <- geodist(coor, measure = "cheap")
```

```
R> pcdtest(Função, data, model="within", test="cd", w= dst)
```

```
R> slmtest()
```

- Painel

```
R> library(plm)
```

```
R> plm(função, , model=c("within", "random", "pooling"), effect = c("individual",  
"time", "twoways"))
```

- Cálculo do IMR

```
R> library(pglm)
```

```
R> library(sampleSelection)
```

```
R> myProbit <- glm( Função, family = binomial( link = "probit"), data=data )
```

```
R> data$IMR <- invMillsRatio( myProbit )$IMR1
```

- Funções espaciais

```
R> library(splm)
R> library(spdep)
R> library(rgdal)
R> readOGR(mun)
R> coor <- coordinates(mun)
R> queen <- poly2nb(mun, queen=TRUE)
R> nnb5 <- knearneigh(coor, k=5, longlat = TRUE)
R> nb5 <- knn2nb(nnb5, row.names = NULL, sym = FALSE)
R> lw5 <- nb2listw(nb5, style="W", zero.policy=TRUE)
R> coords <- data.frame(x = coor[,1], y = coor[,2])
R> coor2 <- st_as_sf(coords, coords = c("x", "y"), remove = FALSE)
R> lwx5 <- nb2listwdist(nb5, coor2, type="idw", style="W", alpha = 1, dmax =
NULL, longlat = NULL, zero.policy=NULL)
R> moran.test(data, lwx5, alternative="greater", zero.policy=TRUE)
R> lag <- lag.listw(lwx5, data, zero.policy=TRUE)
R> ml <- spml(Função, data, listw = lwx5, model="within", effect = c("individual",
"time", "twoways"), lag = c(TRUE, FALSE), spatial.error=c("b", "kpp", "none"), Hess =
FALSE)
R> impactos <- spatialreg::impacts(ml, listw = lwx5, time = 10)
R> summary(impactos, zstats=TRUE, short=TRUE)
```

- Gráficos

```
R> library(ggplot2)
R> library(hrbrthemes)
R> ggplot()
R> plot()
```