

ELASTICIDADES DA DEMANDA RESIDENCIAL DE ELETRICIDADE NO BRASIL: UMA ANÁLISE A PARTIR DE MODELOS ESPACIAIS

Daniel Morais de Souza¹
Rogério Silva de Mattos¹
Eduardo Simões de Almeida¹

¹*Universidade Federal de Juiz de Fora*

DOI: 10.47168/rbe.v27i4.512

RESUMO

Parte importante do planejamento da expansão do sistema elétrico depende de uma adequada compreensão do comportamento do consumidor residencial, dado que a classe residencial é a segunda que mais demanda energia elétrica no país. Segundo a literatura, os fatores que mais afetam o consumo residencial são a renda do consumidor e o preço da eletricidade. Contudo, recentes estudos indicaram que a demanda de eletricidade apresenta interação espacial, ou seja, a demanda de uma região pode influenciar e ser influenciada pela demanda de regiões vizinhas. Este artigo estima as elasticidades, principalmente as de preço e renda, da demanda residencial de eletricidade do Brasil levando em conta os possíveis transbordamentos espaciais. Para isso, nove modelos de dados em painel, em que seis deles consideram diferentes efeitos espaciais, são aqui propostos. O modelo que melhor se ajustou aos dados foi o SLX (que considera as variáveis explicativas defasadas espacialmente), estimado com a matriz de um vizinho mais próximo como ponderação espacial. As elasticidades preço e renda encontradas foram de -0,206 e 0,281 respectivamente, semelhantes às reportadas pela literatura. Destacam-se também o importante papel do número de unidades consumidoras e o efeito indireto das variáveis explicativas na demanda residencial de energia elétrica.

Palavras-chave: Elasticidades da demanda; Energia elétrica; Dependência espacial.

ABSTRACT

A major step in the planning activities for the Brazilian electrical power system's expansion must be a proper understanding of the residential consumer's behavior, as the residential class is the second energy

demanding group in the country. According to the literature, the factors that mostly affect residential consumption are consumer income and electricity price. However, recent studies indicate that electricity demand displays spatial interaction, that is, the demand from a region can influence over, and be influenced by, the demand from neighboring regions. This article develops elasticity estimates, mainly price and income elasticities, of residential demand for electricity in Brazil taking into account possible spatial patterns. Nine panel data models are proposed, six of which considering different spatial effects. The model that best fit the data was the SLX (which considers spatially lagged explanatory variables), estimated with a matrix of one nearest neighbor as spatial weighting. Figures obtained for price and income elasticity estimates were -0.206 and 0.281, respectively, which are similar to other elasticity estimates available in the literature. The article also highlights the importance of the number of consumer units and the indirect effect of explanatory variables for the residential electricity demand.

Keywords: Demand elasticities; Electric energy; Spatial dependence.

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas três décadas o Brasil tem experienciado um rápido aumento na demanda de eletricidade, apresentando um crescimento médio de 3,58% ao ano. Segundo o Anuário Estatístico de Energia Elétrica de 2018, dentre os dez maiores consumidores de energia elétrica no mundo, o Brasil só perde para Índia e China em termos de crescimento de consumo de energia elétrica e, em 2015, ultrapassou o Canadá em termos absolutos (base TWh). Parte desse crescimento se deu pelos investimentos realizados na expansão da rede de transmissão de eletricidade, o que permitiu a interligação dos diversos sistemas elétricos regionais, antes isolados¹. Isto viabilizou uma maior integração espacial entre os mercados regionais de energia elétrica, proporcionando preços competitivos para os consumidores, além de qualidade e segurança no suprimento de eletricidade (MATTOS, 2016).

Depois de 2001 e 2002, anos de racionamento, todos os setores apresentaram crescimento do consumo de eletricidade, à exceção do setor industrial, afetado pela crise financeira de 2008 e pela crise política e econômica após 2014. O setor que apresentou o maior crescimento foi o residencial, quase dobrando o seu consumo bruto (subindo de aproximadamente 76 TWh para 136 TWh). Uma questão fundamental para o segmento residencial é entender como a demanda de eletricidade é influenciada pelos seus determinantes, prin-

¹ Existem 212 localidades no país que não estão conectadas ao SIN (Sistema Interligado Nacional). O consumo nessas localidades representa menos do que 1% da carga total do país.

principalmente o preço da eletricidade e a renda dos consumidores. Válidas estimativas destas elasticidades são de suma importância para a projeção de futuras demandas, o que auxilia as empresas do setor elétrico e os formuladores de políticas na avaliação de diversas questões, como bem-estar social, lucratividade, produção energética, entre outras (URH et al.; 2019).

No âmbito acadêmico, a maioria dos estudos que investigou a demanda residencial de eletricidade a considera no contexto da teoria das famílias, ou seja, as famílias combinam seus recursos para comprar uma mercadoria de energia composta (NARAYAN E SMYTH; 2005). Idealmente, um modelo empírico de demanda residencial de eletricidade deve ter a demanda em função do preço da eletricidade, renda real dos consumidores, preços da fonte substituta de energia, preços dos aparelhos elétricos, condições climáticas e outros fatores que podem impactar preferências do consumidor (AMUSA et al.; 2009). Na prática, a maioria dos estudos falha em reproduzir especificações empíricas ideais devido a restrições de dados.

Um fator que sempre foi negligenciado pelo setor e que nas últimas décadas vem ganhando cada vez mais importância é a dependência espacial. De Siano e Sapio (2020) salientam algumas características do setor elétrico que tornam fundamental a inclusão dos efeitos espaciais para o planejamento do setor em qualquer país. Uma delas é a diferença geográfica nas taxas de urbanização das regiões, o que influencia diretamente a difusão de tecnologias de geração distribuída.

Outra característica espacial importante é a interação das regiões consumidoras com as restrições à transmissão de eletricidade, isto é, se a rede de transmissão é conectada ao sistema interligado ou é um sistema isolado. A promoção da integração regional, segundo De Siano e Sapio (2020), baseia-se na presunção de que o aumento do comércio transfronteiriço promove a eficiência produtiva ao expandir o alcance das plantas mais eficientes e, conseqüentemente, melhora a eficiência alocativa ao induzir a competição entre produtores geograficamente separados.

Por último, e não menos importante, está a questão da modelagem do preço da eletricidade. Numa abordagem estrutural, o preço da eletricidade em um determinado momento e local é uma função de sua demanda, dos preços dos combustíveis, das restrições na rede de transmissão, dos componentes de fornecimento que não são estratégicos dentro de um determinado horizonte de licitação (ou seja, fontes de energia renováveis, contratos de derivativos), entre outros determinantes. Nessa abordagem, a dependência espacial entre os preços da eletricidade é comumente oriunda da dependência espacial entre estes determinantes e/ou de efeitos não-observáveis.

Ainda segundo De Siano e Sapio (2020), transbordamentos e/ou clusters espaciais podem surgir quando regiões próximas são ligadas por relações socioeconômicas. Estilos de vida semelhantes, comportamentos imitativos facilitados pela proximidade espacial e informações veiculadas por fluxos de migração, dentre outros exemplos, podem contribuir para desenvolver uma correlação espacial entre os níveis regionais de demanda de eletricidade.

Outras formas possíveis de interdependências espaciais são: i) diferenciais de preços induzidos por tarifas específicas de localização; ii) externalidades ambientais que podem afetar os comportamentos de consumo de eletricidade dentro do alcance geográfico; iii) efeitos de políticas energéticas, como por exemplo, no caso brasileiro, o programa Luz Para Todos¹.

Segundo Almeida (2012), desconsiderar os efeitos espaciais nos modelos econométricos implica relaxar algumas das hipóteses de Gauss-Markov e do modelo clássico de regressão linear, resultando em estimativas enviesadas e inconsistentes para os coeficientes. Buscando considerar os efeitos da interação espacial sobre a demanda residencial de energia elétrica (DREE), o objetivo deste artigo é estimar as elasticidades, principalmente as de preço e renda, da demanda residencial de eletricidade do Brasil levando em conta os possíveis transbordamentos espaciais. Para tanto, foi empregada a abordagem da econometria espacial, que lida com autocorrelação espacial e heterogeneidade espacial, duas questões-chave para a do mercado de energia. Mais especificamente, utilizamos a metodologia de painel de dados com e sem efeitos espaciais para as 27 unidades da federação (UF) do Brasil no período de 2003 a 2015.

Inicialmente, foram estimados três modelos de dados em painel sem dependência espacial, sendo o modelo de efeitos fixos o mais indicado pelo critério de Akaike e pelo teste de Hausman. Após a estimação, foram aplicados dois testes para checar a existência de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo, ambos indicando a existência de autocorrelação espacial para a matriz de um vizinho mais próximo. Verificada a presença de transbordamentos espaciais, o próximo passo foi estimar seis tipos de modelos de efeitos fixos considerando diferentes efeitos espaciais. Pelo critério de Akaike, o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o SLX (modelo que incorpora as variáveis explicativas defasadas espacialmente).

As elasticidades preço e renda encontradas foram de -0,206 e 0,281, respectivamente. Notou-se uma grande importância no número de unidades consumidoras de eletricidade, cuja elasticidade estimada

¹ O programa Luz Para Todos foi um programa governamental feito com o intuito de erradicar a exclusão elétrica no país. Segundo o Anuário Estatístico de Energia Elétrica de 2018 da ANEEL, aproximadamente 50% da população atendida pelo programa é da Região Nordeste.

foi de 1,056. As elasticidades preço e renda do vizinho mais próximo apresentaram sinais contrários aos esperados, porém com magnitudes menores, 0,080 e -0,200 respectivamente. A elasticidade de unidades consumidoras do vizinho mais próximo teve magnitude e sinal esperados, de 0,349.

Este artigo está dividido em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda seção faz uma revisão da literatura sobre demanda de energia elétrica. A terceira seção apresenta a metodologia utilizada e os dados. A quarta seção apresenta os resultados das estimações e a quinta, e última seção, apresenta as considerações finais.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção apresenta os principais trabalhos sobre a demanda de energia elétrica, focando as metodologias empregadas, os períodos de análise e as estimativas de elasticidades preço e renda. A primeira subseção aborda os trabalhos internacionais e a segunda os trabalhos nacionais.

2.1 Trabalhos internacionais

O primeiro trabalho a utilizar modelos econométricos para demanda de energia elétrica foi Houthakker (1951). O autor utilizou um modelo log-log de regressão múltipla para a estimação das elasticidades preço e renda da DREE para 42 cidades do Reino Unido, no período de 1937 a 1938. As elasticidades-preço e renda encontradas foram de -0,89 e 1,17, respectivamente.

O primeiro trabalho que aplicou as técnicas de dados em painel na área de energia foi Balestra e Nerlove (1966). Os autores estimaram as elasticidades para a demanda por gás natural no período de 1950 a 1962 para os 51 estados dos Estados Unidos. As elasticidades-preço e renda encontradas foram de -0,62 e 0,62, respectivamente, ambas a longo prazo. Baltagi e Griggin (1983) utilizaram um painel de dados dos países da OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico) no período de 1960 a 1978 para estimar a elasticidade-preço para a demanda por gasolina. Os autores encontraram um intervalo para elasticidade-preço de longo prazo de -0,55 a -0,90, dependendo do estimador aplicado. Os estimadores incluídos no estudo foram o de mínimos quadrados ordinários, o de efeitos fixos mais cinco tipos de estimadores de mínimos quadrados generalizados.

Liu (2004) também utilizou a abordagem de dados em painel para estimar as elasticidades-preço e renda da energia elétrica, gás natural e óleo diesel nos países da OCDE para o período de 1978 a

1999 nos segmentos industrial, comercial e residencial. O autor realizou uma comparação entre os estimadores de efeito fixos, efeitos aleatórios e o método dos momentos generalizados (GMM), encontrando elasticidades-preço e renda da DREE nos valores de -0,030 e 0,058 respectivamente.

Zhou e Teng (2013) utilizaram dados de pesquisas domiciliares urbanas anuais da província de Sichuan na China no período de 2007 a 2009 para estimar as elasticidades de renda e preço da DREE, junto com efeitos de variáveis relacionadas ao estilo de vida. Os resultados encontrados apontaram que a demanda de eletricidade é inelástica ao preço e à renda, com elasticidades-preço e -renda variando de -0,35 a -0,50 e de 0,14 a 0,33, respectivamente. Variáveis relacionadas ao estilo de vida, variáveis demográficas, tamanho da residência e quantidade de eletrodomésticos também se mostraram importantes determinantes da demanda residencial de eletricidade.

Após a publicação dos trabalhos de Johansen (1988 e 1991) e Johansen e Juselius (1990), que introduziram testes de cointegração e uma metodologia consistente para estimação de modelos vetoriais de correção de erros (VCE), diversos trabalhos na área de energia elétrica foram feitos visando prever a demanda de eletricidade e calcular elasticidades-preço e -renda. Jamil e Ahmad (2011) utilizaram esta metodologia para calcular as elasticidades-preço e -renda de curto e longo prazos para as seguintes classes de consumo de energia elétrica do Paquistão: residencial, comercial, industrial e agrícola. Para cada segmento, os autores encontraram uma relação de longo prazo estável entre as variáveis e, exceto para o segmento agrícola, todas as relações de longo prazo indicaram que a demanda de eletricidade é elástica tanto para a renda quanto para o preço no nível agregado. Para o setor agrícola, os autores encontraram uma demanda de eletricidade elástica à produção, mas inelástica ao preço da eletricidade.

Pourazarm e Cooray (2013) estimaram um modelo VCE para examinar as relações de curto e longo prazos entre a DREE e seus determinantes para o Irã no período de 1967 a 2009. Os resultados mostraram que o preço da eletricidade é estatisticamente irrelevante e a elasticidade-renda é inferior à unidade. O fator mais influente da demanda doméstica de eletricidade foi a temperatura. O número de aldeias eletrificadas (um indicador de progresso econômico) foi estatisticamente significativo, mostrando que o progresso econômico tem um impacto positivo na demanda de eletricidade. Lim et al. (2014) também utilizaram esta metodologia para calcular as elasticidades-preço e -renda de curto e longo prazos para a demanda comercial de energia elétrica na Coreia do Sul, no período de 1970 a 2011. Os resultados apontaram que a demanda comercial de eletricidade é inelástica às mudanças, tanto no preço quanto na receita no curto prazo, mas elás-

tica no longo prazo.

Nenhum dos trabalhos mencionados anteriormente considerou a presença de efeitos espaciais na demanda por energia elétrica. O primeiro a testar a existência destes efeitos foi o de Ohtsuka et al. (2010). Os autores compararam a capacidade preditiva do modelo Spatial autorregressive moving average (SAR-ARMA) com um ARMA(1,1) para analisar a demanda de energia elétrica das nove regiões do Japão no período de Janeiro de 1992 a Janeiro de 2003. O modelo com melhor capacidade preditiva foi o SAR-ARMA e, conseqüentemente, os autores concluíram que o modelo de espaço-tempo melhora o desempenho da previsão da demanda futura de eletricidade no Japão. Posteriormente, Ohtsuka e Kakamu (2013) utilizaram a mesma base de dados para comparar a capacidade preditiva de um modelo SAR-ARMA com um modelo vetor autorregressivo (VAR). Os autores concluíram que o modelo VAR se adequou melhor aos dados e produziu melhores previsões.

Blázquez et al. (2013) apresentaram uma análise empírica da DREE considerando a existência de efeitos espaciais para estimar suas elasticidades. A análise foi realizada com uma base de dados do tipo painel, composta por 46 províncias da Espanha no período de 2001 a 2010. Os autores compararam quatro modelos: efeitos fixos, efeitos fixos com lag espacial, efeitos fixos com erro espacial e o modelo SAC (*Spatial Autocorrelation*), sendo o último o que produziu os melhores resultados. Os resultados mostraram que a DREE é inelástica aos preços e que a elasticidade-renda é relativamente baixa. Por fim, os autores concluem que existem efeitos espaciais no consumo de eletricidade residencial espanhol.

Cho et al. (2015) analisaram a demanda de eletricidade regional da Coréia do Sul para as seguintes classes de consumo: residencial, varejo, fabricação e agrícola. Utilizando um painel dinâmico com dependência espacial SAC-AR (1), os autores calcularam os impactos diretos e indiretos do preço da energia elétrica e renda e realizaram previsões da demanda de energia para o período de 2005 a 2020 das quatro classes admitindo três cenários possíveis. Os autores apontaram três principais resultados: i) as elasticidades-preço da demanda de eletricidade diferem entre as categorias de uso. Especificamente, as demandas de eletricidade para usos na manufatura e varejo são inelásticas ao preço e perto da elasticidade unitária, respectivamente, enquanto aquelas para usos agrícolas e residenciais não são estatisticamente significativas; ii) os transbordamentos espaciais na demanda de eletricidade variam entre as classes e; iii) os resultados da simulação sugerem que as variações espaciais entre as demandas de eletricidade por classe sob uma política de preços de eletricidade com variação regional diferem daquelas sob uma política de preços de eletricidade

uniforme regionalmente.

Com o intuito de analisar a eficiência energética regional chinesa, Lv et al. (2016) averiguaram os determinantes da eficiência energética considerando possíveis efeitos espaciais entre as 31 províncias da China durante o período de 2001 a 2010. Os autores aplicaram três técnicas de painel de dados com dependência espacial, a saber: SAR (*Spatial Autoregressive*), SEM (*Spatial error model*) e efeitos acumulativos. Os resultados indicaram disparidades nos efeitos cumulativos de eficiência energética entre as regiões orientais, centrais e ocidentais, e que existem evidências de efeitos espaciais significativos na eficiência energética entre as regiões da área Ocidental e entre as regiões das áreas Oriental e Ocidental. Os principais determinantes da eficiência energética foram a estrutura de energia, o preço da energia, o desenvolvimento de transporte ferroviário e o estoque de pesquisa e desenvolvimento (P&D). Como extensão do artigo anterior, Song et al. (2018) replicam a abordagem econométrica do estudo de Lv et al. (2016) para o período de 2001 a 2014. Os resultados encontrados pelos autores foram similares aos de Lv et al. (2016), contudo os principais determinantes da eficiência energética foram a estrutura industrial, a intensidade de energia e o progresso tecnológico.

Akarsu (2017) analisou os fatores econômicos que afetaram a demanda regional de eletricidade da Turquia levando em conta as interdependências espaciais. Para isto, o autor utilizou um painel de dados de consumo de eletricidade, PIB, tarifa de eletricidade, temperatura e número de habitantes das 26 regiões da Turquia para o período de 1990 a 2001. Os resultados do modelo dinâmico com defasagem espacial apontaram a existência de efeitos espaciais, bem como efeitos diretos e indiretos de fatores econômicos. As elasticidades-renda e preço de longo-prazo se mostraram moderadas, e com os sinais esperados, enquanto em curto-prazo a demanda regional de eletricidade se mostrou inelástica à renda e ao preço de eletricidade.

2.2 Trabalhos nacionais

O primeiro trabalho de modelagem econométrica da demanda por energia elétrica no Brasil foi de Modiano (1984). Neste estudo, o autor estimou um modelo de regressão múltipla usando o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) para analisar a sensibilidade do consumo à atividade econômica e aos preços da energia elétrica para todas as classes de consumo do Brasil no período de 1963 a 1981.

Andrade e Lobão (1997) utilizaram pela primeira vez um modelo VAR para explicar o consumo residencial de energia elétrica do Brasil. Como variáveis explicativas, os autores utilizaram o preço de eletricidade, a renda dos consumidores e o estoque de eletrodomésticos

para o período de 1963 a 1995.

Após Andrade e Lobão (1997), vários outros estudos usando modelos VAR foram feitos, seja para atualizar a equação para o consumo residencial brasileiro (SILVA, 2001; SCHMIDT e LIMA, 2004; OLIVEIRA et al, 2010; VIANA e SILVA, 2014), seja para estender a aplicação para outros segmentos de consumo ou ainda replicar para estados e regiões brasileiras. Nesse sentido, modelos VCE foram estimados por Mattos (2005) para o consumo industrial brasileiro e, no caso do Estado de Minas Gerais, Mattos e Lima (2005) para o consumo residencial, Mattos et al. (2005) para o consumo industrial, e Mattos et al. (2006) para o consumo comercial. Siqueira et al. (2006) e Irffi et al. (2009) também estimaram modelos VCE para os três segmentos de consumo de eletricidade no Nordeste. Amaral e Monteiro (2010) estimaram as elasticidades-preço e -renda pré e pós apagão de 2001-2002 para a DREE do Brasil para o período de 1974 a 2008.

A literatura nacional apresenta poucos trabalhos empregando a metodologia de dados em painel para a previsão da demanda de energia elétrica. Gomes (2010) estimou as elasticidades-preço e -renda da DREE utilizando um banco de dados formado por 63 distribuidoras de energia elétrica, para o período de 1999 a 2006. Os resultados encontrados pela autora sugerem que a DREE é inelástica a variações na renda dos consumidores e ao preço da eletricidade.

Cabral et al. (2017) propuseram um método alternativo para aplicar o teste de I de Moran na análise exploratória da autocorrelação espacial em uma base de dados do tipo painel. Com este novo método, os autores encontraram evidências de que o consumo regional de eletricidade no Brasil é espacialmente dependente, apresentando um padrão de dissimilaridade entre as regiões. Além disso, foram comparadas as performances preditivas de dois modelos para o consumo regional de eletricidade: espacial ARIMA (ARIMASp) e ARIMA. O modelo ARIMASp apresentou melhores resultados preditivos.

Urh et al. (2017) utilizaram um painel de dados das 27 UFs do Brasil no período de 2004 a 2014 para estimar as elasticidades de curto e longo prazos da DREE. Os autores usaram a abordagem de painel dinâmico e aplicaram o método GMM (*generalized method of moments*) de Arellano e Bond (1991). As elasticidades-preço e -renda de curto prazo variaram de -0,13 a -0,18 e de 0,08 a 0,12 respectivamente, enquanto as elasticidades de longo prazo encontradas variaram de -0,617 a -1,472, para o preço da energia, e de 0,324 a 1,095, para a renda.

O primeiro trabalho nacional a utilizar microdados para a estimação das elasticidades da DREE foi Urh et al. (2019). Os autores utilizaram dados a nível residencial da Pesquisa de Orçamento Familiar (POF) realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)

nas temporadas 1998/1999 e 2008/2013, para a área metropolitana de São Paulo, o que lhes permitiu a adoção dos procedimentos de estimação para dados em painel. As elasticidades-preço e -renda encontradas variam de -0,46 a -0,56, e de 0,20 a 0,32, respectivamente. Adicionalmente, os autores aplicaram o método de regressão quantílica, de modo a investigar possíveis efeitos heterogêneos ao longo dos quantis. Os resultados indicaram que um aumento no preço de eletricidade impacta diferentemente a DREE para diferentes quantis, ou grupos econômicos, de modo que a redução da DREE é mais forte para os quantis menores, ou seja, para as residências com menor poder aquisitivo.

Cabral et al. (2020) ajustaram o modelo SDM (*Spatial Durbin model*) dinâmico para a demanda regional de eletricidade do Brasil utilizando um painel de dados das cinco macrorregiões do Brasil no período mensal de 2004 a 2014. Os resultados apresentaram inelasticidade da DREE em relação ao preço de eletricidade e à renda dos consumidores, contudo um significativo efeito da temperatura e do número de residências conectadas ao grid de eletricidade.

A Tabela 1, elaborada pelos autores, traz uma síntese dos principais resultados dos trabalhos que não incorporaram a presença de efeitos espacial, enquanto a Tabela 2, também elaborada pelos autores, traz a síntese dos trabalhos que consideraram estes efeitos.

Tabela 1- Trabalhos relativos à demanda por energia elétrica que não incorporam efeitos espaciais, com valores estimados de elasticidade preço e renda

Autor	Método	Preço	Renda	Classe/energético	Região
Experiência nacional					
Modiano (1984)	VAR	-0,403	1,130	Residencial	Brasil
Andrade e Lobão (1997)	VAR	-0,051	0,213	Residencial	Brasil
Silva (2001)	VAR	-0,270	0,937	Residencial	Brasil
Schmidt e Lima (2004)	VAR	-0,085	0,539	Residencial	Brasil
Mattos (2005)	VAR	-0,489	1,588	Industrial	Brasil
Mattos e Lima (2005)	VAR	-0,258	0,532	Residencial	Minas Gerais
Mattos et al. (2005)	VAR	-0,250	0,539	Industrial	Minas Gerais
Mattos et al. (2006)	VAR	-0,772	0,778	Comercial	Minas Gerais
Siqueira et al. (2006)	VAR	-0,412	1,400	Residencial	Nordeste
Irffi et al. (2009)	VAR	-0,504	0,876	Residencial	Nordeste
Gomes (2010)	Painel	-0,111	0,102	Residencial	Brasil

Tabela 1- Trabalhos relativos à demanda por energia elétrica que não incorporam efeitos espaciais, com valores estimados de elasticidade preço e renda (continuação)

Autor	Método	Preço	Renda	Classe/energético	Região
Experiência nacional					
Amaral e Monteiro (2010)	VAR	-0,431	0,613*	Residencial	Brasil
Oliveira et al. (2010)	VAR	-0,391	0,964	Residencial	Brasil
Viana e Silva (2014)	VAR	-0,707	1,790	Residencial	Brasil
Urh et al. (2017)	Painel	(-1,47;-0,62)	(0,32;1,10)	Residencial	Brasil
Urh et al. (2019)	Painel	(-0,56;-0,46)	(0,20;0,32)	Residencial	Brasil
Experiência internacional					
Houthakker (1951)	Painel	-0,893	1,166	Residencial	Inglaterra
Balestra e Nerlove (1966)	Painel	-0,630	0,620	Gás natural	Estados Unidos
Baltagi e Griggin (1983)	Painel	(-0,55;-0,90)**	(0,54;0,89)**	Gasolina	OCDE
Liu (2004)	Painel	-0,030	0,058	Energia elétrica	OCDE
Jamil e Ahmad (2011)	VAR	0,070	0,490	Residencial	Paquistão
		-0,310	0,050	Comercial	
		-0,060	0,640	Industrial	
		-0,190	0,240	Agrícola	
Pourazarm e Cooray (2013)	VAR	0	0,580	Residencial	Irã
Zhou e Teng (2013)	Painel	(-0,35;-0,5)**	(0,14;0,33)**	Residencial	China
Lim et al. (2014)	VAR	-1,002	1,090	Energia elétrica	Coréia do Sul

Nota: * após 2000. ** Limites inferior e superior das elasticidades.

Com base na revisão da literatura, é possível concluir que: i) a maioria dos trabalhos ignora as interações espaciais no cálculo das elasticidades da demanda. Um possível motivo para isso é o fato da econometria espacial conquistar o mainstream da economia apenas a partir do século XXI; ii) existe uma predominância em estudos na literatura nacional com dados em séries de tempo, utilizando a metodologia VAR/VCE. No caso brasileiro, apenas Gomes (2010), Urh et al. (2017), Urh et al. (2019) e Cabral et al. (2020) estimaram elasticidades da demanda por energia elétrica utilizando painel de dados, sendo Cabral et al. (2020) o único a considerar os possíveis efeitos espaciais na DREE.

Tabela 2 - Trabalhos relativos à demanda por energia elétrica que incorporam efeitos espaciais

Autor	Método	Região	Principais resultados
Ohtsuka et al. (2010)	SAR-ARMA; ARMA	9 distribuidoras japonesas	O modelo SAR-ARMA(1,1) mostrou melhor capacidade preditiva que o modelo ARMA(1,1).
Ohtsuka e Kakamu (2013)	SAR-ARMA; VAR	9 distribuidoras japonesas	O modelo VAR(1) mostrou melhor capacidade preditiva que o modelo SAR-ARMA(1,1).
Blázquez et al. (2013)	SARAR (SAC)	46 províncias espanholas	A elasticidades-renda foi moderada e a elasticidade-preço foi pequena. Verificaram uma forte presença de efeitos espaciais na DREE.
Cho et al. (2015)	SAC-AR	16 regiões sul-coreanas	Foram encontrados efeitos espaciais positivos na DREE.
Akarsu (2017)	SDM dinâmico	26 regiões turcas	As elasticidades-renda e preço de longo-prazo se mostraram moderadas e as de curto-prazo pequenas
Cabral et al. (2017)	ARIMASp; ARIMA	5 regiões brasileiras	O modelo ARIMASp foi o modelo com melhor capacidade preditiva.
Cabral et al. (2020)	SDM dinâmico; SAC-AR	5 regiões brasileiras	SDM dinâmico foi o modelo com melhor capacidade preditiva.

3. METODOLOGIA E BASE DE DADOS

Esta seção está dividida em duas partes. A primeira descreve a metodologia e o procedimento de especificação para a obtenção do melhor modelo. A segunda apresenta a base de dados.

3.1 Metodologia

3.1.1 Especificação da Demanda Residencial por Energia Elétrica (DREE)

Esta subseção apresenta o modelo teórico da demanda de eletricidade proposto por Andrade e Lobão (1997). As hipóteses básicas propostas pelos autores, adaptadas ao intuito deste artigo, são:

- i. A energia elétrica demandada pelos consumidores residenciais ligados à rede de distribuição é plenamente atendida. Ou seja, de uma forma geral ou para grande parte dos consumidores, não existe o problema de demanda reprimida e a oferta do serviço é infinitamente elástica. Com esta hipótese, pode-se usar a quantidade consumida como uma boa aproximação para a quantidade demandada;

ii. A demanda residencial das UFs é influenciada por três variáveis fundamentais: o preço cobrado pelo serviço, a renda familiar e o número de unidades consumidoras residenciais. Teoricamente, espera-se que o consumo reaja negativamente às variações do preço e positivamente às variações da renda e do número de unidades consumidoras.

Com base nestas hipóteses, a representação da DREE pode assumir a seguinte forma geral:

$$DREE_t = f(\text{Preço}_t, \text{Renda}_t, \text{Unidades}_t) \quad (1)$$

em que $DREE_t$ é a quantidade demandada de energia elétrica, Preço_t o preço de energia elétrica, Renda_t a renda dos consumidores, Unidades_t o número de unidades consumidoras residenciais e t um índice de tempo. Para a função $f(\cdot)$, Andrade e Lobão (1997) assumem que o modelo teórico é uma função tipo Cobb-Douglas:

$$DREE_t = \beta_0 \text{Preço}_t^{\beta_1} \text{Renda}_t^{\beta_2} \text{Unidades}_t^{\beta_3} e_t \quad (2)$$

Onde $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ e β_3 são parâmetros a serem estimados e e_t é o termo de erro aleatório. A equação (2) constitui um modelo de elasticidade constante no tempo, sendo β_1 a elasticidade preço, β_2 a elasticidade renda e β_3 a elasticidade unidades consumidoras. Para obter as elasticidades, basta estimar (2) na forma logarítmica:

$$\log(DREE_t) = \log(\beta_0) + \beta_1 \log(\text{Preço}_t) + \beta_2 \log(\text{Renda}_t) + \beta_3 \log(\text{Unidades}_t) + \log(e_t) \quad (3)$$

A equação (3), assim, representa um modelo de regressão linear múltipla que pode ser estimado por diferentes métodos. Por sua vez, os parâmetros estimados β_1 e β_2 seriam aproximações das elasticidades -preço e -renda da DREE. A próxima subseção apresenta os modelos de dados em painel e os principais modelos da econometria espacial.

3.1.2 Modelos de dados em painel

O objetivo do modelo de dados em painel é capturar relações dinâmicas a partir de informações ao longo do tempo para as mesmas unidades de uma seção transversal. Este tipo de modelo utiliza dados que possuem tanto a dimensão de corte transversal (indivíduos, cidades, estados) quanto a temporal. Isto permite que estes modelos consigam captar as variações entre as observações e no tempo. Outra vantagem que modelos de dados em painel possuem é o controle da regressão por características não observáveis, isto é, o controle da heterogeneidade dos indivíduos. Seguindo a metodologia de Wooldridge (2010), o modelo de dados em painel para a DREE é dado por:

$$Y_{it} = X'_{it}\beta + \alpha'_i + e_{it} \quad (4)$$

em que Y_{it} representa a DREE para a UF i no tempo t . Na aplicação feita neste artigo, o termo X'_{it} possui quatro regressores: o vetor de 1's para a constante, o vetor da renda dos consumidores residenciais ($Renda_{it}$), o vetor dos preços médios de energia elétrica ($Preço_{it}$) e o vetor das unidades consumidoras ($Unidades_{it}$). O efeito específico da UF é representado por α'_i , chamado de componente não observado. O termo de erro e_{it} é identicamente e independentemente distribuído com média zero e variância constante, além de não possuir autocorrelação serial com nenhuma defasagem.

O primeiro passo destes modelos é verificar se os efeitos específicos não observados das UFs são relevantes no modelo. Para isto, o teste comumente utilizado é o de Breusch-Pagan, que é um teste de multiplicador de Lagrange cuja hipótese nula é de que a variância dos resíduos devidos aos efeitos específicos é zero, ou seja, $\sigma^2_{\alpha} = 0$. Se não for rejeitada a hipótese nula, é aconselhado estimar o modelo por MQO para dados agrupados (*Pooled OLS*); caso contrário, deve-se estimar o modelo de efeitos fixos e o modelo de efeitos aleatórios.

Caso seja necessário estimar os modelos de efeitos fixos e aleatórios, após a estimação dos mesmos a literatura recomenda o teste de Hausman para descobrir qual é o modelo mais apropriado. A diferença entre o modelo de efeitos fixos e o de efeitos aleatórios é que no primeiro a correlação entre os regressores e os efeitos específicos é diferente de zero, enquanto no segundo é igual a zero. As hipóteses do teste de Hausman captam esta diferença: $H_0: Cor(X_{it}, \alpha_i) = 0$, significa que as estimativas de ambos modelos são iguais, porém o modelo de efeitos aleatórios produz estimativas mais eficientes dado que utiliza o método de mínimos quadrados generalizados; $H_1: Cor(X_{it}, \alpha_i) \neq 0$, signifi-

ca que o modelo de efeitos aleatórios é inconsistente e o de efeitos fixos é consistente.

Para checar a existência de autocorrelação espacial, foram feitos dois testes: LM2 e CLM Lambda propostos por Baltagi et al. (2003). Caso seja acusada a dependência espacial, são necessários modelos alternativos aos de dados em painel. A próxima subseção apresenta os principais modelos da econometria espacial para dados em painel.

3.1.3 Modelos de dados em painel com dependência espacial

O modelo de dados agrupados com dependência espacial geral é representado por:

$$Y_{it} = \rho WY_{it} + X_{it}\beta + WX_{it}\tau + \xi_{it} \quad (5)$$

$$\xi_{it} = \lambda W\xi_{it} + e_{it} \quad (6)$$

em que a matriz W é uma matriz quadrada de dimensão 27×27 , sendo w_{ij} o grau de conexão entre as UFs i e j , WY_{it} é a defasagem espacial da DREE para a UF i no tempo t . As variáveis explicativas exógenas (constante, renda dos consumidores residenciais, preço médio de energia elétrica e número de unidades consumidoras) defasadas espacialmente são representadas por WX_{it} , os erros defasados espacialmente são simbolizados por $W\xi_{it}$. Os parâmetros ρ e λ são escalares espaciais, ao passo que τ é um vetor de coeficientes espaciais. Os modelos de efeitos fixos com dependência espacial são representados pelas equações (7) e (8).

$$Y_{it} = \alpha_i + \rho WY_{it} + X_{it}\beta + WX_{it}\tau + \xi_{it} \quad (7)$$

$$\xi_{it} = \lambda W\xi_{it} + e_{it} \quad (8)$$

em que α_i é o efeito específico da i -ésima UF. O modelo de efeitos aleatórios com dependência espacial é representado por:

$$Y_{it} = \rho WY_{it} + X_{it}\beta + WX_{it}\tau + \xi_{it} \quad (9)$$

$$\xi_{it} = \alpha_i + \lambda W \xi_{it} + e_{it} \quad (10)$$

É possível extrair vários modelos de painel de dados com dependência espacial. Para isto, basta impor diferentes restrições nos parâmetros espaciais dos modelos acima. Este artigo explora seis modelos de painel de dados espaciais: i) modelo SAR (*Spatial Autoregressive*), que considera apenas a dependência espacial da variável dependente; ii) modelo SEM (*Spatial error model*), que considera apenas a dependência espacial dos termos de erro; iii) modelo SAC (*Spatial Autocorrelation*), que considera a dependência espacial da variável dependente e dos termos de erro; iv) modelo SDM (*Spatial Durbin model*), que considera a dependência espacial da variável dependente e das variáveis explicativas; v) SDEM (*Spatial Durbin error model*), que considera a dependência espacial das variáveis explicativas e dos termos de erro; e vi) SLX (*Spatial cross-regressive*), que considera apenas a dependência espacial das variáveis explicativas.

De posse dos modelos de efeitos não observados com dependência espacial, a escolha do melhor modelo para explicar a DREE se deu pelo critério AIC (*Akaike information criteria*), o de uso mais comum na literatura.

3.2 Base de dados

As variáveis utilizadas na estimação da DREE foram: consumo residencial de energia elétrica (em MWh), preço da energia elétrica (em R\$/MWh de 2015), PIB estadual (em milhões R\$ de 2015) e número de unidades consumidoras conectadas ao sistema de eletricidade (quantidade). As observações são em nível de UF (N=27) e compreendem o período de 2003 a 2015 (T=13). Como nos demais trabalhos da literatura, este trabalho assume como hipótese de identificação do modelo que todas as variáveis independentes são exógenas, inclusive o preço da eletricidade.

A variável dependente DREE foi representada pelo consumo de energia elétrica residencial, pois assume-se que toda energia elétrica demandada pelos consumidores residenciais é efetivamente fornecida. Os dados anuais de consumo de energia elétrica residencial foram obtidos na Eletrobrás e os de PIB estadual a preços correntes (em milhões R\$) foram retirados do IBGE.

Não foi possível obter dados anuais para o preço residencial de energia elétrica e para o número de unidades consumidoras a nível de UF. Contudo, foi possível obter na ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) os valores anuais para cada distribuidora. Deste modo,

para a construção dos dados anuais do número de unidades consumidoras a nível de UF foi necessário somar o número de unidades das distribuidoras em uma mesma UF¹. Para o preço residencial de energia elétrica, foi adotado o seguinte procedimento: caso a UF possuísse apenas uma distribuidora de energia elétrica, o preço da UF é igual ao preço desta distribuidora; caso a UF possuísse mais de uma distribuidora, foi calculada uma média ponderada dos preços de energia elétrica das distribuidoras pelo seu número de unidades consumidoras, resultando no preço médio residencial de energia elétrica da UF².

Para a construção dos dados anuais do número de unidades consumidoras em nível de UF, foi necessário somar o número de unidades das distribuidoras em uma mesma UF.

Para trabalhar com valores reais de preço de energia elétrica e PIB foi utilizado o IPCA do IBGE para deflacionar as séries, utilizando como ano base o ano de 2015. A Tabela 3, elaborada pelos autores, traz as principais estatísticas descritivas do banco de dados utilizado.

Tabela 3 – Estatísticas descritivas das variáveis no período de 2003 a 2015

Variáveis	Mínimo	1° Quartil	Média	3° Quartil	Máximo	Desvio-Padrão
DREE (GWh)	156,5	883	3.809,3	3.933,1	3.9412,4	6.329,62
Renda (milhões R\$)	5,23	35,55	186	183,9	2057	329,1
Preço (R\$/MWh)	233,9	380,7	433,5	483,7	483,7	75,4
Unidades (milhões)	0,8	7,1	24,4	29,1	192,9	33,1

Nota: Optou-se por apresentar a DREE em GWh ao invés de MWh.

1 Foram adotados os seguintes passos para as distribuidoras que possuíam unidades consumidoras em mais de uma UF: i) para cada ano coletamos no IBGE a população de cada município e de cada estado; ii) agregamos todos os municípios referentes às distribuidoras para cada UF e; iii) a partir da porcentagem da população destes municípios, no estado, calculamos a porcentagem das unidades consumidoras da distribuidora para aquele mesmo estado.

2 Também foi calculada a média ponderada das tarifas de energia elétrica pelo consumo de energia de cada distribuidora. As estimações com as diferentes médias ponderadas obtiveram coeficientes semelhantes.

4. RESULTADOS

Primeiramente, foram ajustados três modelos sem dependência, a saber: *Pooled OLS*, efeitos fixos e efeitos aleatórios. Neste artigo, todos os testes e estimações foram construídos no software R. As estimações foram realizadas através do método de máxima verossimilhança¹ e estão apresentadas na Tabela 4, elaborada pelos autores. Nota-se um bom ajustamento por parte dos modelos de efeito fixos e o de aleatórios, sendo um indício de que os efeitos não observados são relevantes. Para verificar se estes efeitos são estatisticamente significativos, foi empregado o teste de Breusch-Pagan ao modelo *Pooled OLS*, encontrando-se um valor da estatística de teste de 11,41 com um p-valor de $2,2 \cdot 10^{-16}$. Com isto, pode-se concluir a um nível de 5% de significância que há efeitos não observados no modelo.

Tabela 4 – Estimativas dos modelos de painel sem dependência espacial

Parâmetros	Dados Agrupados	Efeitos Fixos	Efeitos Aleatórios
Constante	-7,313***	-	-10,498***
	(0,300)		(0,403)
Preço	-0,277***	-0,162***	-0,225***
	(0,047)	(0,027)	(0,033)
Renda	0,557***	0,200***	0,450***
	(0,018)	(0,037)	(0,037)
Unidades	0,390***	1,200***	0,685***
	(0,019)	(0,056)	(0,048)
Qualidade de ajustamento			
R^2	0,984	0,952	0,938
\bar{R}^2	0,983	0,948	0,937
AIC	-342,64	-1032,35	-850,09

Nota: Valores com *, ** e *** são significativos a 10, 5 e 1% respectivamente. Valores entre parênteses representam o erro padrão da estimativa.

Verificada a presença dos efeitos não observados no modelo, o teste de Hausman indicou um χ -valor de 304,03, com um p-valor de $2,2 \cdot 10^{-16}$. Logo, conclui-se que há evidências para rejeitar a hipótese de

1 Para mais detalhes sobre o método de máxima verossimilhança para estes modelos, ver Milla e Piras (2012).

que a correlação entre as variáveis explicativas e os efeitos específicos seja igual a zero, ou seja, é preferível o modelo de efeitos fixos.

Dois testes foram feitos para checar a existência de autocorrelação espacial do modelo de efeitos fixos, os testes LM2 e CLM Lambda propostos por Baltagi et al. (2003). Estes testes são multiplicadores de Lagrange (LM) adaptados à econometria espacial para testar se existe autocorrelação espacial entre as unidades da *cross-section*. A única diferença entre eles é que o LM2 assume que não existem efeitos não observados na *cross-section*, sendo um teste menos poderoso. A Tabela 5, elabora pelos autores, apresenta os resultados destes testes.

Tabela 5 – Testes para verificar a autocorrelação espacial

Matriz de ponderação espacial	LM2	CLM Lambda
Torre	3,60***	0,48
Rainha	3,60***	0,48
Distância Inversa	2,64***	4,88***
1 Vizinho	3,62***	1,69**
2 Vizinhos	2,51**	0,04
3 Vizinhos	4,35***	0,02
4 Vizinhos	3,73***	0,49
5 Vizinhos	4,51***	1,20

Nota: Valores com *, ** e *** são significativos a 10, 5 e 1% respectivamente

Pela Tabela 5, pode-se afirmar que o teste LM2 rejeitou a hipótese de inexistência de autocorrelação espacial entre as unidades da *cross-section* para todas as matrizes de ponderação espacial a um nível de 5% de significância. Já o teste CLM Lambda rejeitou a mesma hipótese apenas para as matrizes de ponderação espacial de distância inversa e de um Vizinho mais próximo ao mesmo nível de significância.

Deste modo, foram estimados seis modelos de efeitos fixos com diferentes tipos de dependência espacial considerando as matrizes de ponderação espacial de distância inversa e de um Vizinho mais próximo, dado que ambas indicaram autocorrelação espacial em todos os testes. Pelo critério de Akaike, os modelos considerando a matriz de um Vizinho mais próximo mostraram ser preferíveis; logo, todas as estimações apresentadas a seguir são baseadas nestes modelos. O método de estimação utilizado foi o de máxima verossimilhança, que é o método alternativo ao MQO mais eficiente. Segundo Millio e Piras (2012), o MQO é ineficiente para modelos com componente de erros

autocorrelacionados espacialmente.

A Tabela 6, elaborada pelos autores, apresenta os resultados dos modelos de efeitos fixos com os diferentes tipos de dependência espacial considerando a matriz de um vizinho mais próximo. WDREE representa a DREE defasada espacialmente, WResíduos representa o termo de erro defasado espacialmente, WPreço representa o preço residencial de eletricidade defasado espacialmente, WRenda representa a renda dos consumidores defasada espacialmente, WUnidades representa o número de unidades consumidoras defasado espacialmente.

Tabela 6 – Modelos de efeitos fixos com dependência espacial

Parâmetros	SAR	SEM	SAC	SDM	SDEM	SLX
Preço	-0,151***	-0,165***	-0,151***	-0,204***	-0,207***	-0,206***
Renda	0,157***	0,214***	0,159**	0,270***	0,283***	0,281***
Unidades	1,182***	1,174***	1,182***	1,056***	1,055***	1,056***
WDREE	0,053*	-	0,052	0,026	-	-
WPreço	-	-	-	0,085**	0,080**	0,080**
WRenda	-	-	-	-0,205***	-0,199***	-0,200***
Wunidades	-	-	-	0,332***	0,345***	0,349***
WResíduos	-	0,067	-0,003	-	0,014	-
AIC	-981,01	-976,11	-978,96	-1014,92	-1013,83	-1069,84

Nota: Valores com *, ** e *** são significativos a 10, 5 e 1% respectivamente.

Os resultados dos modelos de painel espacial são satisfatórios dado que a maior parte dos coeficientes são significativos, relativamente semelhantes aos encontrados na literatura e possuem os sinais esperados. A variável DREE defasada espacialmente (WDREE) teve significância estatística apenas no modelo SAR a um nível de 10% de significância. O termo de erro defasado espacialmente (WResíduos) não teve significância estatística em nenhum modelo e as variáveis explicativas defasadas espacialmente tiveram significância estatística em todos os modelos considerados, sendo que o preço de energia defasada espacialmente (WPreço) teve significância estatística a um nível de 5% e as demais a um nível de 1%.

Nota-se que, segundo o critério de informação de Akaike, o modelo de efeitos fixos com as variáveis explicativas defasadas espacialmente (SLX) foi o que melhor se ajustou aos dados. Nitidamente,

há um ganho de ajuste quando incorporadas as variáveis explicativas defasadas espacialmente. Contudo, é importante salientar que apenas o modelo SLX, dentre os que consideraram dependência espacial, teve melhor performance no critério AIC que o modelo de efeitos fixos tradicional (SLX -1069,84, efeitos fixos -1032,35). Para verificar a existência de autocorrelação espacial no modelo SLX, foram aplicados os testes LM2 e CLM Lambda mencionados anteriormente. Ambos não rejeitaram a hipótese de que existe autocorrelação espacial a um nível de 5% de significância¹. Deste modo, todas as conclusões acerca das elasticidades a seguir serão baseadas no modelo SLX.

A elasticidade-preço encontrada pelo modelo foi de -0,206, sendo significativa a 1%. Os estudos realizados no Brasil mostraram as seguintes estimativas: -0,051 por Andrade e Lobão (1997), -0,027 por Silva (2001), -0,085 por Schmidt e Lima (2004), -0,111 por Gomes (2010) e -0,51 por Urh et al. (2019), sendo todas significativas. Neste sentido, aumentos no preço residencial de eletricidade fazem com que os consumidores reduzam o consumo de energia elétrica, porém com pequena magnitude, ou seja, a DREE é inelástica em relação ao seu preço.

A elasticidade-renda foi de 0,281, sendo significativa a 1%. Este valor é comparável às estimativas encontradas por Andrade e Lobão (1997), Schmidt e Lima (2004), Gomes (2010) e Urh et al. (2019), respectivamente 0,213, 0,539, 0,102, e 0,26, indicando que uma variação positiva na renda dos consumidores residenciais tem um efeito positivo moderado na DREE. A elasticidade do número de unidades consumidoras foi alta (1,056), mostrando que a DREE é elástica em relação ao número de unidades.

A elasticidade preço defasada espacialmente foi de 0,080, sendo significativa a 5%. As elasticidades renda e unidades consumidoras defasadas espacialmente apresentaram estimativas de -0,2 e 0,349, respectivamente, sendo ambas significativas a 1%. As elasticidades preço e renda do vizinho mais próximo apresentaram sinais contrários aos esperados, porém com magnitudes pequenas. Já a elasticidade de unidades consumidoras do vizinho mais próximo teve magnitude e sinal esperados.

Na literatura não existem elasticidades destas variáveis defasadas espacialmente, o que torna a corroboração difícil. Resultado mais próximo que se pode comparar é o de Cabral (2017), que por meio da estatística I de Moran univariada encontrou dependência espacial negativa entre as 5 regiões brasileiras no consumo de eletricidade,

¹ Além dos testes para verificar a autocorrelação espacial foram realizados o teste de Breusch-Pagan para verificar a homoscedasticidade dos resíduos e o teste de Breusch-Godfrey/Wooldridge para verificar a autocorrelação serial dos resíduos. Ambos não rejeitaram a hipótese nula e indicaram que os resíduos são homocedásticos e descorrelacionados serialmente.

no preço da eletricidade e no número de residências consumidoras, e apenas o PIB não se mostrou significativo. No contexto bivariado, o autor encontrou um padrão de dissimilaridade do consumo de eletricidade com as demais variáveis. Nesse sentido, os resultados encontrados neste trabalho, aliados aos encontrados por Cabral (2017), Cabral et al. (2017) e Cabral et al. (2020) evidenciam a necessidade da inclusão de interações espaciais no estudo da demanda de eletricidade por parte dos agentes do setor elétrico brasileiro. A omissão das mesmas pode acarretar estimativas enviesadas e ineficientes, o que geraria perdas de eficiência na produção, alocação e segurança do sistema elétrico brasileiro.

Para dar robustez aos resultados encontrados pelo modelo SLX, a Tabela 7, elaborada pelos autores, apresenta o resultado do ajuste deste mesmo modelo para quatro painéis de dados com períodos amostrais diferentes, a saber: para os anos de 2004 a 2014 (1), para todos os anos pares (2), para todos os anos ímpares (3) e, para os anos a partir de 2003 de três em três (4).

Tabela 7 - Testes de robustez do modelo SLX

Variáveis	SLX	(1)	(2)	(3)	(4)
Preço	-0,206***	-0,213***	-0,200***	-0,237***	-0,215***
Renda	0,281***	0,237***	0,319***	0,228**	0,354***
Unidades	1,056***	1,131***	1,091***	1,054***	1,018***
WPreço	0,080**	0,125***	0,116*	0,034	0,069
WRenda	-0,200***	-0,174**	-0,202*	-0,192**	-0,229*
Wunidades	0,349***	0,323***	0,296*	0,379***	0,339***

Nota: Valores com *, ** e *** são significativos a 10, 5 e 1% respectivamente.

Pode-se notar pela Tabela 7 que os resultados do modelo SLX são robustos aos diferentes períodos amostrais. Todas as elasticidades diretas se mostraram significativas a um nível de 1% de significância (exceto para a elasticidade-renda do modelo (3), que foi relevante a 5% de significância). As elasticidades-renda e -preço variaram entre 0,228 a 0,319 e entre -0,200 a -0,237, respectivamente, apresentando uma pequena variabilidade. Apenas o modelo (3) apresentou divergência em relação à relevância estatística da elasticidade-preço indireta, ou seja, defasada espacialmente. Pode-se concluir que os resultados obtidos pelo modelo SLX produzem elasticidades robustas.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo apresentou uma análise econométrica da demanda residencial de energia elétrica no Brasil considerando os possíveis efeitos espaciais. Para isto, uma base de dados em painel das 27 unidades da federação no período de 2003 a 2015 foi utilizada para a estimação das equações de demanda residencial com foco sobre as elasticidades-preço e -renda. O modelo apresentando melhor ajuste aos dados foi o SLX, que incorpora as variáveis explicativas defasadas espacialmente. As estimativas das elasticidades preço e renda foram -0,206 e 0,281, respectivamente, sendo ambas significativas a um nível de 5%. Estes valores são semelhantes aos estudos de Andrade e Lobão (1997), Silva (2001), Schmidt e Lima (2004), Gomes (2010) e Urh et al. (2019). A elasticidade da demanda residencial de eletricidade em relação ao número de unidades consumidoras foi de 1,056, sendo também significativa.

As elasticidades das variáveis defasadas espacialmente apresentaram magnitudes menores e, para o caso das elasticidades-preço e -renda, sinais contrários aos das respectivas variáveis não defasadas espacialmente. As elasticidades-preço, -renda e em relação às unidades consumidoras defasadas espacialmente foram 0,058, -0,209 e 0,358, respectivamente, sendo as primeiras elasticidades espaciais estimadas na literatura brasileira. Estas elasticidades podem ser úteis à ANEEL, por exemplo, nas atividades de planejamento e regulação das tarifas de energia elétrica das distribuidoras de eletricidade.

Até o momento, poucos trabalhos consideraram os efeitos espaciais na demanda de energia elétrica para sua previsão e estimação das elasticidades-preço e -renda. Este artigo testou de forma pioneira a dependência espacial na demanda residencial de eletricidade entre as UFs brasileiras, chegando à conclusão de que existe um ganho em poder de ajuste quando são consideradas as variáveis explicativas defasadas espacialmente (no caso deste artigo, as variáveis explicativas da unidade da federação vizinha mais próxima).

É importante mencionar que este trabalho assume a limitação do recorte do painel (27 unidades da federação), dada a dificuldade de se obter variáveis a níveis mais desagregados. Como possíveis trabalhos futuros, podem-se apontar: i) a construção de um modelo econométrico espacial para a demanda de eletricidade das 104 distribuidoras de energia elétrica do Brasil, possibilitando capturar um grau ainda maior de dependência espacial entre as mesmas; ii) a comparação do desempenho preditivo de modelos econométricos tradicionais e modelos da econometria espacial para a demanda de eletricidade do Brasil.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARELLANO, M.; BOND, S. Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equation. *Review Economic Studies*, v. 58, p. 277-297, 1991.

AKARSU, G. Analysis of regional electricity demand for Turkey. *Regional Studies, Regional Science*, v. 4, n. 1, p. 32–41, 2017.

ALMEIDA, E. *Econometria Espacial Aplicada*. Campinas: Alínea Editora, 2012.

AMARAL, R. M.; MONTEIRO, M. V. S. P. A demanda por energia elétrica residencial no Brasil: Estimativa das elasticidades renda e preço após o apagão. In: *Anais do 30º Encontro Nacional de Engenharia de Produção*. São Carlos: Maturidade e desafios da Engenharia de Produção: competitividade das empresas, condições de trabalho, meio ambiente, 2010.

ANDRADE, T. A.; LOBÃO, W. J. A. Elasticidade renda e preço da demanda residencial de Energia Elétrica no Brasil. Rio de Janeiro: IPEA, 1997. (Texto para discussão, n. 489).

BALESTRA, P.; NERLOVE, M. Pooling cross-section and time-series data in the estimation of a dynamic model: the demand for natural gas. *Econometrica*, v. 34, p. 585-612, 1966.

BALTAGI, B. H.; GRIFFIN, J. M. Gasoline demand in the OECD: An application of pooling and testing procedures. *European Economic Review*, v. 22, p. 117-137, 1983.

BALTAGI, B.H.; SONG, S.H.; KOH, W. Testing panel data regression models with spatial error correlation. *Journal of Econometrics*, v. 117, p. 123–150, 2003.

BLÁZQUEZ, L. M. G.; FILIPPINI, M.; HEIMSCH, F. Regional impact of changes in disposable income on Spanish electricity demand: A spatial econometric analysis. *Energy Economics*, v. 40, p. S58-S66, 2013.

CABRAL, J. A. Demanda de eletricidade regional no Brasil: uma análise espaço-temporal. 81 p. Tese (Doutorado em Planejamento Energético) - Pós-graduação em Planejamento Energético, COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, 2017.

CABRAL, J. A.; LEGEY, L. F. L.; CABRAL, M. V. F. Electricity consumption forecasting in Brazil: A spatial econometrics approach. *Energy*, v. 126, p. 124-131, 2017.

CABRAL, J. A.; CABRAL, M. V. F.; JÚNIOR, A. O. P. Elasticity estimation and forecasting: An analysis of residential electricity demand in Brazil. *Utilities Policy*, v. 66, p. 101108, 2020.

CHO, S. H.; TAEYOUNG, K.; HYUN, J. K.; KIHUN, P.; ROLAND, K. R. Regionally-varying and regionally-uniform electricity pricing policies compared across four usage categories. *Energy Economics*, v. 49, p. 182-191, 2015.

DE SIANO, R.; SAPIO, A. Spatial Econometrics in Electricity Markets Research. *Handbook of energy finance: theory. Practices and simulations: World Scientific Publishing*, pp. 121–156, 2020.

ELHORST, J. P. Spatial panel data models. In: FISCHER, M. M.; GETIS, A. (ed). *Handbook of Applied Spatial Analysis: Software Tools, Methods and Applications*. Berlim: Springer, 2010.

GOMES, L. S. F. A demanda por energia elétrica residencial no Brasil: 1999-2006: uma estimativa das elasticidades-preço e renda por meio de painel. *Dissertação (Mestrado em economia aplicada) - Faculdade de Economia, administração e contabilidade de Ribeirão Preto*. São Paulo, 2010.

HOUTHAKKER, H. S. Some calculations of electricity consumption in Great Britain. *Journal of The Royal Statistical Society- Series A*, v.114, n. 3, p. 359-371, 1951.

IRFFI, G., CASTELAR, I.; SIQUEIRA, M. L.; LINHARES, F. Previsão da demanda por energia elétrica na Região Nordeste, usando OLS dinâmico e mudança de regime. *Economia Aplicada*, v. 13, n.1, p. 69-98, 2009.

JAMIL, F.; AHMAD, E. Income and price elasticities of electricity demand: Aggregate and sector-wise analyses. *Energy Policy*, v. 39, p. 5519-5527, 2011.

JOHANSEN, S. Estimation and hypothesis testing of cointegrating vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*, v. 59, p. 1551-1580, 1991.

JOHANSEN, S. Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 12, p. 231-254, 1988.

JOHANSEN, S.; JUSELIUS, K. Maximun likelihood estimation and inference on cointegration, with application to the demand for Money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 52, p. 169-210, 1990.

LIM, K-M.; LIM, S-Y.; YOO, S-H. Short- and long-run elasticities of electricity demand in the Korean service sector. *Energy Policy*, v. 67, p. 517-521, 2014.

LIU, Gang. Estimating Energy Demand Elasticities for OECD Countries – A Dynamic Panel Data Approach. Statistics Norway, Research Department, 2004. (Discussion Papers. n. 373)

LV, K.; YU, A.; BIAN, Y. Regional energy efficiency and its determinants in China during 2001–2010: a slacks-based measure and spatial econometric analysis. *Journal of Productivity Analysis*, v. 47, n. 1, p. 65-81, 2017.

MATTOS, L. B. Uma Estimativa da Demanda Industrial de Energia Elétrica no Brasil: 1974-2002. *Organizações Rurais e Agroindustriais*, v. 7, n. 2, p. 238-246, 2005.

MATTOS, L. B.; LIMA, J. E. Demanda Residencial de energia elétrica em Minas Gerais. *Nova Economia*. v. 15, n. 3, p. 31-52, 2005.

MATTOS, L.B.; REIS, B. S.; LIMA, J. E.; LÍRIO, V. S. Demanda industrial de energia elétrica em Minas Gerais, 1970-2002. *Revista de Economia e Agronegócio*, v. 3, n.1, p. 97-120, 2005.

MATTOS, L.B.; REIS, B. S.; LIMA, J. E.; LÍRIO, V. S. Demanda de energia elétrica pelo setor comercial em Minas Gerais, 1970-2002. *Revista GEPEC*, v. 10, n. 1, p. 9-27, 2006.

MATTOS, R. S. Um modelo para análise de impactos da integração interna de mercados regionais de eletricidade no Brasil. *Revista Brasileira de Energia*, v. 22, n.1, p. 74-99, 2016.

MILLO, G.; PIRAS, G. splm: Spatial Panel Data Models in R. *Journal of statistical software*, v. 47, n.1, p. 1-38, 2012.

MODIANO, E. M. Elasticidades-renda e preços da demanda de energia elétrica no Brasil. PUC-Rio/Departamento de Economia, 1984. (Texto para Discussão n. 68)

OHTSUKA, Y.; KAKAMU, K. Space-Time Model Versus VAR Model: Forecasting Electricity Demand in Japan. *Journal of Forecasting*, v. 32, p. 75-85, 2013.

OHTSUKA, Y.; OGA, T.; KAKAMU, K. Forecasting electricity demand in Japan: A Bayesian spatial autoregressive ARMA approach. *Computational Statistics and Data Analysis*, v. 54, p. 2721-2735, 2010.

OLIVEIRA, B. H. A. M.; DAMÁZIO, J. M.; LEONE, R. J. G.; LERMONTOV, M., MACHADO, M. A. S. Um modelo de previsão do consumo residencial de energia elétrica no Brasil. *Cadernos do IME – Série Estatística*. v. 28, p. 15-31, 2010.

PESARAN, M.H. Testing Weak Cross-Sectional Dependence in Large Panels. *Econometric Reviews*, v. 34, n. 6-10, p. 1089-1117, 2015.

POURAZARM, E.; COORAY, A. Estimating and forecasting residential electricity demand in Iran. *Economic Modelling*, v.35, p. 546-558, 2013.

SCHMIDT, C. A. J.; LIMA, M. A. M. A demanda por energia elétrica no Brasil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 58, n. 1, p. 68-98, 2004.

SCHUTZE, A. M. A demanda de energia elétrica no Brasil. Tese (Doutorado em economia). PUC-Rio. Rio de Janeiro, 2015.

SILVA, S.M. Análise econométrica da demanda de energia elétrica nos setores residencial-urbano e rural do Brasil, 1970/1999. Dissertação (Mestrado em economia rural). UFV. Viçosa, 2001.

SIQUEIRA, M. L.; CORDEIRO JR, H. D. H.; CASTELLAR, I. A demanda por energia elétrica no Nordeste brasileiro após o racionamento de 2001-2002: previsões de longo prazo. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 36, n. 1, p. 131-178, 2006.

SONG, M.; CHEN, Y.; AN, Q. Spatial econometric analysis of factors influencing regional energy efficiency in China. *Environmental Science and Pollution Research*, v. 25, n. 14, p. 13745-13759, 2018.

URH, D. A. P.; CHAGAS, A. S.; URH, J. G. Z. Demand for residential energy in Brazil revisited: a dynamic panel data approach. *The empirical Economics letters*, v. 16, p. 747-753, 2017.

UHR, D. A. P.; CHAGAS, A. L. S.; UHR, J. G. Z. Estimation of elasticities for electricity demand in Brazilian households and policy implications. *Energy Policy*, v. 129, p. 69-79, 2019.

VIANA, G. I. M. N.; SILVA, A. L. M. Um modelo para projeções para demanda por energia elétrica, 2009-2017 para o setor residencial no Brasil. *Revista Brasileira de Energia*, v. 20, p. 107-126, 2014.

WOOLDRIDGE, J. M. *Econometrics Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2. Ed. Cambridge: MIT Press, 2010.

ZHOU, S.; TENG, F. Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data. *Energy Policy*, v. 61, p. 394-402, 2013.