

PREVISÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA NAS ÁREAS RURAIS BRASILEIRAS: UMA ABORDAGEM BOX-JENKINS

Forecasting electricity consumption in brazilian rural areas: A box-jenkins approach

Regina Ávila Santos^a, Mateus Hurbano Bomfim Moreno^b, Ítalo João Bolqui Dutra^c

^aUniversidade de São Paulo, Regina.avila@usp.br, ORCID: 0000-0002-1844-4369

^bUniversidade Estadual do Oeste do Paraná, mateusbmoreno@hotmail.com, ORCID: 0000-0003-4243-2023

^cUniversidade de São Paulo, italojb Dutra@usp.br, ORCID: 0000-0001-9165-0508

Resumo

O objetivo deste trabalho é prever o consumo de energia elétrica na área rural brasileira no curto prazo. Para isso, utilizou-se o modelo de séries temporais de Box-Jenkins, na sua forma univariada. A série de dados de consumo de energia elétrica corresponde ao período de 1996 a 2020, distribuídos trimestralmente. Dentre os resultados, constatou-se que o modelo é bem ajustado e prevê para o curto prazo aumentos sucessivos no consumo de energia da zona rural, o que reflete o não decréscimo do ritmo produtivo no agronegócio brasileiro e a resiliência da produção familiar rural.

Palavras-chave: Eletrificação rural, séries temporais, zona rural.

Abstract

The aim of this work is to predict the consumption of electric energy in the Brazilian rural area for the short term, using the time series model of Box-Jenkins, in its univariate form. The series of electricity consumption data corresponds to the period 1996 to 2020, distributed quarterly. Among the results, it was found that the model is well adjusted and predicts, for the short term, successive increases in energy consumption in rural areas. This reflects the non-decrease in the productive pace in Brazilian agribusiness and the resilience of rural family production.

Keywords: Rural electrification, times series, Rural environment.

1. INTRODUÇÃO

A energia, em suas diferentes modalidades, é um insumo importante para o desenvolvimento econômico, humano e social. No campo, tanto a qualidade de vida dos residentes quanto a produtividade das atividades rurais tiveram melhorias significativas dado o advento da eletrificação rural no Brasil.

O processo de eletrificação rural brasileiro apresentou problemáticas diferentes das que foram enfrentadas nas áreas urbanas, sendo necessário a implementação de políticas e programas governamentais para o desenvolvimento desse setor. Entre os fatores que

tornaram a implantação de energia elétrica nas áreas rurais no Brasil algo único têm-se os altos custos de implantação relativos aos baixos retornos na área rural, a dispersão populacional, a dimensão continental do país e a situação de pobreza para um número significativo de residentes na área rural (Cachapuz, 2016).

Apesar de o uso da energia elétrica no Brasil ter ganhado maior importância a partir do início do século XX, a sua produção e oferta ficou concentrada nos grandes empreendimentos rurais e centros urbanos fabris, com a modernização e o desenvolvimento da indústria e da agropecuária brasileira até a década de 1960 (Cachapuz, 2016).

Entre os anos de 1970 e 1980, apresentou-se um lento processo de eletrificação rural, dado o baixo consumo de energia elétrica das famílias na área, que representavam à época um consumo inferior a 2%, tendo a região Norte/Centro-Oeste o menor consumo dentre as regiões, e o Sudeste o maior. Dessa forma, revelam-se altas disparidades regionais e “graus de modernização” entre as regiões, uma vez que a maior ou menor penetração da rede de distribuição e consequente geração de eletricidade requer elevados investimentos (Mata, 1983).

A partir de 1990, a participação no consumo na área rural obteve um significativo aumento, chegando a 27,35% das propriedades rurais atendidas com a presença de eletrificação. As regiões Sul e Sudeste apresentaram as maiores concentrações (61,65% e 46,30%, respectivamente), e a região Norte a menor (1,83%) (Ribeiro & Santos, 1994).

De acordo com J. Cabral, M. Cabral e Pereira Júnior (2020), as empresas que concorrem pela concessão para prestação de serviço público de distribuição de energia elétrica no Brasil se confrontam com a necessidade de cobrir totalmente seus mercados, com contratos de compra de energia, o que as obriga a apresentar projeções da demanda de energia elétrica por até seis anos. Essas previsões contribuem para que a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) tenha as informações necessárias para realizar o leilão de energia.

Para tanto, modelos de previsão são de suma importância para o gerenciamento do fornecimento e consumo de energia elétrica, uma vez que contribuem para o adequado suprimento de energia, auxiliam na aplicação de tarifas justas para os consumidores e na formulação e compreensão de políticas públicas no setor. Logo, o presente trabalho visa desenvolver um modelo de previsão de demanda de energia elétrica na área rural brasileira para os anos de 2021 e 2022, utilizando o processo de previsão de Box-Jenkins em seu modo univariado.

A relevância deste artigo se dá por apresentar uma análise pouco explorada da zona rural brasileira, com o uso do método de série de tempo, para a identificação do consumo de energia elétrica, contribuindo para com as concessionárias de energia elétrica e criadores de políticas públicas ao que concerne a uma melhor gestão da distribuição e taxação de energia nessa zona.

Dessa forma, o artigo está organizado em cinco seções, além desta introdução. A seguir, uma breve apresentação acerca da evolução das políticas públicas de acesso à energia elétrica no Brasil; sendo, em seguida, apresentada uma seleção empírica de trabalhos que utilizam metodologias semelhantes às deste artigo. A metodologia é apresentada na seção quatro. Na quinta seção, são reportados os dados, resultados obtidos e a discussão deles. Por fim, na sexta seção apresentam-se as considerações finais deste trabalho.

2. EVOLUÇÃO DAS POLÍTICAS PÚBLICAS DE ACESSO À ENERGIA ELÉTRICA NO MEIO RURAL

No Brasil, por intermédio de dom Pedro II foi construída a primeira usina geradora de energia elétrica no país, a Usina Hidrelétrica do Ribeirão do Inferno, no município de Diamantina, Minas Gerais, com intuito de servir a empresas mineradoras na zona rural (Marcolin, 2005).

Por essa razão, anos se passariam até que o Governo retomasse as “rédeas” para o desenvolvimento energético no país, passando tais iniciativas a serem desenvolvidas por empresários como Delmiro Gouveia e Bernardo Mascarenhas. Bernardo Mascarenhas iniciou a construção, em 1889, da primeira grande usina hidrelétrica do país e da América Latina, a Usina Marmelos-Zero, primeira usina a gerar energia elétrica pública através da Companhia Mineira de Eletricidade. Delmiro

Gouveia criou a primeira usina hidrelétrica da região Nordeste, a Usina Angiquinho, com intuito de gerar energia elétrica para o complexo industrial têxtil chamado de Companhia Agro Fabril Mercantil, na cidade de Pedra (hoje, Delmiro Gouveia), em 1913.

Além de tais iniciativas, vale destacar o pioneirismo da eletrificação de propriedades rurais no estado de São Paulo, no início do século XX. Nesse período, a empresa que atuava na zona cafeeira do Oeste Paulista, a Sociedade Anônima Central Elétrica Rio Claro, foi responsável pela oferta de energia elétrica para as grandes propriedades rurais cafeeiras a partir de 1902 (Rocha, 2008). De acordo com Cachapuz (2016), a empresa de Rio Claro percorreu diversas fazendas para contrair novos contratos com consumidores rurais. Outra empresa, a Companhia Luz e Força de Mococa, também passou a atender fazendas na mesma região em 1905 (Luz, 1995).

A presença de energia elétrica no meio rural brasileiro era insignificante até a década de 1920, bem como a sua utilização nas atividades agrícolas, com apenas 0,23% dos estabelecimentos rurais adaptados ao uso de energia elétrica para a produção agrícola, de acordo com censo de 1920. O estado de São Paulo concentrava a maior quantidade de concessionárias de energia elétrica nesse período (Cachapuz, 2016).

A alta demanda por energia, provocada pelo advento industrial e urbano, pressionou o Estado para que houvesse iniciativas governamentais voltadas à geração de energia elétrica. Porém, assim como nas décadas anteriores, nos anos 1940 a oferta de energia elétrica nas regiões Norte e Nordeste continuou significativamente menor, em comparação com a ofertada nas outras regiões. Nos anos 1950, a região Sudeste contava com empresas estrangeiras (Light e Amforp), que juntas detinham dois terços da potência total instalada em todo o país (Cachapuz, 2016).

A crescente demanda fez com que iniciativas governamentais para promoção do setor energético surgissem durante o governo de Getúlio Vargas (1930-

1945), levando a União a assumir a responsabilidade pela regulamentação e pelo controle dos serviços de energia elétrica, com a promulgação do Código de Águas (1934) e a criação do Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica (1939).

Essas iniciativas governamentais foram necessárias, visto que as distribuidoras de energia elétrica desse período investiram apenas em projetos de alto retorno econômico, por pertencerem à iniciativa privada. Nos anos 1950, a eletrificação no interior do país era ainda insignificante e, apesar de haver iniciativas de alguns estados em impulsionar a eletrificação rural, essa década ainda foi marcada pelo déficit energético rural (Oliveira, 2001).

Em 1962, o governo de Minas Gerais criou a primeira empresa brasileira especializada na eletrificação rural, a Eletrificação Rural de Minas Gerais (ERMIG), subsidiária da Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG). A CEMIG foi responsável por incentivar a criação de cooperativas de eletrificação. Após dois anos (1964), no regime militar, houve o fortalecimento das empresas públicas e a consolidação do modelo estatal no setor elétrico do Brasil e, por meio do Estatuto da Terra, a eletrificação rural passou a ser reconhecida como condição básica para a área rural, e o número de cooperativas de eletrificação aumentou significativamente (Cachapuz, 2016).

De 1965 a 1970, os principais meios energéticos eram a lenha e o óleo diesel. Entre os anos de 1970 e 1975, o óleo diesel apresentou uma evolução positiva no seu consumo na área rural, em grande parte devido ao aumento significativo de máquinas agrícolas, como o trator, dado o incentivo do Governo por meio de linhas de crédito voltadas à aquisição de maquinários para produção agrícola no período (Mata, 1983).

No ano de 1968, o Instituto de Desenvolvimento Agrário elaborou o primeiro Programa Nacional de Eletrificação Rural (I PNER) (Oliveira, 2001). Com isso, na década de 1970 se deu início ao período

em que os programas nacionais de eletrificação rural do Grupo Executivo de Eletrificação Rural de Cooperativas (GEER) foram mais eficazes em assegurar o acesso à eletricidade para um quantitativo maior de domicílios rurais. No entanto, ressaltase que a expansão da oferta de energia elétrica não ocorreu de maneira uniforme, pois as regiões Norte e Nordeste, que abrigavam um número maior de famílias pobres nas áreas rurais, tiveram um avanço reduzido (Cachapuz, 2016).

Em 1979, o segundo Programa Nacional de Eletrificação Rural (II PNER) foi iniciado pelo GEER, com o objetivo de que a energia elétrica fosse utilizada como insumo produtivo, substituísse derivados do petróleo, apoiasse atividades de irrigação e fixasse o homem no campo. O GEER também prestou atendimento específico na região Nordeste (Oliveira, 2001). O terceiro Programa Nacional de Eletrificação Rural (III PNER), que foi idealizado em 1982, acabou inviabilizado por falta de recursos financeiros. Destaca-se que, na década de

1990, o setor elétrico passou por reformas, como a privatização de empresas federais e estaduais, nova regulamentação e divisão das atividades de geração, transmissão e distribuição (Cachapuz, 2016). A Figura 1 apresenta a evolução da eletrificação dos domicílios brasileiros no período de 1950 a 2010.

De acordo com o Censo Agrícola de 1950, o país tinha 64% de sua população residindo na área rural e apenas 3,6% dos 6,3 milhões de domicílios rurais recenseados contavam com eletrificação domiciliar rural (IBGE, 1956). Nesse período, a eletrificação rural brasileira era um setor que aparecia em contraste frente à eletrificação urbana e industrial, pois o primeiro estava em seu estágio inicial e o segundo já tinha avançado (Moura, 1957).

No censo de 1960, a população rural ainda permanecia majoritária, porém em uma proporção menor (55%), e os domicílios com eletricidade alcançavam a proporção de 8,4% dos 7,1 milhões de domicílios rurais (IBGE, 1960). De acordo com Cachapuz (2016), havia desigualdade entre as regiões

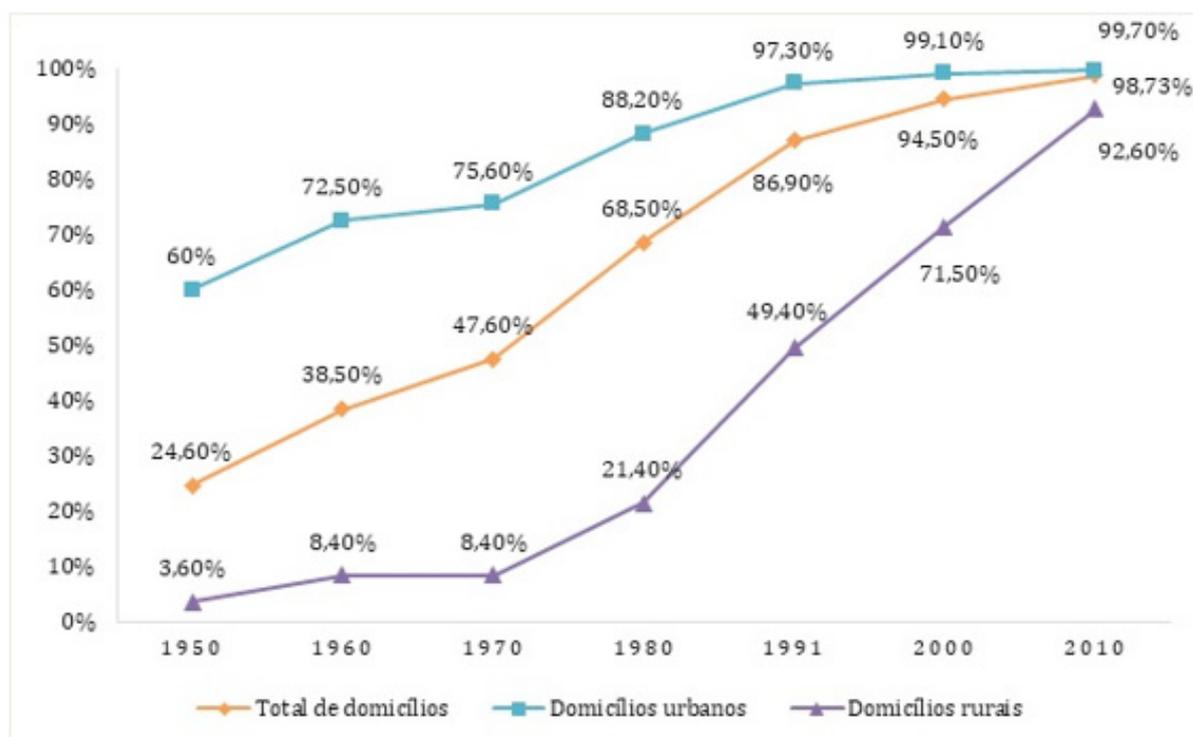


FIGURA 1 – Índice de domicílios com energia elétrica segundo os censos de 1950 a 2010

Fonte: Fugimoto (2005, p. 140) e IBGE (2010)

brasileiras, pois algumas áreas no Norte e Nordeste poderiam estar entre as menos eletrificadas do mundo, enquanto nas regiões Sul e Sudeste, havia áreas com índices de eletrificação próximos aos de países de industrialização mediana.

Em 1970, o Brasil já era majoritariamente urbano (56%), e a proporção de domicílios rurais com iluminação elétrica não apresentou um avanço, permanecendo em 8,4% do total de 7,3 milhões de domicílios rurais (IBGE, 1973). O período de 1970 a 2000 ficou marcado pela instituição de diversos programas federais e estaduais que contribuíram para a expansão do acesso à energia elétrica na área rural, mesmo havendo um persistente déficit entre as áreas de menor desenvolvimento e de difícil acesso.

No censo de 1980, fica aparente o aumento do êxodo rural da última década, com 67,5% das pessoas residindo em áreas urbanas (IBGE, 1983). Nesse sentido, Oliveira (2001, p. 10) ressalta que “parte da diminuição do percentual de famílias rurais sem energia elétrica pode ser atribuída à emigração daqueles habitantes sem acesso à eletricidade do meio rural para as cidades, onde a cobertura elétrica tende a ser priorizada”.

Gusmão et al. (2002) lembram que a década de 1990 se configura como um divisor de águas no setor elétrico nacional, ao passo que são realizadas profundas modificações na estrutura, na conduta e no desempenho do setor, com vistas à introdução da iniciativa privada como fonte financiadora e, em alguns casos, executora de projetos de construção de alternativas energéticas, como termelétricas e hidrelétricas, possibilitando o aumento da eficiência microeconômica e da oferta de eletricidade no Brasil, além do surgimento da concorrência entre os agentes e o compartilhamento dos riscos.

Vale salientar ainda que a política governamental implementada com o Programa Luz no Campo apresentou, segundo Gusmão et al. (2002, p. 8), impactos significativos, sobretudo devido a sua amplitude, sendo

um importante “instrumento da sociedade brasileira na busca da universalização do serviço de eletricidade”.

Destacam-se, dentre as políticas de apoio e desenvolvimento do setor energético, a Lei n. 2.944, de 8 de novembro de 1956, que prorrogou o Plano de Desenvolvimento Econômico nacional, dando o pontapé inicial às discussões e implementação da rede elétrica nacional. É o Sistema Interligado Nacional (SIN), outorgado através da Resolução n. 351, de 12 de novembro de 1998, da ANEEL, que visa distribuir energia por meio de um sistema hidro-termo-eólico de grande porte, com potencial de transferência de energia entre subsistemas.

A eletrificação rural ganhou maior notoriedade após a aprovação da Lei n. 10.438, de 26 de abril de 2002, que dispõe sobre a universalização do fornecimento de energia elétrica no meio rural, incorporando definitivamente na agenda política o acesso pleno a todos os brasileiros nos próximos anos.

O lento processo de implementação de energia elétrica se deveu a diversos fatores, como a dificuldade de acesso devido a problemas monetários e de infraestrutura. Dentre as iniciativas públicas e privadas, destacam-se os programas Clic Rural I e II (1984/1989 e 1990), Interluz (1989/1991); PROLUZ I e II (1990/1992 e 1995/1999), PRODEEM (1994), Luz da Terra (1996/2002), Luz no Campo (1999/2003) e Luz para Todos (2003/2022), referências para a eletrificação rural de baixo custo e para o atendimento das famílias interessadas.

A universalização do serviço público de energia elétrica está perto de ser uma realidade no Brasil. No último censo demográfico, realizado em 2010, verificou-se que as companhias distribuidoras já atendiam 96,3% dos domicílios particulares (IBGE, 2010). Em 2019, conforme previsões do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), cerca de 99,8% dos domicílios rurais possuem energia elétrica, proveniente da rede geral em tempo integral no país (IBGE, 2020).

3. REVISÃO EMPÍRICA

Métodos de previsão de demanda de energia elétrica foram apresentados inicialmente por Houthaker (1951), o qual utilizou análises de regressão para prever o consumo de eletricidade e obter as elasticidades da demanda para a Inglaterra. As ferramentas estatísticas foram aprimoradas e surgiram técnicas mais precisas como o modelo de suavização exponencial, filtro de Kalman, o modelo autorregressivo, integrado e de médias móveis – ARIMA, modelos VAC/VEC, algoritmo genético, lógica *fuzzy*, redes neurais, máquina de vetores de suporte, entre outros (J. Cabral, Legey & M. Cabral, 2017).

Ranganathan (1984), por sua vez, encontrou uma lacuna no setor energético rural de países em desenvolvimento. Apesar de a eletrificação rural não ter alcançado grande sucesso nesses países por haver baixa demanda, custos elevados e preços não econômicos, principalmente no setor doméstico, na agricultura e indústria rural em que se obtinham excedentes energéticos, outro fator como a não identificação e seleção de áreas com potencial de crescimento de carga explicaria o não sucesso.

Para contribuir com a identificação e seleção dessas áreas potenciais, o autor desenvolveu um modelo econométrico de previsão de demanda de eletricidade nas áreas rurais da Índia. O modelo teve como variáveis independentes aquelas relacionadas às características regionais, como nível inicial de eletrificação, potencial de águas subterrâneas, fertilidade do solo, população rural, número de poços comuns, acesso a crédito, transporte e comunicações e itens de bem-estar. Ao considerar os recursos e infraestrutura de cada região, foi possível determinar quais áreas podem ser eletrificadas primeiro e maximizar os benefícios da eletrificação.

Jun-long, X. Yu, F. Yu, Yang e Guo-liang (2015) basearam-se na análise do componente principal

para prever as demandas de carga de energia com o método de predição do modelo de regressão linear multivariada. Os autores utilizaram a carga da rede de energia rural para analisar o impacto de diferentes fatores sobre a carga de energia e selecionar o melhor método de previsão que fornecesse uma base confiável para o planejamento da rede.

Como o oitavo país mais populoso do mundo e com 70% de sua população vivendo em áreas rurais, Bangladesh foi a nação para a qual Debnath, Mourshed e Chew (2015) desenvolveram modelos de previsão da demanda de energia em domicílios rurais. Os autores consideraram para o modelo o fato de que a maior acessibilidade à rede elétrica e o aumento do produto interno bruto (PIB) moveram as famílias rurais para um uso mais intensivo de eletricidade. Com isso, formularam-se combinações de quatro cenários com quatro variáveis (população, PIB, índice de eletrificação e índice de conservação de energia pública) para modelar os caminhos para a demanda de energia futura de 2010 a 2050. O modelo demonstrou um aumento significativo para a demanda de energia na área rural de Bangladesh e funcionaria como ferramenta para políticas futuras no setor energético rural do país.

Em outro estudo, Balderrama et al. (2021) propuseram modelos substitutos para o planejamento energético rural das comunidades isoladas das planícies bolivianas. Para isso, utilizaram técnicas de aprendizado de máquina e o modelo de regressão selecionado foi baseado em processos gaussianos. A metodologia foi eficiente nas previsões para uma total cobertura de eletrificação nas comunidades de médio porte das planícies bolivianas.

Em âmbito nacional, Caldas e Santos (2012) construíram um modelo de previsão da demanda pelo consumo de energia elétrica na cidade de Petrolina, Pernambuco, para o curto prazo, com intuito de disponibilizar uma metodologia adequada a previsões seguras dos índices de consumo de energia elétrica.

No trabalho de Tidre, Biase e Silva (2013), foram utilizados dados de consumo de energia mensal para a região Norte, de 1979 a 2010. Verificou-se sazonalidade, tendência e intervenções na série. Para a correção, foram utilizados a diferenciação e o modelo SARIMA.

Lima e Bacchi (2019) analisaram o efeito de um choque de demanda por eletricidade no Brasil de 2004 a 2018 dado um aumento no PIB. Para a análise, foi utilizada uma função de transferência derivada do modelo de Box-Jenkins. Dentre os principais resultados, foi constatado que há uma relação positiva entre crescimento econômico e demanda por eletricidade, sendo a demanda por energia elétrica inelástica em relação ao crescimento econômico no Brasil.

Tabosa et al. (2019) analisam choques na demanda por energia elétrica no meio rural do Brasil, no período entre 2010 e 2015, dadas iniciativas governamentais de apoio ao setor. Nessa análise, utilizou-se o modelo de Box-Jenkins com a metodologia Armax. Encontram-se entre os principais resultados que as políticas expansionistas do Governo influenciaram a expansão do consumo de energia elétrica no meio rural e os níveis de preços da energia elétrica e dos bens nos anos subsequentes.

4. METODOLOGIA

Este trabalho utiliza a econometria através da metodologia Box-Jenkins com o modelo ARIMA para previsão de séries temporais univariadas. O modelo de série de tempo univariada descreve o comportamento de uma variável em termos dela mesma no passado. Todavia, para estudos e previsões, uma série temporal deve ser estacionária, isto é, deve ter média e variância constantes e autocovariância independente do tempo.

Conforme explica Bueno (2012), é comum que séries temporais de variáveis econômicas sejam não estacionárias em nível, pois possuem uma tendência temporal estocástica. Dessa forma, as séries temporais

podem conter elementos como tendência, ciclos e sazonalidade.

Sendo assim, uma primeira análise exploratória dos dados, como a análise gráfica, é importante para verificar se há elementos de tendência ou sazonalidade. Uma alternativa para transformar séries temporais não estacionárias é a utilização do operador de diferença, assim como o logaritmo para a redução de variabilidade e sazonalidade. Ademais, os testes de raiz unitária, como Dickey-Fuller e Dickey-Fuller aumentado, são utilizados na literatura para verificar se uma série é estacionária ou não (Bueno, 2012). Sendo o teste de Dickey-Fuller (DF):

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \rho Y_{t-1} + \mu_t \quad (1)$$

em que é a tendência determinística, com sendo uma constante. O termo de erro (μ_t), também chamado de ruído branco, com média zero, variância constante e ausência de autocorrelação. Para ρ , o valor da variável no período t dependeria do seu valor no período anterior $t-1$. Ao subtrair os dois lados por $t-1$, ter-se-ia:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \mu_t \quad (2)$$

ao passo que δ é a hipótese nula do teste de Dickey-Fuller é que $\delta = 0$, ou seja, $\rho = 1$ e a série apresentaria uma raiz unitária, não sendo estacionária. O teste de Dickey-Fuller aumentado (em inglês: ADF) é utilizado para o caso de erros autocorrelacionados, mantendo a hipótese nula:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Outra extensão do teste de Dickey-Fuller é o teste DF-GLS, que apresenta uma maior robustez para amostras menores, pois realiza uma estimação por mínimos quadrados generalizados (em inglês: GLS), removendo a média e tendência a partir desse filtro (Elliott, Rothenberg & Stock, 1996).

Outros testes também avaliam a estacionariedade de uma série. Conforme Morettin

(2017), o teste de Phillips e Perron (PP) apresenta a mesma interpretação do teste DF, assim como a equação estimada praticamente idêntica. A diferença para o teste DF ocorre se os erros são supostamente correlacionados e possivelmente heterocedásticos.

4.1. Procedimento de Box-Jenkins

O procedimento, definido por Box e Jenkins (1970), consiste em ajustar uma série estacionária ao modelo autorregressivo integrado de médias móveis (ARIMA)(p,d,q). O processo pode ser utilizado a partir de um ciclo, explicado por Morettin & Tolo (2006):

- uma classe geral de modelos é considerada para a análise (especificação);
- identificação de um modelo, com base na análise de autocorrelações, autocorrelações parciais e outros critérios (identificação);
- a fase de estimação, na qual os parâmetros do modelo identificado são estimados (estimação);
- verificação ou diagnóstico do modelo ajustado, através de uma análise de resíduos, para saber se é adequado para os fins (previsão) em que, caso o modelo não seja adequado, o ciclo deve se repetir.

O modelo ARMA(p,q) é formado por um modelo autorregressivo AR(p), como o AR(1):

$$Y_t = \theta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

ou seja, que depende de um valor passado e um ruído no instante t. A segunda parte do modelo é formada pelas médias móveis MA(q), como MA(1):

$$Y_t = \varepsilon_t - \varphi \varepsilon_{t-1} \quad (5)$$

que seria explicado por choques passados. Quando a série é não estacionária e necessita de um estabilizador, como um operador de diferenças, o termo integrado (d) é incluído no modelo ARIMA(p,d,q). De maneira geral, o modelo pode ser escrito como:

$$\phi(B)W_t = \theta(B)\alpha_t, \alpha_t \sim (0, \sigma_a^2) \quad (6)$$

sendo que W_t é a d-ésima diferença da série temporal não estacionária Z_t , α_t é o termo aleatório com média zero e variância constante e B é o operador de translação de valores passados, sendo $\phi(B)$ para os valores autoregressivos e $\theta(B)$ para médias móveis.

Na prática, muitas séries temporais contêm um componente periódico sazonal, o qual repete informações. Para lidar com a sazonalidade de uma série temporal, o modelo ARIMA foi generalizado e, assim, se definiu um modelo ARIMA sazonal multiplicativo (SARIMA) como:

$$\Phi_p(B)\phi_p(B^s)W_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)Z_t \quad (7)$$

em que B denota o operador de deslocamento para trás, Φ_p , ϕ_p , θ_q , θ_q , são polinômios de ordem p, P, q, Q, respectivamente, Z_t denota um processo puramente aleatório e

$$W_t = \nabla^d \nabla_s^D X_t \quad (8)$$

denota uma série diferenciada. O modelo acima é chamado de modelo SARIMA de ordem (p, d, q) × (P, D, Q) s.

Ao ajustar um modelo sazonal aos dados, a primeira tarefa é avaliar os valores de d, que removem a maior parte da tendência e da sazonalidade e fazem as séries aparentemente virem de um processo estacionário. Em seguida, os valores de p, P, q e Q precisam ser avaliados olhando para FAC e FACP da série diferenciada e escolhendo um modelo SARIMA cujo FAC e FACP são de forma semelhante. Finalmente, os parâmetros do modelo podem ser estimados.

Ainda, com o objetivo de obter modelos adequados, Box e Jenkins (1970) apontam que os modelos matemáticos que são empregados contêm certas constantes ou parâmetros cujos valores devem ser estimados a partir dos dados. Sendo importante,

na prática, que se empregue o menor número possível de parâmetros para representações adequadas, isto é, utilizar a parcimônia. Os modelos parcimoniosos produzem previsões melhores do que modelos superparametrizados e ajustam bem os dados sem incorporar quaisquer coeficientes desnecessários. O processo de seleção dos parâmetros é necessariamente iterativo, ou seja, é um processo de evolução, adaptação ou tentativa e erro e é resumido a seguir.

Considerando uma função de autocorrelação (FAC) é possível identificar a ordem q de um processo MA(q) e a função de autocorrelação parcial (FACP) utilizada para identificar a ordem p de um processo AR(p) (Bueno, 2012). Sendo ρ_k a função de autocorrelação com k defasagens:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \gamma_k = \text{cov}(Y_t, Y_{t-k}) = \text{cov}(Y_t, Y_{t+k}) \quad (9)$$

em que γ_k é a autocovariância da k -ésima defasagem e γ_0 é a variância. O gráfico gerado pela função permite caracterizar as interações da variável Y_t ao longo do tempo, esperando que ocorra um decaimento exponencial para um processo AR(p) e um truncamento na ordem do processo MA(q).

Para a função de autocorrelação parcial (FACP), Bueno (2012) explica que a correlação pura entre uma variável e uma defasagem k é possível regredindo Y_t contra outras defasagens, resultando no coeficiente ϕ_{kk} ; dessa forma, eliminam-se as correlações implícitas. Esse processo de filtragem é chamado de função de autocorrelação parcial:

$$\phi_{kk} = \frac{|\rho_k^*|}{|\rho_k|} \quad (10)$$

em que ρ_k representa a matriz de correlações e ρ_k^* matriz com a última coluna substituída pelo valor das autocorrelações (Morettin & Toloí, 2006). Para um processo AR(p), a FACP apresenta um truncamento na defasagem de ordem p , ao passo que para o processo MA(q) há um decaimento.

Observa-se, portanto, que as estimativas dos parâmetros de um processo de séries temporais começam com o que Box e Jenkins rotularam de etapa de identificação. Para esse efeito, Greene (2003) lembra que as estimativas empíricas das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial são ferramentas úteis, que permitem a identificação do tipo de processo que está gerando os dados.

Logo, dentre esses processos, os critérios de informação são, segundo Emiliano, Veiga, Vivanco e Menezes (2010), importantes para avaliar e corrigir o viés da função suporte. Nesse sentido, utiliza-se neste trabalho o critério de informação de Akaike (AIC), que admite a existência de um modelo que melhor se ajuste à realidade e minimize a divergência de Kullback-Leibler, considerado como melhor ajuste, o modelo com menor valor AIC. Vale lembrar que o AIC não é uma estatística de teste, mas sim uma ferramenta de diagnóstico (Greene, 2003).

Para assegurar que os resíduos do modelo ARIMA são independentes, o teste de Box-Pierce-Ljung analisa ao longo do tempo a presença ou não de aleatoriedade e independência das variáveis, sendo a hipótese nula desse modelo o fato de as somas das autocorrelações até um certo número de lags k serem estatisticamente diferentes de zero (Bueno, 2012; Morettin, 2017).

A fim de analisar o quanto da presença de normalidade dos resíduos na amostra, utilizou-se o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, em que se admite como hipótese nula a presença de normalidade na série com base nas estatísticas de ordem empírica (Shumway & Stoffer, 2011). De acordo com Mudholkar, Srivastava & Lin (1995), o teste de Shapiro-Wilk é geralmente considerado como o melhor teste de normalidade univariada.

Com a finalidade de identificar a presença de uma quebra estrutural no modelo, o teste de Zivot-Andrews identifica a presença de uma quebra estrutural no modelo por meio da identificação do parâmetro λ (lambda), minimizando a estatística t -Student, e obtendo o menor valor possível do lado esquerdo da distribuição (Bueno, 2012).

5. RESULTADOS

A primeira etapa do processo de Box-Jenkins consiste na especificação do modelo. Sendo assim, para esta análise utilizam-se os dados de consumo de energia elétrica para o meio rural do Brasil, distribuída trimestralmente nos anos de 1996 a 2020, disponibilizados pela ANEEL (2020). A classificação de zona rural foi fundamentada conforme legislação federal, no Decreto n. 62.724, de 17 de maio de 1968, na Lei n. 10.438, de 26 de abril de 2002, e no Decreto n. 7.891, de 23 de janeiro de 2013.

Através da Figura 2, percebe-se que os dados apresentam forte indício de sazonalidade e tendência,

o que não é incomum quando se trata de países em desenvolvimento e de dados que sofrem influência direta do governo e variações climáticas (Pino, 2014; EPE, 2017).

Apesar da aparente não estacionariedade, alguns ajustes são necessários antes dos testes de raiz unitária, como a verificação de variabilidade. Conforme Lütkepohl e Krätzig (2004), a transformação monotônica de logaritmo é capaz de ajustar a série de tempo, reduzindo as diferenças ao tamanho relativo e preservando as características da série. A Figura 3a apresenta a variabilidade dos resíduos, com base no desvio-padrão e a média de 24 grupos com observações subsequentes da série. A Figura 3b apresenta a série após a transformação logarítmica.

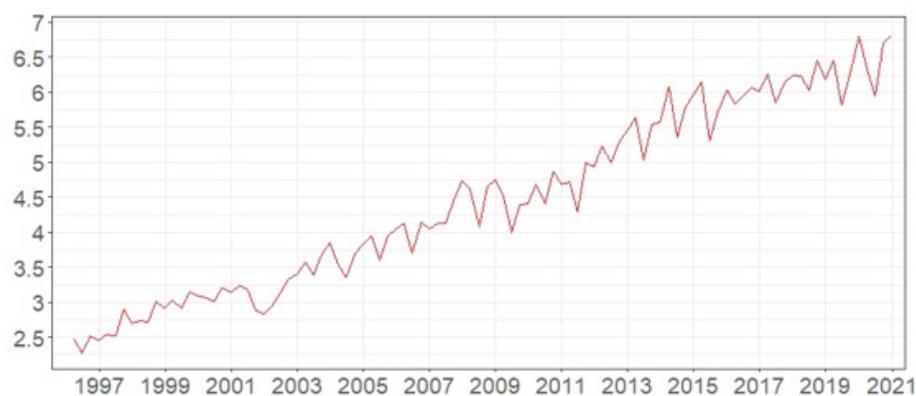


FIGURA 2 – Consumo de energia elétrica na zona rural do Brasil – 1996 a 2019 (MWh)

Fonte: Elaboração própria

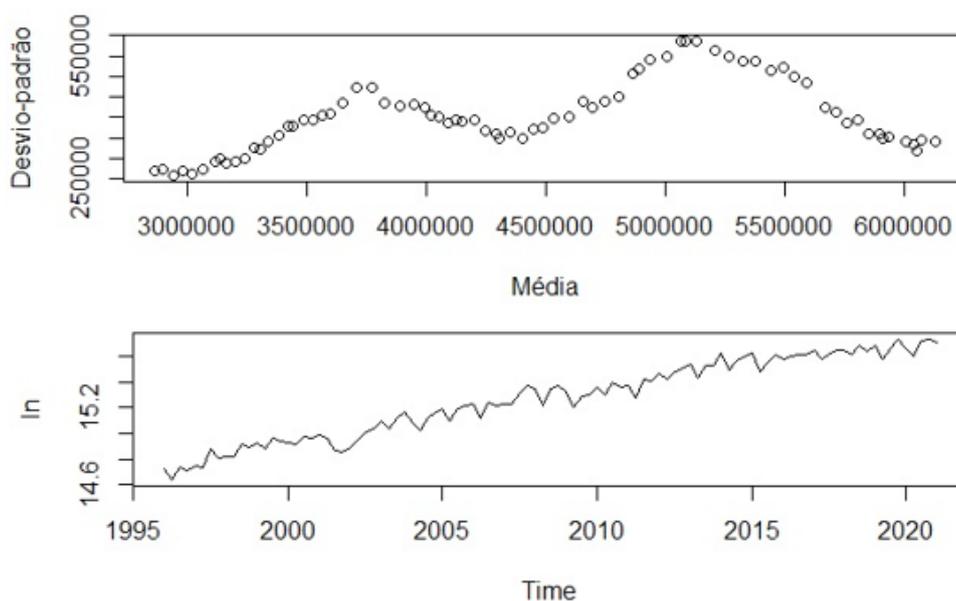


FIGURA 3 – a) Variabilidade dos resíduos; b) série com transformação logarítmica

Fonte: Elaboração própria

Apesar das transformações, a série ainda apresenta uma aparente sazonalidade e tendência. Dessa forma, faz-se necessário a realização dos testes de raiz unitária para detectar estacionariedade na série. A Tabela 1 apresenta o resultado dos testes de Dickey-Fuller aumentado (ADF), Phillip-Perron (PP) e DF-GLS.

Os três testes foram realizados considerando a constante (intercept) e a tendência (tt) através do *software* estatístico R. O teste ADF demonstrou a estacionariedade da série, conforme a significância dos coeficientes e estatística calculada maior, em módulo, que o valor crítico, rejeitando a hipótese nula de presença de raiz unitária, indicando assim a estacionariedade da série.

Todavia, a estacionariedade apresentada é ao longo de uma tendência e constante, o que revela

um comportamento de tendência determinística na série de consumo de energia no meio rural. O teste PP confirmou o resultado do teste ADF, rejeitando a hipótese nula de raiz unitária, a 1%, e indicando a estacionariedade ao longo da tendência e constante. Com uma maior robustez e retirando a tendência e constante do modelo, o teste DF-GLS também rejeitou a hipótese nula de presença de raiz unitária, a 5%, confirmando a estacionariedade com tendência determinística.

Dessa maneira, a segunda etapa do procedimento de Box-Jenkins é a identificação do modelo. Para isso, utilizam-se ferramentas como a função de autocorrelação e a função de autocorrelação parcial para identificar o processo ARIMA(p,d,q) resultante. A Figura 4 apresenta a FAC e a FACP.

TABELA 1 – Testes de raiz unitária

Coefficiente	ADF	PP	DF-GLS
Intercept	8,36***	9,75***	
z.lag1	-0,57***	0,36**	-0,34**
tt	0,01***	0,01***	
Estatística	-5,01	-61,41	-2,86
Valor crítico	-4,04**	7,06**	-3,46**

Fonte: Elaboração própria

Nota: * significativo a 5%, ** significativo a 1%, *** significativo a 0,01%

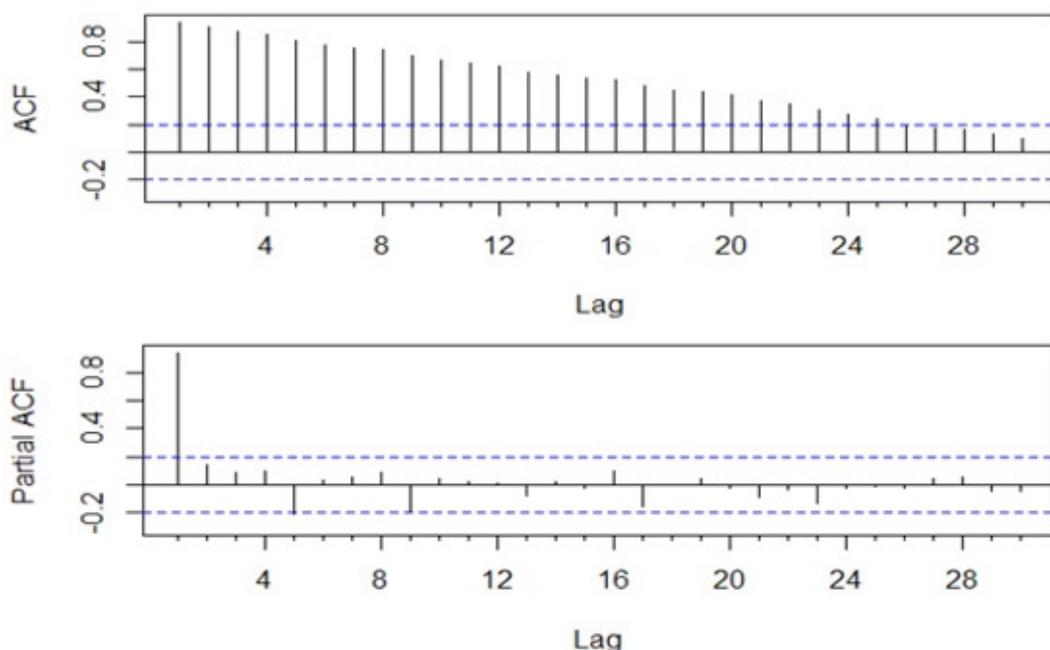


FIGURA 4 – Função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP)

Fonte: Elaboração própria

A FAC (em inglês: ACF) apresenta um decaimento a zero, mesmo não sendo exponencial, o comportamento sugere um processo AR(p), sendo que a FAC parcial aponta que a primeira defasagem é estatisticamente diferente de zero, assinalando um AR(1). No entanto, a 5ª e a 9ª defasagens também apresentaram significância, sugerindo uma sazonalidade devido ao comportamento a cada quatro defasagens, conforme os dados trimestrais. Dessa forma, a análise permite supor que, devido à utilização da série em nível e logaritmizada, replicando uma ordem de integração I(0), o comportamento da série seria um ARMA(1,0), com tendência e sazonalidade.

Para aferir o comportamento sazonal, o modelo foi estimado contra os valores passados e utilizando três *dummies* sazonais, devido à presença de uma constante. Os resultados são apresentados na Tabela 2.

O resultado da regressão de valores passados com as *dummies* sazonais demonstrou a sazonalidade, de

acordo com os coeficientes significativos dos trimestres isolados. Dessa maneira, a estimação do modelo ARIMA deve conter termos sazonais (P, D, Q), sendo então necessário a estimação de um modelo SARIMA.

Por fim, o teste de Zivot-Andrews demonstrou que, apesar das suspeitas quanto ao período da crise hídrica de 2001/2002, a série não apresentou quebra estrutural, pois a estatística calculada de -3,89 é menor, em módulo, que o valor crítico a 0,01%, -5,34, rejeitando a hipótese nula de raiz unitária com *drift*, indicando que não houve quebra durante o período (Bueno, 2012).

A fase de estimação é a terceira etapa do processo de Box-Jenkins, sendo necessário a estimação do modelo encontrado, assim como outras opções para comparação. Foram estimados 10 modelos, com diferentes valores de AR, MA, SAR e diferenças e, utilizando os critérios AIC, BIC, Erro Quadrático Médio da projeção e os testes de resíduos nos modelos estimados, a Tabela 3 apresenta

TABELA 2 – Testes de sazonalidade

Coeficiente	Estimativa	Erro-padrão	Valor t
Intercept	5,53***	1,34	4,13
2º trim.	-0,07***	0,01	-6,03
3º trim.	0,04**	0,01	2,87
4º trim.	-0,01	0,01	-0,39
tt	0,00***	0,00	3,96
z.lag1	0,59***	0,10	5,68
z.lag2	0,04	0,10	0,35

Fonte: Elaboração própria

Nota: * significativo a 5%, ** significativo a 1%, *** significativo a 0,01%

TABELA 3 – Testes dos modelos SARIMA

Modelo	EQMP	AIC	BIC	Box-Pierce (p-valor)	Shapiro-Wilk (p-valor)
SARIMA(1,0,0)(1,0,0)*	0,0003	-322,16	-309,13	0,54	0,64
SARIMA(1,0,0)(0,1,1)*	0,0014	-324,85	-314,6	0,86	0,01
SARIMA(1,0,0)(0,1,0)*	0,0018	-292,76	-285,06	0,00	0,69
SARIMA(1,0,0)(1,1,0)*	0,0011	-314,23	-303,97	0,91	0,21
SARIMA(1,0,0)(0,1,0)	0,0041	-284,49	-279,36	0,00	0,56
SARIMA(1,0,0)(1,1,0)	0,0023	-302,75	-295,05	0,27	0,18
SARIMA(1,0,0)(2,1,0)	0,0018	-301,73	-291,47	0,24	0,11
SARIMA(1,0,0)(1,0,0)	0,0015	-294,34	-281,31	0,06	0,82
SARIMA(2,0,0)(1,1,0)	0,0021	-301,55	-291,29	0,35	0,31
SARIMA(2,0,0)(2,1,0)	0,0016	-300,93	-288,11	0,33	0,24

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados da pesquisa

Nota: * com constante

os resultados. O modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0) com constante demonstrou o melhor ajuste, ou seja, é necessário a estimação utilizando um processo autoregressivo (AR) de ordem 1 e um AR de ordem 1 sazonal.

Os valores de previsão foram considerados com a inclusão da constante e do processo sazonal, assim como a aplicação do anti-log, transformando os valores em milhões de megawatts-hora (MWh). A Figura 5 apresenta os valores de previsão do modelo estimado, os limites inferiores e superiores a 80% e 95% de significância e os valores de consumo reais de 2021, em milhões de MWh, disponíveis até o terceiro trimestre.

Os dois primeiros trimestres foram próximos às previsões, enquanto o terceiro trimestre teve uma média de previsão de 7,06 milhões, mas um consumo real observado de 6,85 milhões, compactuando com a crise hídrica ocorrida no ano de 2021, principalmente no terceiro e no quarto trimestre. Portanto, observando os valores da previsão de 2022, constata-se que há um aumento para o primeiro trimestre, próximo a 7,13

milhões de MWh, um decaimento para 7,06 milhões no segundo trimestre e dois aumentos no terceiro (7,42 milhões) e no quarto trimestre (7,53 milhões), refletindo o não decréscimo do ritmo produtivo no agronegócio brasileiro e a resiliência da produção familiar rural.

A quarta e última etapa do procedimento de Box-Jenkins consiste em verificar se os resíduos do modelo são consistentes para um bom ajuste de previsão. Dessa forma, alguns testes foram utilizados para captar possíveis erros e distorções.

Através da Figura 6, apresentam-se os resultados dos testes dos resíduos padronizados, função de autocorrelação e autocorrelação parcial, assim como os *p values* de Ljung-Box. Os resíduos do modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0) foram verificados e apresentaram estacionariedade, conforme teste ADF. Além disso, a média dos resíduos é 0,001, o teste de Shapiro-Wilk não rejeitou a hipótese nula de normalidade dos resíduos. Por fim, o teste de Ljung-Box não rejeitou a independência dos resíduos, demonstrando um bom ajuste do modelo.

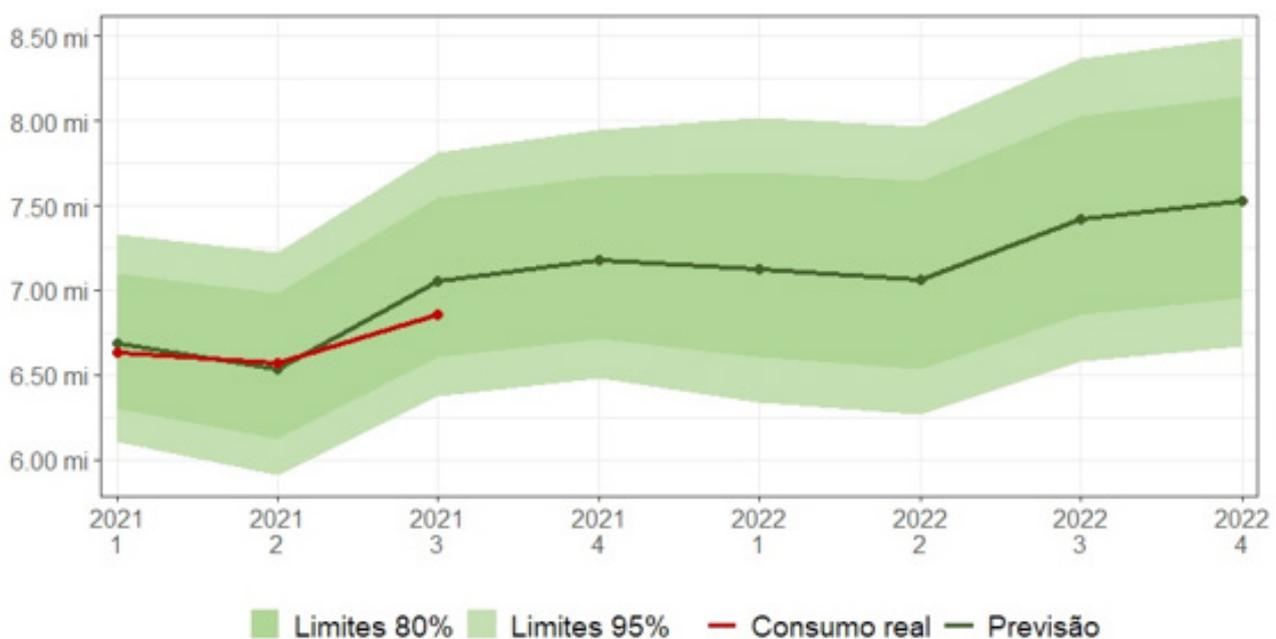


FIGURA 5 – Previsão do modelo SARIMA aos dados – em milhões de MWh

Fonte: Elaboração própria

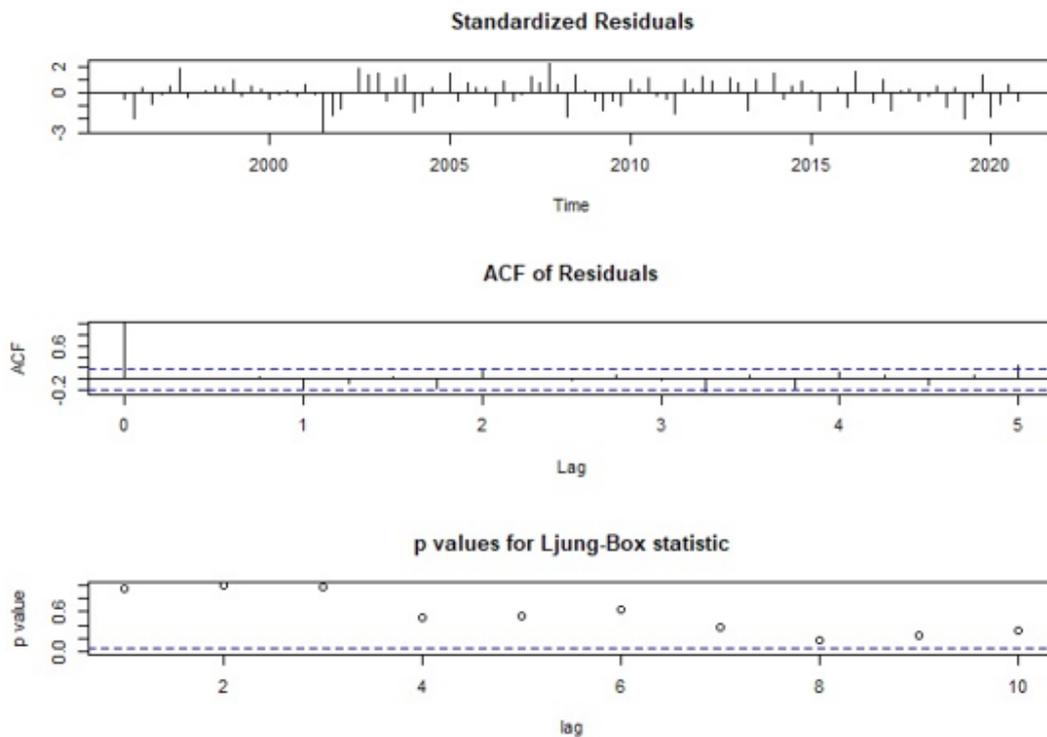


FIGURA 6 – Resíduos e testes do modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0)

Fonte: Elaboração própria

Dessa forma, os resultados aqui apresentados podem servir como diretriz para a criação de políticas públicas relacionadas ao consumo de energia na zona rural do Brasil, além de contribuir para com as concessionárias quanto ao gerenciamento do fornecimento de energia elétrica nas áreas rurais, evidenciando características como a sazonalidade, a tendência determinística e os constantes crescimentos no consumo de energia rural. Esses resultados permitem um melhor planejamento referente aos desafios de sustentabilidade energética, incluindo a expansão das redes de distribuição e ajustamento dos preços.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O resgate histórico da eletrificação rural brasileira mostrou como era incipiente o uso de energia elétrica nas áreas rurais do país até a década de 1960, setor no qual o Brasil apresentava significativa desigualdade na oferta e acesso segundo os aspectos como estratos geográficos (área urbana/rural), grandes regiões e poder econômico. Para

alcançar a universalização do acesso à energia elétrica e superar os fatores que limitaram o desenvolvimento desse setor nas áreas rurais (dispersão populacional, extensão territorial do país, elevado custo de implantação e a expressiva condição de pobreza de grande parte da população rural), fez-se necessário a ação governamental. Essa contribuição foi decisiva para que a eletrificação fosse ampliada até aquelas áreas rurais deixadas em segundo plano pelas concessionárias privadas.

Dada a importância do setor energético rural e das projeções de demanda de energia elétrica para o melhor gerenciamento do fornecimento por parte das concessionárias, este artigo teve como objetivo prever o consumo de energia elétrica na área rural brasileira para o curto prazo. Utilizou-se o modelo de séries temporais de Box-Jenkins na sua forma univariada e uma série de dados de consumo de energia elétrica correspondente ao período de 1996 a 2020, distribuídos trimestralmente. Estimou-se a previsão de demanda de energia elétrica para os anos 2021 e 2022.

De acordo com o princípio da parcimônia, o modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0) foi ajustado adequadamente e apresentou previsões relativamente próximas às observadas, detectando a sazonalidade e a tendência. Além disso, dentre os resultados encontrados, constatou-se que o modelo é bem ajustado e prevê para 2022 um aumento no consumo de energia da zona rural, principalmente nos últimos dois trimestres.

Ademais, como limitações encontradas neste estudo, tem-se que o progresso tecnológico e as mudanças provenientes das políticas de apoio ao pequeno e grande produtor rural no período de crise sanitária não foram considerados, assim como o encadeamento da desaceleração econômica também foi negligenciado nesse modelo. Suavizar essas suposições é uma direção para pesquisas futuras, assim como a aplicação de um modelo mais dinâmico.

AGRADECIMENTOS

Agradecimento à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro, e ao Programa de Pós-graduação em Economia Aplicada (PPGEA) da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ), unidade da Universidade de São Paulo (USP), por proporcionarem a realização deste estudo.

REFERÊNCIAS

- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. (2020). *Relatórios de consumo e receita de distribuição*. <https://bit.ly/3xg1BJh>
- Balderrama, S., Lombardi, F., Stevanato, N., Peña, G., Colombo, E., Quoilin, S. (2021). Surrogate models for rural energy planning: application to Bolivian lowlands isolated communities. *Energy*, 232, 121108. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121108>
- Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis: forecasting and control*. Holden-Day.
- Bueno, R. L. S. (2012). *Econometria de séries temporais* (2. ed.). Cengage Learning.
- Cabral, J. A., Cabral, M. V. F. & Pereira Júnior, A. O. (2020). Elasticity estimation and forecasting: an analysis of residential electricity demand in Brazil. *Utilities Policy*, 66, 101108. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2020.101108>
- Cabral, J. A., Legey, L. F. L. & Cabral M. V. F. (2017). Electricity consumption forecasting in Brazil: a spatial econometrics approach. *Energy*, 126, 124-131. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.03.005>
- Cachapuz, P. B. B. (Org.). (2016). *Eletrificação rural no Brasil: uma visão histórica*. Memória da Eletricidade.
- Caldas, A. A. S. & Santos, E. F. N. (2012). Previsão de consumo de energia elétrica em Petrolina-PE. *Revista Brasileira de Energia*, 18(1), 129-141. <https://bit.ly/3JkUphB>
- Debnath, K. B., Mourshed, M. & Chew, S. P. K. (2015). Modelling and forecasting energy demand in rural households of Bangladesh. *Energy Procedia*. 75, 2731-2737. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.480>
- Elliott, G., Rothenberg, T. J. & Stock, J. H. (1996). Efficient tests for an autoregressive unit root. *Econometrica*, 64(4), 813-836. <https://doi.org/10.2307/2171846>
- Emiliano, P. C., Veiga, E. P., Vivanco, M. J. F. & Menezes, F. S. (2010). *Critérios de informação de Akaike versus Bayesiano: análise comparativa* [Apresentação de trabalho]. XIX Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, São Pedro. <https://bit.ly/3je87b8>
- EPE – Empresa de Pesquisa Energética. (2017). *Nota técnica DEA 001/17: projeção da demanda de energia elétrica para os próximos 10 anos (2017-2026)*. EPE. <https://bit.ly/3KjAOPP>
- Fugimoto, S. K. (2005). *A universalização do serviço de energia elétrica: acesso e uso contínuo* [Dissertação de mestrado]. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo. <https://bit.ly/3Knjeum>
- Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis* (5. ed.). Prentice Hall.
- Gusmão, M. V., Pires, S. H., Giannini, M., Camacho, C., Pertusier, F., Pessoa, R., Loreiro, E. & Olivieri, M. (2002). *O programa de eletrificação rural “Luz no Campo”: resultados iniciais* [Apresentação de trabalho]. IV Encontro de Energia no Meio Rural, Campinas. <https://bit.ly/3Kgnmfl>
- Houthakker, H. S. (1951). Some calculations of electricity consumption in Great Britain. *Journal of the Royal Statistical Society*, 114(3), 351-371. <https://doi.org/10.2307/2980781>

- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (1956). *Censo demográfico 1950*. IBGE. <https://bit.ly/3jiHr9g>
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (1960). *Censo demográfico 1960*. IBGE. <https://bit.ly/3jefwqX>
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (1973). *Censo demográfico 1970*. IBGE. <https://bit.ly/3jgb18Y>
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (1983). *Censo demográfico 1980: famílias e domicílios*. IBGE. <https://bit.ly/37oErpe>
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2010). *Censo demográfico 2010*. IBGE. <https://bit.ly/3rwHtPF>
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2020). *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua anual*. Tabela 6737 - Domicílios e Moradores com energia elétrica, por fonte de energia elétrica.
- Jun-long, F., Yu, X., Yu, F., Yang, X. & Guo-liang, L. (2015). Rural power system load forecast based on principal component analysis. *Journal of Northeast Agricultural University (English Edition)*, 22(2), 67-72. [https://doi.org/10.1016/S1006-8104\(15\)30034-9](https://doi.org/10.1016/S1006-8104(15)30034-9)
- Lima, L. M. & Bacchi, M. R. P. (2019). Assessing the impact of Brazilian economic growth on demand for electricity. *Energy*, 172, 861-873. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.154>
- Lütkepohl, H. & Krätzig, M. (2004). *Applied time series econometrics*. Cambridge University Press.
- Luz, L. P. (1995). *Noventa anos de trabalho e progresso*. CMS Energy.
- Marcolin, N. (2005, dezembro). Rotas da eletricidade. *Pesquisa FAPESP*, ed. 118, 8-9. <https://bit.ly/3NUyBwD>
- Mata, M. (1983). Consumo de energia no meio rural. *Textos para Discussão Grupo de Energia*, (14). <https://bit.ly/3v65vC1>
- Morettin, P. A. (2017). *Econometria financeira: um curso em séries temporais financeiras* (3. ed.). Blucher.
- Morettin, P. A. & Toloí, C. M.C. (2006). *Análises de séries temporais* (2. ed.). Blucher.
- Moura, V. (1957). *O problema da eletrificação rural no Brasil*. Ministério da Agricultura.
- Mudholkar, G. S., Srivastava, D. K. & Lin, C. T. (1995). Some p-variate adaptations of the shapiro-wilk test of normality. *Communications in Statistics – Theory and Methods*, 24(4), 953-985. <https://doi.org/10.1080/03610929508831533>
- Oliveira, L. C. (2001). *Perspectivas para a eletrificação rural no novo cenário econômico-institucional do setor elétrico brasileiro* [Dissertação de mestrado]. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. <https://bit.ly/3uiCVhg>
- Pino, F. A. (2014). Sazonalidade na agricultura. *Revista de Economia Agrícola*, 61(1), 63-93. <https://bit.ly/35Pb52S>
- Ranganathan, V. (1984). Forecasting of electricity demand in rural areas. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics*, 46(3), 331-342. <https://www.jstor.org/stable/25052359>
- Ribeiro, F. S. & Santos, J. F. M. (1994). Política de eletrificação rural: superando dilemas institucionais. *Revista do BNDES*, 1(2), 131-152. <https://bit.ly/38Af8Bf>
- Rocha, A. L. (2008). *Fazenda Santa Gertrudes: modelo de produção cafeeira no oeste paulista: 1895-1930: contribuição de Eduardo Prates à definição de novos parâmetros produtivos* [Tese de doutorado]. Faculdade de Arquitetura e Urbanismo da Universidade de São Paulo, São Paulo. <https://bit.ly/3LLo8ll>
- Shumway, R. H. & Stoffer, D. S. (2011). *Time series analysis and its applications with R examples* (3. ed.). Springer. DOI: 10.1007/978-1-4419-7865-3.
- Tabosa, F. J. S., Costa, E. M., Amaral Filho, J., Trompieri Neto, N., Araújo, J. A. & Santos, C. P. B. (2019). Análise da demanda por energia elétrica no meio rural do Brasil. *Planejamento e Políticas Públicas*, (52), 149-188. <https://bit.ly/3ujQt3>
- Tidre, P. V. V., Biase, N. G. G. & Silva, M. I. S. (2013). Utilização dos modelos de séries temporais na previsão do consumo mensal de energia elétrica da região Norte do Brasil. *Matemática e Estatística em Foco*, 1(1), 57-66. <https://bit.ly/3je4y4T>