

RENDA EXTERNA E O CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL¹

Vitor Luiz Andrade

Doutorando em Economia do PPGE/UFJF
vitorluizandrade@gmail.com

Jonnathas Marques Pais

Doutorando em Economia do PPGE/UFJF
jonnathas.marques@estudante.ufjf.br

Jamaika Prado

Doutoranda em Economia do PPGE/UFJF
Jamaika.prado@estudante.ufjf.br

Elvira Helena Oliveira Medeiros

Doutoranda em Economia do PPGE/UFJF
helenaelvira@estudante.ufjf.br

Alessandra Cristina Quirino

Mestranda em Economia do PPGE/UFJF
alessandra.quirino@estudante.ufjf.br

Resumo

A energia elétrica é um dos principais insumos necessários à produção industrial e de serviços. Seu fornecimento adequado influencia na qualidade e quantidade dessas atividades, assim como o bem-estar proporcionado pela energia elétrica. Diante disso, este artigo tem como objetivo analisar o impacto da renda interna e externa no consumo de energia elétrica para o Brasil entre o período de janeiro de 1997 a agosto de 2021. Para tanto, utiliza-se a metodologia de séries temporais comparando o modelo multivariado VAR/ VECM com o modelo univariado SARIMA, para gerar previsões. Através da avaliação do potencial preditivo, os resultados indicaram que o modelo VAR(2) é superior ao modelo SARIMA (0,1,0) x(1,0,2), no que se refere a previsões da amostra. Por fim, as estimativas do modelo VECM se mostraram inelásticas no curto prazo em relação à renda interna, excluindo exportações, importações e tarifas. Enquanto, as demais variáveis incluídas no modelo não apresentam efeitos de curto prazo sobre o consumo de energia elétrica, apenas efeitos de longo prazo.

Palavras-chave: Energia Elétrica; Renda Interna e Externa; Modelo de Séries Temporais.

Abstract

Electricity is one of the main inputs needed for industrial production and services. Its adequate supply influences the quality and quantity of these activities, as well as the well-being provided by electricity. Therefore, this article aims to analyze the impact of domestic and foreign income on electricity consumption for Brazil between the period from January 1997 to August 2021. For that, the time series methodology is used

¹ Os autores agradecem ao apoio financeiro da CAPES e FAPEMIG para realização deste trabalho.

comparing the multivariate model VAR/VECM with the univariate model SARIMA, to generate forecasts. Through the evaluation of the predictive potential, the results indicated that the VAR (2) model is superior to the SARIMA (0,1,0) x (1,0,2) model, in terms of sample predictions. Finally, the estimates of the While the other variables included in the model do not present short-term effects on electricity consumption, only long-term effects VECM model proved to be inelastic in the short term in relation to domestic income, excluding exports, exports and tariffs.

Key-words: Electricity; Internal and External Income; Time Series Model.

Código JEL: O18; N07; Q43

Área 7: Infraestrutura, transporte, energia, mobilidade e comunicação

1. Introdução

A energia elétrica é um dos principais insumos necessários à produção industrial e de serviços. Seu fornecimento adequado influencia na qualidade e quantidade dessas atividades, assim como o bem-estar proporcionado pela energia elétrica, através do uso residencial de bens elétricos, para a população em geral. A energia elétrica também é importante na realização da segurança, através do fornecimento da iluminação pública, já que a eficiência da luminosidade está diretamente ligada à diminuição da criminalidade. Portanto, o bem-estar e o desenvolvimento econômico de uma nação estão condicionados a uma oferta bem estruturada deste insumo energético (BARDELIN, 2004; MOREIRA e GOLDEMBERG, 2005).

Entre 04 de junho de 2001 e 28 de fevereiro de 2002, com o programa de racionamento do governo federal, o país enfrentou seu mais severo caso de racionamento energético, ficando claro que o setor ainda não era estruturado para atender as necessidades de demanda da população. Com o racionamento, todas as regiões brasileiras tiveram uma retração, até mesmo o Sul que fora a única região não incluída no programa. Essa retração foi de aproximadamente 24%, sendo que o impacto não foi uniforme tanto regionalmente quanto setorialmente. A região sul foi a que menos reduziu seu consumo, visto que a mesma não foi incluída no programa. Em contraste, as regiões Nordeste e Sudeste foram as que mais reduziram seu consumo. Em relação aos setores, a maior retração, tanto percentual quanto absoluta, foi a do consumo residencial, seguido em termos percentuais do setor comercial e industrial, respectivamente. Apesar da menor redução em termos percentuais, o setor industrial, devido à magnitude e representatividade de seu consumo face ao total, teve uma redução absoluta próxima a do setor residencial (BARDELIN, 2004).

As principais causas do racionamento para Bardelin (2004) seriam:

- a) A falta de investimentos na geração de energia elétrica em contrapartida ao crescimento do consumo de energia elétrica na década de 80 e 90.
- b) A escolha do Governo Federal em aumentar a produção de energia elétrica através de termelétricas.
- c) A diminuição do nível dos reservatórios, dado que a energia produzida no Brasil em sua maior parte é hidroelétrica.

Visando eliminar as incertezas presentes no modelo anterior ao racionamento, o governo federal em 2003 e 2004, definiu um novo modelo regulatório para o setor, sustentado pelo Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004 e pelas Leis nº 10.847 e 10.848, de 15 de março de 2004. Neste modelo, a realização de estudos da demanda de energia elétrica teria papel importante, tanto no planejamento quanto na administração do setor

de energia elétrica brasileiro, aspecto reforçado pela criação da Empresa de Pesquisa Energética (EPE). Esses estudos teriam impactos diretos e indiretos nas seguintes decisões: programas decenais de expansão da geração; transmissão e distribuição; planejamento da operação dos sistemas; programa de investimentos da empresa; contratos de compra e venda de energia entre empresas; preço da energia no mercado atacadista; dentre outros (Eletrobrás, 2003).

Neste sentido, modelos econométricos têm sido utilizados para realizar o cômputo de previsões da demanda de energia elétrica e de estimativas de sua sensibilidade (i.e., elasticidade preço da demanda e renda da demanda) à renda e a preços, devido à necessidade de se obter subsídios para as análises deste setor. A necessidade de previsões é reforçada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), em sua nota técnica n.º 293/2008-SRE/ANEEL, que indica às empresas que as projeções devem ter como ponto de partida justamente a metodologia de séries de tempo, pois segundo a ANEEL os procedimentos da econometria de séries temporais permitem uma visão clara de como as variáveis se inter-relacionam e se comportam, e também apresentam vantagens em comparação com métodos mais determinísticos. Deste modo, estudos voltados para o desenvolvimento de modelos econométricos e univariados de previsão é uma necessidade institucional do mercado de energia elétrica.

A literatura acadêmica contém trabalhos que buscam analisar o comportamento e a evolução da demanda por energia elétrica, focando na construção de modelos de previsão, sejam eles de longo ou de curto prazo. Muitos destes estudos procuram analisar a influência das variáveis de tarifa agregada e renda agregada sob o padrão de evolução da demanda por energia elétrica. Entre as contribuições importantes enquadram-se os trabalhos de Modiano (1984), Andrade e Lobão (1997), Schmidt e Lima (2004) e Mattos e Lima (2005) que estimaram as elasticidades renda e preço da demanda para o Brasil. Modiano (1984) delineou um modelo estimando as elasticidades, no caso brasileiro, para os três setores de desagregação setorial (comercial, residencial e industrial). Andrade e Lobão (1997) e Mattos e Lima (2005) construíram modelos de demanda de energia elétrica com enfoque no setor residencial, a diferenciação se deu pela aplicação para Minas Gerais no segundo caso. No trabalho de Schmidt e Lima (2004) estabeleceram-se três modelos que utilizaram diferentes variáveis adicionais dependendo da desagregação setorial. De forma geral, as diferenciações entre os estudos se dão pela base de dados utilizada, a agregação temporal (mensal, anual, trimestral), a região utilizada e a desagregação setorial. Schmidt e Lima (2004) fazem uma revisão desta literatura em seu artigo com trabalhos sobre o mesmo tema aplicado para diversos países.

Entretanto, um aspecto pouco explorado pela literatura refere-se aos impactos do resto mundo sobre a demanda de energia brasileira, isto é, o quanto da demanda por energia elétrica é influenciada pela renda gerada a partir das exportações. No estudo de Mattos e Costa (2008) buscam cobrir essa deficiência da literatura, em face da crescente importância das exportações para o Brasil. Os autores utilizam além das variáveis clássicas do modelo de demanda, no caso tarifa média e o preço de eletrodomésticos, a desagregação entre renda interna e externa. O que este trabalho busca é atualizar a base de dados para os dados mais recentes da economia com o objetivo de verificar qual é o impacto da renda interna e externa no consumo de energia elétrica.

O presente estudo teve como objetivo analisar o impacto da renda interna e externa no consumo de energia elétrica para o Brasil entre o período de janeiro de 1997 a agosto de 2021. Utilizando a metodologia de séries temporais, a fim de comparar o potencial preditivo entre os modelos VAR/ VECM e SARIMA. Além disso, buscou calcular a elasticidade de longo e curto prazo em relação à renda interna exclusive exportações e as exportações para o consumo de energia elétrica. As elasticidades de curto prazo são

aquelas que fazem referência ao impacto das variáveis sobre o consumo no prazo de um ano. Os efeitos que perduram por mais de um ano são as elasticidades de longo prazo. Tal distinção é feita pelo fato que os agentes econômicos levam algum tempo para se adaptar a um novo ambiente econômico, como um novo nível de preço ou renda.

2. Modelo Teórico

Estudos² sobre a demanda de energia elétrica, em geral, a abordam como uma relação dependente do nível de atividade econômica, do preço pago para a utilização do insumo e do estoque de materiais que se utilizem de energia elétrica para funcionar. Deste modo, estes estudos que analisaram o comportamento da demanda de energia elétrica, se utilizaram das seguintes variáveis explicativas, dependendo da desagregação setorial focada (comercial, residencial e industrial): renda interna, salário, tarifa da energia elétrica e preços de eletrodomésticos, de máquinas, de combustíveis e de materiais elétricos.

Devido a uma das principais motivações desse trabalho ser analisar a relação entre o consumo de energia elétrica e a renda externa (i.e., exportações) foram utilizadas as seguintes variáveis: renda interna, renda externa e tarifa média de energia elétrica. Teoricamente, esta relação pode ser representada por uma função Cobb-Douglas, que é muito utilizada para estudos de demanda, da seguinte forma:

$$C_t = \alpha RE_t^{\beta_1} EX_t^{\beta_2} P_t^{\beta_3} \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde:

- C_t representa o consumo de energia elétrica no tempo t ;
- α é o intercepto;
- RE_t é a variável renda interna (PIB) exclusive exportações no tempo t ;
- EX_t são as exportações brasileiras no tempo t ;
- P_t é a tarifa média de energia elétrica no tempo t ;

Com o objetivo de que os coeficientes estimados representassem as elasticidades, as variáveis foram submetidas a uma transformação logarítmica. Desse modo, tomando-se o Logaritmo Natural da equação (1), chega-se a seguinte equação linear de demanda por energia elétrica:

$$C_t = \alpha + \beta_1 RE_t + \beta_2 EX_t + \beta_3 P_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Devido ao racionamento ocorrido em 2001 e 2002 ter provavelmente mudado o comportamento da sociedade brasileira e conseqüentemente seus hábitos de consumo foi incluído no modelo uma variável *dummy*. Desta maneira, a equação passou a ficar representada assim:

$$C_t = \alpha + \beta_1 RE_t + \beta_2 EX_t + \beta_3 P_t + \beta_4 D + \varepsilon_t \quad (3)$$

Onde:

- D é uma *dummy* que assume valor 0 até o ano de 2000 e 1 caso contrário.
- Com $\beta_1 > 0$, $\beta_2 > 0$, $\beta_3 < 0$ e $\beta_4 < 0$.

3. Base de Dados

² Ver Modiano (1984), Andrade e Lobão (1997), Schimit e Lima (2004).

Para cumprir o objetivo proposto serão utilizadas séries de dados mensais para o Brasil, durante o período de janeiro de 1997 a agosto de 2021, totalizando 296 observações. A escolha do período se deve a disponibilidade conjunta das séries analisadas.

A série referente à renda interna foi construída a partir do Produto Interno Bruto (PIB) a preços correntes (em R\$), deflacionada pelo Índice Geral de Preços (IGP-DI) e nivelada aos preços de agosto de 2021. Após esses procedimentos, as exportações (FOB US\$) foram convertidas em R\$ pela taxa de câmbio comercial média (R\$/US\$), deflacionadas e niveladas aos preços de agosto de 2021, e subtraída da renda total para que a renda interna fosse obtida. A série de tarifa média do consumo de energia elétrica do setor industrial, medida em quilowatts por hora (KWH) também foi deflacionada pelo IGP-DI³ e nivelada aos preços de agosto de 2021. Por fim, o consumo de energia elétrica do setor industrial medido em gigawatts por hora (GWH) foi convertido em KWH, para compatibilizar as medidas das séries de energia elétrica. Todas as séries foram obtidas no site do Ipeadata, pertencente ao Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). Esses dados são apresentados na Tabela 1 de dados e fontes.

Tabela 1 – Dados e Fontes

Variável (séries anuais de 1966 a 2012)	Deflator	Fonte ⁴
C_t Consumo de energia elétrica industrial no Brasil (MWH)	-	IPEA
RE_t Renda exclusive exportações (R\$ 08/2021)	IGP-DI	IPEA
EX_t Exportações (R\$ 08/2021)	IGP-DI	IPEA
P_t Tarifa de energia elétrica do setor industrial (R\$/MWH de 08/2021)	IGP-DI	IPEA

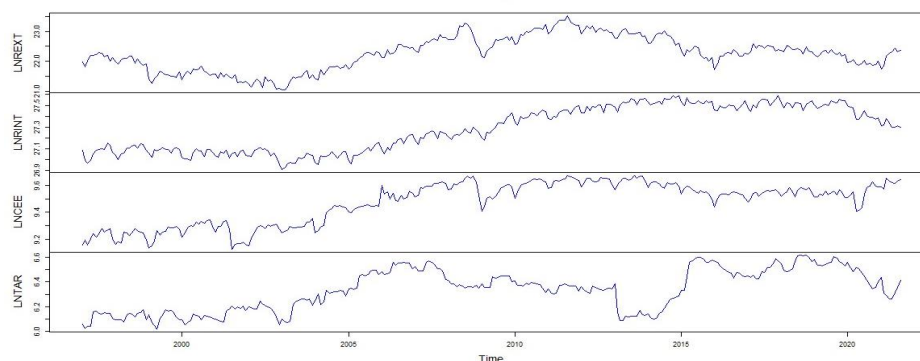
Fonte: Elaboração própria.

O Gráfico 1 contém a evolução das séries em sua transformação logarítmica. Pela análise gráfica é possível perceber que existe um nível em todas as séries de dados, pois nenhuma começa a partir do zero. Além disso, observa-se que a série de renda externa apresenta comportamento oscilatório, em que há momentos de crescimento e posteriormente estabilização da série. Por outro lado, as séries de renda interna e consumo de energia elétrica do setor industrial apresentam tendência de crescimento, sendo o consumo de energia elétrica menos acentuado. Por fim, a série tarifa de consumo de energia do setor industrial exibe comportamento oscilatório, isto é, não apresenta um padrão de crescimento.

³ No processo de revisão tarifária as tarifas são usualmente reajustadas pelo IGP-M, o qual não foi utilizado no trabalho devido à indisponibilidade do mesmo.

⁴ Os dados foram obtidos no *site* do Ipeadata (www.ipeadata.gov.br).

Gráfico 1- Evolução das Séries



Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

A matriz de correlação linear para todas as séries das variáveis utilizadas no modelo está representada na Tabela 2. A variável dependente possui correlação positiva com todas as variáveis presentes no modelo, sendo fortemente correlacionada com a renda externa e a renda interna.

Tabela 2 – Matriz de Correlação Linear

	C	RE	EX	P
C	1.0000			
RE	0.7874	1.0000		
EX	0.8257	0.6736	1.0000	
P	0.5866	0.5243	0.3652	1.0000

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

4. Aspectos Metodológicos

4.1 Modelo VAR/VECM

A metodologia utilizada para o processo de estimação tem como referência econometria de séries temporais. Esta metodologia considera os efeitos da estacionariedade ou não-estacionariedade das séries, para avaliar as relações de curto e longo prazo da economia. Estudos de demanda de energia elétrica brasileira têm se utilizado da econometria de séries temporais em suas estimações, como é o caso de Modiano (1984), Andrade e Lobão (1997), Schmidt e Lima (2004), Mattos e Lima (2005) e Mattos e Costa (2008).

Séries temporais são variáveis que são distribuídas de forma sequencial no tempo e possuem uma autocorrelação, isto é, depende da própria variável ao longo do tempo. No caso da estimação envolvendo séries temporais existem dois problemas consideráveis. O primeiro é o caso da regressão ser espúria, isto é, o alto grau de ajustamento indicado pelo R^2 se explica pela ocorrência de uma mesma tendência de evolução das variáveis. O segundo problema decorre da impossibilidade de se realizar os habituais testes de hipótese das estatísticas t e F . Deste modo, existe a necessidade consequente de que todas as variáveis sejam estacionárias para usar os procedimentos usuais de estimação via Mínimos Quadrados Generalizados (MQG) (GUJARATI, 2006).

Desse modo, para a aplicação dessa ferramenta estatística é necessário que os dados sejam estacionários. Uma série de dados é dita estacionária quando sua média e variância são constantes ao longo do tempo, além de sua estrutura de covariância depender apenas da defasagem (“lag”) entre os períodos. Séries estacionárias e não estacionárias também podem ser nomeadas de memória curta e memória longa, respectivamente. Uma série é dita memória curta se uma variação antiga na série não influenciar o valor corrente desta. Caso uma variação antiga seja influenciadora na determinação do valor corrente da série, a série é dita memória longa. A diferença no comportamento destes tipos de séries se encontra no fato de que as séries de memória curta oscilam menos e frequentemente retornam para um valor médio, chamado de atrator. (ENGLER e GRANGER 1990; GUJARATI, 2005).

Uma série de dados não estacionária pode ser transformada a partir de sua diferenciação (subtração do valor da série no período t pelo seu valor no período $t-1$). De maneira geral, utiliza-se a terminologia de denominar uma série temporal pelas suas diferenças necessárias para que a mesma se torne estacionária. Assim, uma série que necessite de d diferenciações para ficar estacionária é uma série integrada de ordem d , $I(d)$, se ela for não estacionária é dito que ela é integrada de ordem zero, $I(0)$ (ENGLER e GRANGER, 1990; GUJARATI, 2005).

Com intuito de detectar a estacionariedade de uma variável utiliza-se o teste da raiz unitária. No caso deste trabalho o teste utilizado foi o DF-GLS (*Dickey-Fuller Generalized Least Squares*) proposto por Elliott *et al* (1996). O teste é essencialmente um Dickey-Fuller aumentado (ADF) com exceção de que as séries são transformadas através dos mínimos quadrados generalizados. A equação de teste fica estruturada da seguinte maneira então:

$$\Delta Z_t = \alpha + \beta Z_{t-1} + \delta t + \zeta_1 \Delta Z_{t-1} + \dots + \zeta_k \Delta Z_{t-k} + \epsilon_t \quad (4)$$

A hipótese nula do teste é de que o coeficiente $\beta = 0$. Se a hipótese nula não for rejeitada, a série não é estacionária e possui uma raiz unitária. Os valores defasados da série em primeira diferença tem o intuito de eliminar a autocorrelação serial dos erros (STATA, 2009).

De acordo com o procedimento indicado por Enders (2003), para se decidir se o modelo da equação do teste ADF (e por consequência do teste DF-GLS) incluirá constante e ou tendência é possível realizar testes de significância estatística. Agora, a inclusão de defasagens num modelo usualmente é utilizada para diminuir a autocorrelação serial dos erros, no entanto, os graus de liberdade do modelo acabam reduzidos. A fim de determinar a necessidade de termos defasados, são usados os critérios de informação de Akaike (AIC) e de Schwarz (SC). Primeiramente, é escolhido o número máximo de defasagens possíveis, que no caso deste trabalho utilizou-se critério definido por Schwert (1989). Depois é necessário analisar a qualidade de ajustamento do modelo com cada número de defasagens, tendo preferência pelos menores números. As estatísticas AIC e SC calculadas possuem uma relação direta com a soma dos quadrados dos resíduos e a com a penalização que decorre da adição de defasagens. Por este motivo, o número de defasagens que é escolhido é aquele que minimiza o critério de seleção adotado. De maneira usual, os termos de tendência são incluídos quando as séries apresentam uma forte tendência ou deslocamento, enquanto as defasagens são utilizadas até que os resíduos se tornem ruído branco (ENGLER e GRANGER, 1990; HILL *et al*, 2003).

Tomando que as séries macroeconômicas sejam não estacionárias, e possuem uma mesma ordem de integração (por exemplo, são todas integradas de ordem um) é possível

que sejam cointegradas. Ou seja, apesar de separadamente apresentarem uma tendência estocástica, sua combinação linear é estacionária ou $I(0)$, de modo que suas tendências se anulam. Desta forma, as séries Z_t e X_t da (4) serão cointegradas, contanto que o termo de erro ε_t seja $I(0)$. Uma regressão como a da equação (5) é conhecida como regressão cointegrante na teoria da cointegração.

$$Z_t = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Com a finalidade de detectar a existência de cointegração foi utilizada a metodologia proposta por Johansen, que é uma generalização multivariada do teste de Dickey-Fuller. A equação (6) a seguir apresenta a versão mais simples a qual este teste pode ser aplicado, visto que, pode se incluir a direita da equação termos determinísticos (como tendência linear ou quadrática) e/ou uma constante.

$$\Delta Z_t = \prod_{t-1}^t \beta Z_{t-1} + \sum \Gamma_i \Delta Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Para a aplicação do teste de Johansen é necessário determinar a especificação correta do modelo de autoregressão vetorial (VAR) a ser adotada, ou seja, determinar qual o número de defasagens (valor de i em $\sum \Gamma_i \Delta Z_{t-1}$) e os termos determinísticos (tendência e intercepto) a serem incluídos. Para a determinação da especificação do VAR utilizam-se os mesmos artifícios já explicados para o teste DF-GLS (critério AIC e SC para as defasagens e teste de significância para os termos determinísticos). O posto de r (número de colunas linearmente independentes) e k (o número de colunas) da matriz \prod é igual ao número de vetores de cointegração independentes. Existem dois tipos de teste de cointegração de Johansen: o teste do traço (λ trace) e o teste do máximo autovalor (λ Max). As hipóteses nulas do primeiro afirmam que $r \leq 0, r \leq 1, \dots, r \leq k$ enquanto as hipóteses alternativas são respectivamente $r > 0, r > 1, \dots, r = k$. No caso do segundo teste, sejam as seguintes hipóteses nulas $r = 0, r = 1, \dots, r = k - 1$, as correspondentes hipóteses alternativas serão $r = 1, r = 2, \dots, r = k$. As estatísticas λ trace e λ Max são calculadas e comparadas com seus respectivos valores críticos. Rejeita-se a hipótese nula no caso da estatística de teste calculada ser maior do que o valor crítico da estatística. Em uma situação de $r = 0$ ou $r = k$, as variáveis não serão cointegradas. No caso de $0 < r < k$, existem r vetores de cointegração e a expressão $\prod_{t-1}^t \beta Z_{t-1}$ é o mecanismo de correção de erros (ENDERS, 2003; HILL *et al*, 2003).

No caso das variáveis serem não integradas estima-se um VAR em diferenças, já no caso das variáveis serem cointegradas estima-se um modelo de correção de erros (VECM). No curto prazo ocorrem os chamados erros de equilíbrios, que são perturbações ou desvios que destoam do equilíbrio de longo prazo. A principal diferença entre um VECM e um VAR em diferenças é que o primeiro apresenta os erros de equilíbrio como uma variável explicativa. Portanto, esta é a grande vantagem que a estimação de um VECM apresenta, pois não se perde a relação de longo prazo das variáveis. A intuição contida na estimação do VECM é utilizar os resíduos defasados da equação de cointegração como uma medida de ajustamento para o longo prazo (ENDERS, 2003).

A estimação de um VECM passa por duas etapas. Na primeira etapa, são estimados os coeficientes da equação de cointegração. Como as séries movem juntas no longo prazo, o fato da equação de cointegração ser estimada em nível não representa um problema. A segunda etapa consiste em incorporar os erros de equilíbrio (gerados pela regressão de cointegração, ou seja, seus resíduos) defasados no modelo de auto-regressão vetorial (VAR) em diferenças, obtendo, desta forma, modelo de correção de erros (VECM). O parâmetro do termo dos erros de equilíbrio mostra o desequilíbrio do curto

prazo para o longo prazo, que tende a ser corrigido no período posterior. Quanto maior a velocidade dessa correção ou ajustamento, maior o valor do parâmetro do termo de erro (ENGLE e GRANGER, 1990).

Segundo Andrade e Lobão (1997), uma variável Z_t qualquer, somente pode ser considerada exógena, quando na estimação do VECM, o coeficiente do termo de correção de erro (estimado para a equação em que Z_t é tratada como variável dependente) for significativamente igual a zero⁵. Em caso das variáveis não serem cointegradas, a especificação mais correta é um VAR em diferenças, que também deve apresentar um termo de erro ruído branco. Devido às variáveis não apresentarem cointegração, não existe qualquer tipo de relação de longo prazo (ENDERS, 2003; ENGLE e GRANGER, 1990).

A metodologia, de uma forma mais sucinta, consiste nos seguintes passos. Primeiramente foi realizado o teste DF-GLS para cada série de dados presente no modelo com o intuito de verificar a estacionariedade ou não-estacionariedade. No caso de todas as variáveis serem integradas e de mesma ordem, existe a possibilidade de que as mesmas possuam uma relação de longo prazo, característica essa que é detectada através do teste de Johansen. A presença de cointegração entre as variáveis permite que sejam estimadas as elasticidades de curto e as de longo prazo, desde que as variáveis possam ser tratadas como exógenas. A elasticidade de curto prazo é o coeficiente da variável explicativa (em primeira diferença) no modelo de correção de erros e a elasticidade de longo prazo é o coeficiente da variável explicativa (em nível) na regressão de cointegração, desde que tais variáveis tenham passado por uma transformação logarítmica.

4.2 Modelo SARIMA

Um outro modelo importante para apresentar aqui é o modelo auto regressivo de médias móveis de ordem p e q , ARMA (p, q), não sazonal:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \beta_i \phi_i X_{t-1} + \sum_{j=0}^q \beta_j \phi_j \varepsilon_{t-j} \quad (7)$$

de tal forma que: X_t é o t -ésimo valor observado ($t = 1, 2, \dots, T$) ($i = 1, 2, \dots, p$), c é uma constante, i é a defasagem do processo auto regressivo ($i = 1, 2, \dots, p$), j é a defasagem do processo de médias móveis ($j = 1, 2, \dots, q$), ϕ_i é o coeficiente da parcela auto regressiva na i -ésima defasagem, ϕ_j é o coeficiente de médias móveis na j -ésima defasagem, p é a ordem do processo auto regressivo, q é a ordem do processo de médias móveis e ε_t é o erro no t -ésimo tempo.

Com isso, temos uma generalização do modelo ARMA, o modelo auto regressivo integrado de médias móveis de ordens p , d e q , ARIMA (p, d, q), onde o valor d adicional se refere ao grau de diferenciação necessário para que a série se torne estacionária; q tem relação com os parâmetros de modelos de médias móveis (MA); e p com os parâmetros de modelos auto regressivos (AR).

Levando em consideração que há o risco de que (p, d, q) não estejam presentes por completo, necessária a identificação do modelo ARIMA em dois estágios, onde será verificada a estacionariedade da série com a determinação do grau de diferenciação da ordem $I(d)$ e as ordens p e q do ARIMA, respectivamente.

Assim sendo, o grau de diferenciação da ordem $I(d)$ é encontrado a partir da verificação em nível das diferenças (primeira diferença, segunda diferença, etc.) de toda série temporal até que a mesma seja estacionária, de modo que tal verificação é realizada

⁵ Esse fato será abordado novamente na seção de estimação do modelo.

por meio da análise do comportamento da série em termos de estacionariedade, como mencionado anteriormente para realização do modelo VAR.

O modelo SARIMA (P, D, Q) , o qual foi utilizado, tem a característica de analisar a sazonalidade, sendo este o diferencial em relação ao ARIMA. Assim, de uma série original Y_t será adaptada para realizar a análise da sazonalidade, de modo que a série diferenciada sazonalmente será representada por

$$Z_t = \Delta_s^D Y_t = (1 - B^s)^D Y_t \quad (8)$$

de modo que

$$\begin{aligned} D = 1 &\rightarrow Z_t = \Delta_s Y_t = Y_t - Y_{t-s} \\ D = 2 &\rightarrow Z_t = \Delta_s^2 Y_t = \Delta_s Y_t - \Delta_s Y_{t-s} = (Y_t - Y_{t-s}) - (Y_{t-s} - Y_{t-2s}) \end{aligned} \quad (9)$$

A representação do SARMA (P, Q) será dada por:

$$\text{SMA } (Q): Z_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-s} - \theta_2 \varepsilon_{t-2s} - \dots - \theta_Q \varepsilon_{t-Qs} \quad (10)$$

$$\text{SAR } (P): Z_t = \phi_1 Y_{t-s} + \phi_2 Y_{t-2s} + \dots - \phi_P Y_{t-Ps} + \delta + \varepsilon_t \quad (11)$$

$$\text{SARMA } (P, Q): Z_t = \phi_1 Y_{t-s} + \dots - \phi_P Y_{t-Ps} + \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-s} - \dots - \theta_Q \varepsilon_{t-Qs} \quad (12)$$

Dessa forma, tendo $Z_t = \Delta_s^D Y_t$, podemos definir o modelo SARIMA (P, D, Q) .

Alguns testes são realizados para complementar a análise no modelo SARIMA, como o Dickey-Fulley aumentado (ADF) [já abordado no modelo VAR].

As estimações para os possíveis valores para p e q podem ser obtidos através da função de autocorrelação (mede a relação linear entre os valores defasados) e da função de autocorrelação parcial (correlação entre duas observações seriais, com eliminação da dependência dos termos intermediários).

Em seguida, há a junção das combinações desses parâmetros com o valor da diferenciação, de modo que o modelo a ser escolhido é aquele que possui o mínimo de parâmetros a serem estimados e que satisfaça a compreensão do comportamento da variável resposta, realizados pelos já mencionados Critérios Akaike (1973) e Schwarz (1978).

Sabe-se que o modelo SARIMA possui algumas características, como a homocedasticidade, ausência de autocorrelação serial e normalidade, dessa forma, para sua correta aplicação alguns testes podem validar os resultados por ele extraídos.

O teste Ljung-Box indica a existência de falha do ajuste de um modelo de série temporal, sendo aplicado aos resíduos da série após o ajustamento de um modelo e examinado m autocorrelações dos resíduos, importante ressaltar que é entendimento de que o modelo não exibe falha nos casos de auto correlações sejam muito pequenas. As hipóteses são: H_0 : o modelo não possui falha no ajuste por apresentar resíduos autocorrelacionados; e H_1 : o modelo possui falha no ajuste por apresentar resíduos autocorrelacionados. O teste é definido pela seguinte equação:

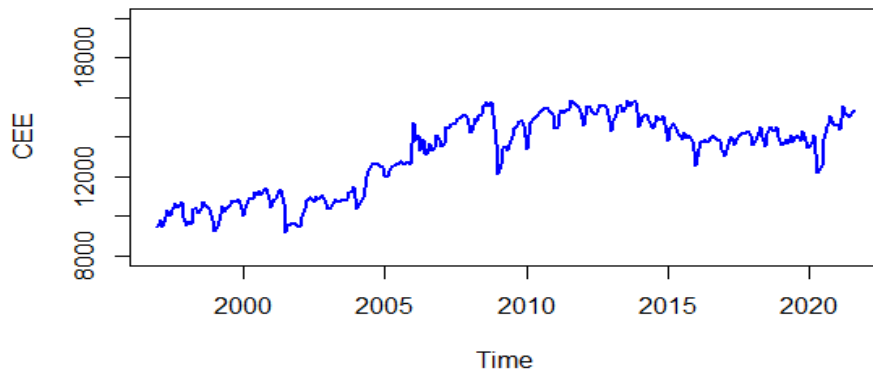
$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \beta \frac{\hat{r}_k^2}{n-k} \quad (13)$$

onde: \hat{r}_k^2 é a autocorrelação estimada da série do lag k , e m é o número de lags que está sendo testado.

5. Estimação do Modelo do SARIMA

Essa seção apresenta o procedimento adotado para a estimação utilizando o método de Box-Jenkins para modelar a série de consumo mensal de energia. Inicialmente, foi realizada uma inspeção gráfica na amostra de dados, buscando capturar a existência de algum padrão. O gráfico da série completo pode ser visto abaixo.

Gráfico 2 - Consumo mensal de energia elétrica entre janeiro de 1997 e agosto de 2021.



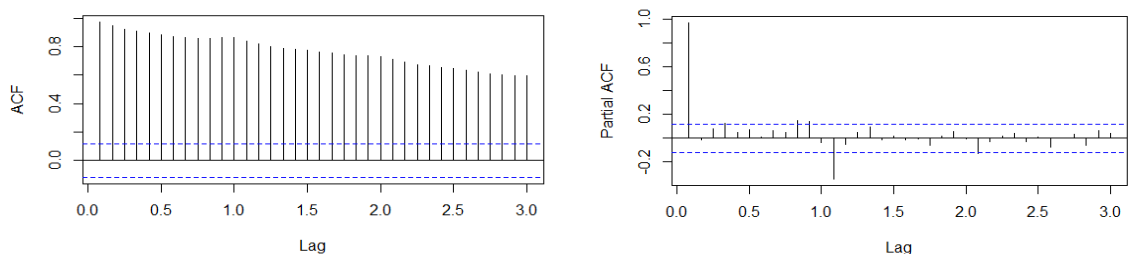
Fonte: Elaboração a partir dos dados.

Por meio de uma análise visual pode-se acreditar que a série é não estacionária, na verdade, o gráfico ilustra que a média da variável é uma função do tempo, o que não condiz com a estacionariedade fraca, requerida para estimar um modelo ARMA. Nesse sentido, o gráfico da série possui padrão condizente a uma série com tendência geral, isso é, uma série com tendência determinística somada a uma tendência estocástica.

A série original foi dividida em dois períodos, sendo a primeira parcela composta por 276 observações cobrindo o período referente janeiro de 1997 até dezembro de 2019; a segunda parcela é composta por 20 observações, cobrindo o período entre janeiro de 2020 e agosto de 2021. O objetivo dessa divisão, é estimar o modelo com as observações da primeira parcela, para em seguida utilizá-lo para prever as observações da segunda parcela.

Logo após, foram analisadas a função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP) que em conjunto ajudam a identificar uma especificação adequada para o modelo ARIMA. Nesse caso, foram utilizadas apenas as observações referentes a primeira parcela dos dados. Ademais, a análise dessas funções, também ajudam a gerar hipóteses sobre a estacionariedade da série.

Gráfico 3 - Função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP) da série de Consumo de energia elétrica do setor industrial.

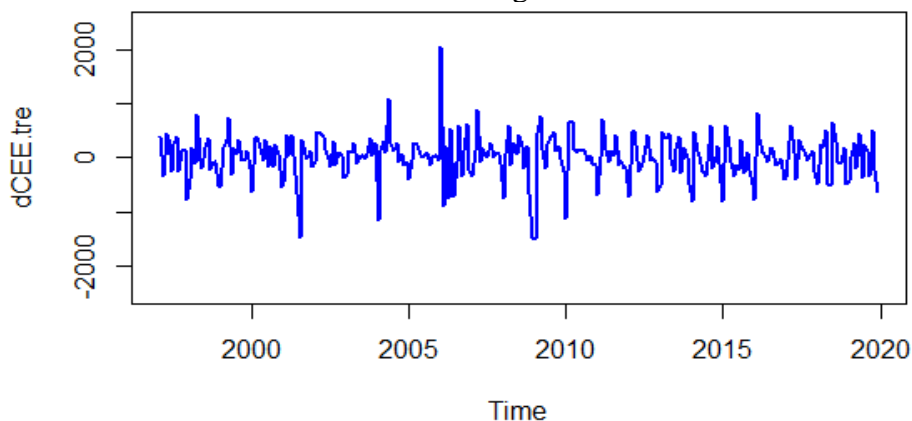


Fonte: Elaboração a partir dos dados.

Conforme pode ser observado, a FAC decai lentamente para zero, indicando uma certa persistência e condizente com um padrão não estacionário. Por sua vez, a FACP decai abruptamente para zero após o lag (1). O termo de autocorrelação parcial sazonal

também é significativo. Caso a série fosse estacionária poderíamos pensar em um modelo SARIMA (1,0,0)X(1,0,0). Entretanto, o teste de raiz unitária de Dickey Fuller aumentado foi utilizado, gerando evidências de que a série não é estacionária em nível, conforme já indicava o gráfico, a FAC e a FACP. Desse modo foi tomada a primeira diferença da série, e em seguida o mesmo procedimento descrito até aqui foi repetido.

Gráfico 4 – Consumo mensal de energia elétrica de 1997 a 2019.



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

A análise gráfica indica que a série pode ser estacionária em primeira diferença, ou seja, que a série é $I(1)$. O padrão marcante encontrado por meio da análise da FAC é um forte padrão sazonal na série, uma vez que os *lags* múltiplos de s , (12, 24, 36,...) são todos significativos, sugerindo um comportamento sazonal que deve ser modelado. Por sua vez, a FACP também decai bruscamente para zero, e apresenta um padrão sazonal. No entanto, ao contrário da FAC, apenas a defasagem correspondente a um ciclo sazonal ($s=12$) é estatisticamente significativa.

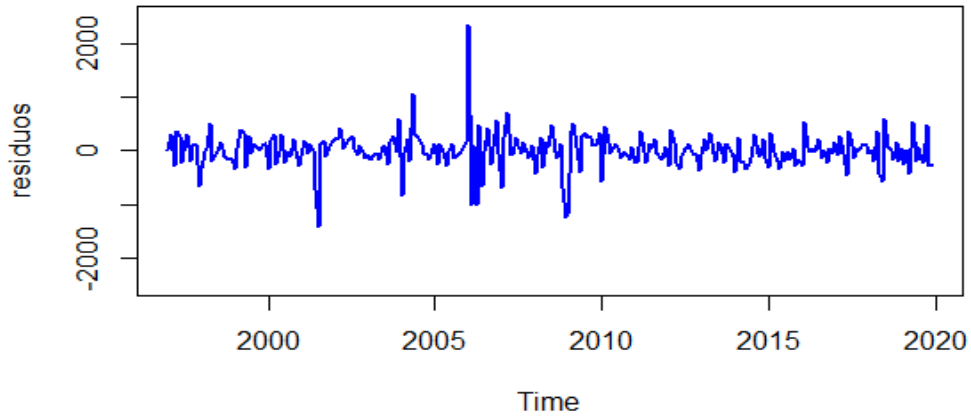
Desse modo, a especificação adotada foi baseada no comportamento persistente do componente sazonal da FAC e que apenas o primeiro termo sazonal da FACP foi significativo, consistindo em um SARIMA (0,1,0)x(1,0,2) conforme descrita na equação (11). Não foram ajustados parâmetros para a parte não-sazonal do processo, devido a baixa significância dos seus parâmetros na FAC e FACP. Prezando pelo princípio da parcimônia, uma especificação mais concisa foi adotada, estabelecendo um processo estacionário sazonal puro, em que apenas *lags* múltiplos de s são realmente relevantes. Ainda foi incluído um intercepto.

$$Y_t = 12.1613 + 0.9984Y_{t-12} - 0,7520\varepsilon_{t-12} - 0,2080\varepsilon_{t-24} \quad (14)$$

(0,0078) (0,0883) (0,0637) (71.7835)

Após a etapa de identificação, foi executada a etapa de diagnóstico, onde os resíduos do modelo foram analisados. Nessa fase, procura-se evidências favoráveis de que os resíduos do modelo seguem um processo ruído branco. Para isso, foram analisadas a FAC e a FACP dos resíduos. O gráfico com a série dos resíduos pode ser visualizado abaixo.

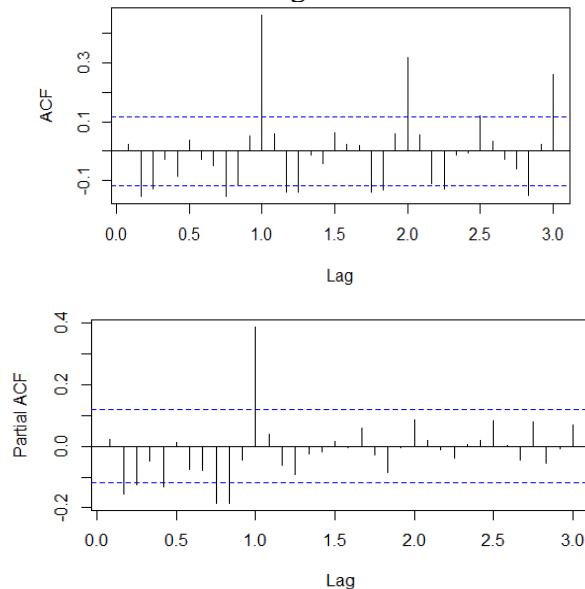
Gráfico 5 – Resíduo do modelo



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

A análise da FAC e da FACP, apresentadas abaixo, mostra que não existem defasagens com coeficientes estatisticamente significativos. Esse resultado sugere evidências favoráveis de que o processo estocástico gerador da série de resíduos é decorrelatado, e, portanto, pode ser um ruído branco. A seguir foi apresentado um teste formal de autocorrelação. O teste de Ljung Box foi utilizado para testar se as autocorrelações acumuladas até o lag 36 são nulas. O valor-p de 0.9021, indica que a hipótese nula de que a série de resíduos não possui um padrão de autocorrelação não pode ser rejeitada, gerando evidências favoráveis de que os resíduos seguem um processo ruído branco e que o modelo foi corretamente especificado.

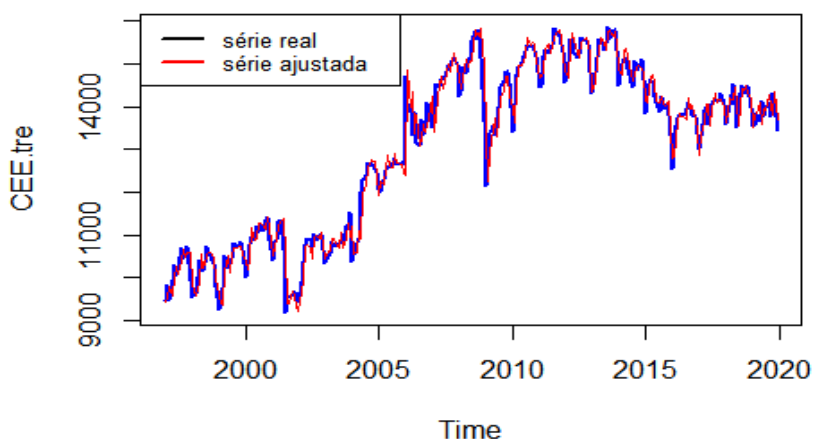
Gráfico 6 – Função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP) dos resíduos da série de Consumo de energia elétrica do setor industrial.



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

Após desfazer a transformação da variável, retornando os valores preditos para a escala original, pode-se examinar o grau de ajuste entre as estimativas para o consumo de energia elétrica predito pelo modelo e a série observada. Pode-se perceber pelo gráfico abaixo que os valores preditos pelo modelo apresentaram boa aderência aos valores observados na amostra.

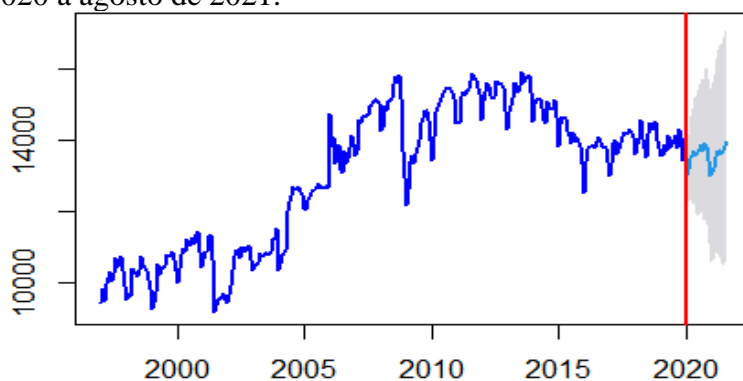
Gráfico 7 – Valores preditos da série de consumo de energia elétrica do setor Industrial



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

Por sua vez, o gráfico abaixo ilustra as previsões para o consumo de energia elétrica geradas pelo modelo para o ano de 2020 e o período entre janeiro e agosto de 2021.

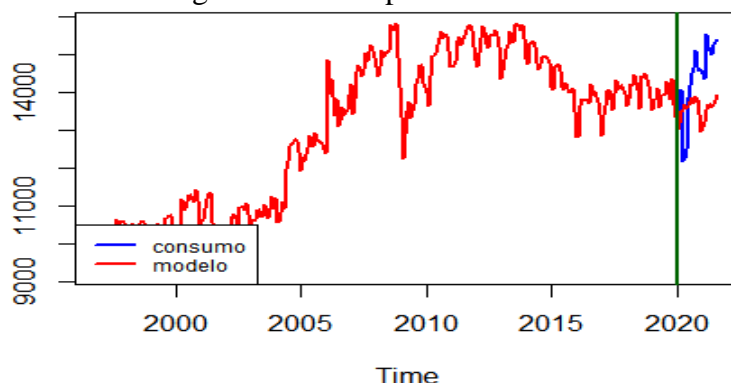
Gráfico 8 - Previsões para o consumo de energia elétrica do setor industrial para o período de janeiro de 2020 a agosto de 2021.



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

O gráfico a seguir apresentam a comparação entre o previsto pelo modelo e aquilo que realmente aconteceu (parte reservada da amostra). Pode-se perceber que o consumo real de energia elétrica apresentou uma maior volatilidade no curto prazo, sendo que o modelo não foi capaz de capturá-la. Nesse sentido, a falta de um parâmetro para ajustar a parte ARMA não sazonal pode ter contribuído para esse comportamento, uma vez que a especificação adotada utiliza apenas defasagens sazonais, que possuem uma distância temporal de 1 ano ou mais do valor predito.

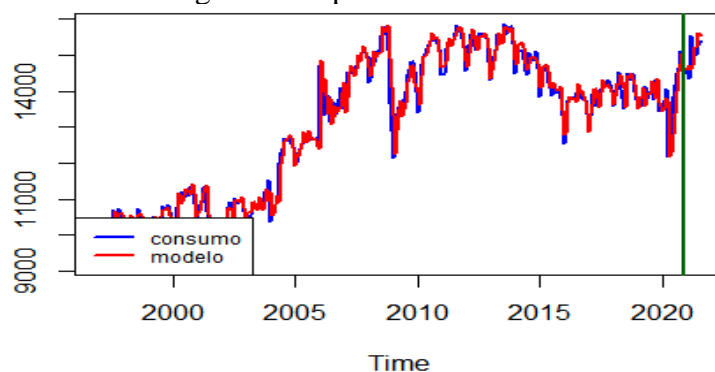
Gráfico 9 – Consumo de energia real *versus* previsão do consumo de energia



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

Finalmente, o gráfico abaixo ilustra a capacidade de previsão do modelo dentro da amostra, utilizando todas as observações. Nesse caso, pode-se perceber que os valores preditos apresentaram boa aderência aos dados observados em todo o período.

Gráfico 10 - Consumo de energia *versus* previsões dentro da amostra



Fonte: Elaboração a partir dos dados.

6. Estimação do Modelo do VAR/VECM

Esta seção apresenta a estimação do modelo. Foram realizados testes de raízes unitárias e de cointegração e o posteriormente o modelo foi estimado como um vetor de correção de erros (VECM). Os testes de raízes unitárias e de cointegração, assim como a estimação do modelo, foram feitos através do *software R Studio*. Em todas as etapas as variáveis foram utilizadas em sua forma logarítmica.

O primeiro passo foi verificar a estacionariedade das variáveis através do teste de raiz unitária para cada série de dados do modelo. Esse teste verifica a ordem de integração e caso todas as séries sejam não integradas, ou seja, integradas de ordem zero, não se faz necessário efetuar o teste de cointegração. Os termos determinísticos (tendência e constante) foram incluídos a partir da análise gráfica da série. O teste utilizado para a raiz unitária foi o ADF conforme implementado no pacote URCA. Os resultados dos testes de raízes unitárias para as variáveis: consumo de energia elétrica, renda interna (PIB - Exportações), exportações de produtos, tarifa de energia elétrica são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Resultado do Teste de Raiz Unitária

Variável	Equação de teste	Ordem de lag	Estatística τ (ADF)	Valor crítico (5%)	Valor crítico (1%)	Resultado
C_t	constante + tendência	1	-3.0948	-3.4200	-3.9800	Integrada
ΔC_t	constante	1	-13.6644	-2.8700	-3.4400	Estacionária
RE_t	constante + tendência	1	-1.179	-3.255	-3.770	Integrada
ΔRE_t	constante	1	-3.323	-2.337	-2.626	Estacionária
EX_t	constante + tendência	1	-2.0515	-3.4200	-3.9800	Integrada
ΔEX_t	constante	1	-16.3719	-2.8700	-3.4400	Estacionária
P_t	constante	1	-2.6244	-3.4200	-3.9800	Integrada
ΔP_t	constante	1	-11.1777	-2.8700	-3.4400	Estacionária

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

A primeira coluna indica a variável testada, em nível ou em primeira diferença, sendo que para uma variável Z_t qualquer, $\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$. A segunda indica os termos determinísticos (constante e tendência) utilizados no teste e a terceira, o número de defasagens incluídas na equação de teste. Por fim, na quarta e quinta coluna, os valores críticos, para 5% e 1% de significância respectivamente, e na última coluna o resultado do teste.

Para todas as variáveis em nível, não é possível rejeitar a hipótese nula de que há raiz unitária ao nível de significância de 5%, uma vez que o módulo da estatística é inferior ao módulo do valor crítico. Em primeira diferença, rejeita-se a hipótese nula ao nível de significância de 5% para todas as variáveis, visto que o módulo da estatística é superior ao módulo do valor crítico. Uma vez que todas as séries são integradas em nível e estacionárias em primeira diferença, pode-se dizer que todas são integradas de primeira ordem ou $I(1)$. Portanto, é possível que elas sejam cointegradas.

Assim o procedimento de Johansen foi realizado para todas as variáveis, sejam elas: consumo de energia elétrica, renda interna (PIB - exportações), exportações e tarifa de energia elétrica. Para aplicar o teste de cointegração foi necessário determinar a correta especificação do VAR. Para determinar o número de defasagem foram estimados quatro VARs, um para cada defasagem de um a cinco. Foi escolhido o número de defasagens que minimizou o critério de Schwarz. Essa escolha gera um modelo mais parcimonioso e que permite maiores graus de liberdade.

Tabela 4 – Determinação do número de defasagens (p) para o teste de cointegração

(p)	Erro Final de Previsão	Schwarz (SBIC)	Akaike (AIC)
1	$3,13 e^{-12}$	-25,7306	-26,8990
2	$3,23 e^{-12}$	-25,4999	-26,4617
3	$3,14 e^{-12}$	-25,3244	-26,4886
4	$3,33 e^{-12}$	-25,0647	-26,4314
5	$3,54 e^{-12}$	-24,8027	-26,3719

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

Por conseguinte, foram realizados os testes de Johansen para determinar a existência de co-integração no modelo. Foram incluídos no teste de Johansen três termos de tendência determinística, sendo este o intercepto, a tendência e uma variável *dummy* para o período de racionamento. Dada esta especificação do VAR, fora realizado o teste

de cointegração λ *trace* de Johansen que é apresentado na Tabela 5. O teste indica que ao nível de significância de 5% existe uma equação de cointegração.

Tabela 5 – Teste de Cointegração

Estatística de Teste	Valor Crítico (5%)	H_0 : n° de EC	H_1 : n° de EC
67,27	62,99	Nenhum	Maior que 0
31,58	42,44	No máximo 1	Maior que 1
16,80	25,32	No máximo 2	Maior que 2
5,95	12,25	No máximo 3	Maior que 3

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

No procedimento de Johansen foi incluída uma variável determinística exógena, qual seja a variável *dummy* de racionamento no vetor de cointegração, além da inclusão das *dummies* sazonais mensais e de um componente de tendência e de nível.

O teste de cointegração de Johansen verificou que as variáveis são cointegradas e, portanto, a melhor especificação para a estimação seria um Modelo de Correção de Erros (VECM) ao invés do VAR. O VECM é mais adequado por levar em consideração a relação de longo prazo entre as variáveis, fornecido pela equação de cointegração. As evidências amostrais indicaram que existe uma relação de cointegração entre as variáveis, assim a melhor especificação do modelo seria um VECM.

6.1. Estimação do VECM

Como apontado por Andrade e Lobão (1997) um VECM com apenas uma defasagem nas variáveis, como é o caso deste presente trabalho, fica representado matricialmente, por um vetor com as variáveis em suas primeiras diferenças, um vetor de constantes e o vetor de correção de erros:

$$\Delta Z_t = A_0 + \alpha \mu_{t-1} + \varepsilon_t \quad (15)$$

Onde:

ΔZ_t é o vetor de primeira diferença das variáveis C_t , RE_t , EX_t , e P_t ;

A_0 é o vetor de constantes;

α é o vetor de coeficientes dos termos de correção de erro;

μ_{t-1} é a relação de cointegração em t-1;

ε_t é o vetor de erros, supostamente normais, homocedásticos (com variância constante) e independentes (não correlacionados).

A Tabela 6 abaixo contém o resultado para a estimação do VECM sem contar com as variáveis de intervenção.

Tabela 6 – Estimação do VECM

Variável explicativa	1ª Equação ΔC_t	2ª Equação ΔRE_t	3ª Equação ΔEX_t	4ª Equação ΔP_t
Constante	2,163399*** (0,481830)	1,294063*** (0,422048)	-2,60481 (1,80415)	-0,050394 (0,541891)
μ_{t-1}	-0,148802*** (0,033170)	-0,089011 *** (0,029054)	0,17944 (0,12420)	0,003528 (0,037304)

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

*** p-valor = 0.01

Através dos resultados apresentados na Tabela 6 é possível perceber que as variáveis de exportações e tarifa de energia elétrica podem ser tratadas como exógenas ao

modelo, pois os coeficientes de correção de erros são estatisticamente iguais à zero ao nível de significância de 5%. No entanto, ainda existe uma mútua determinação entre o consumo de energia elétrica e a renda interna. Ao verificar o comportamento dos resíduos percebe-se que eles apresentam um comportamento de resíduos descorrelatados.

A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos para a estimação do VECM para variável de interesse. A partir do modelo estimado, as variáveis exportações e tarifa podem ser tratadas como exógenas no modelo, uma vez que os termos de correção de erro dessas variáveis são estatisticamente iguais à zero no caso das equações nas quais as variáveis selecionadas são dependentes (segunda a quarta coluna na Tabela 6). No entanto para fins deste trabalho apenas a equação ΔC_t . Na tabela, as *dummies* sazonais foram suprimidas.

Tabela 7 – Estimação de ΔC_t

Variável explicativa	Coefficientes e estatísticas t	P-valor	Ajuste e diagnósticos
Constante	2,163399 (0,481830)	0,000001	R ² - ajustado = 38,81%
μ_{t-1}	-0,148802 (0,033170)	0,000001	Estatística F = 11,36 (0,000000)
DP01	-0,021554 (0,009175)	0,019521	
ΔRE_t	0,373034 (0,1029)	0,000001	
ΔEX_t	-0,002220 (0,016964)	0,895969	
ΔP_t	-0,076999 (0,0420)	0,155920	
ΔC_{t-1}	-0,089876 (0,059276)	0,130607	

Fonte: Elaboração a partir dos dados da pesquisa.

O modelo estimado possui um moderado grau de ajuste (R^2 ajustado = 38,81%) e a estatística F indica que as variáveis são significantes para explicar o consumo de energia elétrica brasileiro.

As elasticidades assim calculadas são menores que um. O que indica que demanda é inelástica, no curto prazo, em relação à renda interna excluindo exportações, exportações e tarifa. Tudo mais constante, uma variação de 10% na renda interna excluindo exportações, acarretaria em uma variação positiva, no curto prazo, de aproximadamente 3,73% no consumo de energia elétrica. No entanto, as demais variáveis incluídas no modelo não apresentam efeitos de curto prazo sobre o consumo de energia elétrica, apenas efeitos de longo prazo.

7. Comparação entre o potencial preditivo dos modelos VECM e SARIMA

Por fim, foi avaliado o potencial preditivo do modelo VECM ajustado e do modelo SARIMA. Assim, foi realizado o procedimento de separação da amostra existente para realizar o cômputo do erro absoluto percentual médio (MAPE). O procedimento consistiu em separar da amostra as últimas 20 observações, o que representa todo o ano de 2020 somado ao ano de 2021 de janeiro a agosto. Com base na amostra reduzida foi realizada

uma nova estimação do modelo VECM (1), que por sua vez foi convertido para um VAR (2). Posteriormente, fez-se o mesmo procedimento de separação da amostra para o modelo SARIMA (0,1,0) x (1,0,2), realizando o cômputo das previsões. As previsões foram extremamente bem ajustadas com a realidade, para o modelo VAR (2), considerando um MAPE no valor 0,0003165758% . Já para o modelo SARIMA (0,1,0) x (1,0,2) o MAPE foi de 1,731993%, isso significa que o melhor modelo para gerar previsões para 20 passos a frente foi o modelo VAR (2).

8. Conclusão

O presente artigo teve como objetivo analisar o impacto da renda interna e externa no consumo de energia elétrica para o Brasil entre o período de janeiro de 1997 a agosto de 2021, através da econometria de séries temporais, comparando o poder preditivo do modelo multivariado VAR/ VECM com o modelo univariado SARIMA. Tal estudo foi motivado pelo fato de que as exportações possuem destacada relevância para a composição do balanço de pagamentos do Brasil, de modo que compreender como sua evolução interage com as necessidades de consumo de energia elétrica é importante para avaliar as políticas públicas para este setor.

Os procedimentos de ajuste para modelo univariado sugere um SARIMA (0,1,0)x(1,0,2), com constante. Enquanto para o modelo multivariado, o modelo VECM (1) transformado em VAR(2) apresentou ser a melhor especificação. Após a escolha dos modelos, a avaliação do potencial preditivo foi realizada por meio do cômputo do erro absoluto percentual médio dos modelos, sendo que o modelo VAR(2) com um MAPE de 0,0003165758%, apresentou capacidade preditiva superior ao modelo SARIMA (0,1,0) x (1,0,2), o qual obteve um MAPE de 1,731993% para gerar previsões 20 passos a frente.

As estimativas do modelo VECM foram inelásticas no curto prazo em relação à renda interna, excluindo exportações, importações e tarifas. Isso indica que, *Ceteris Paribus* uma variação de 10% na renda interna excluindo exportações, acarretaria em uma variação positiva, no curto prazo, de aproximadamente 3,73% no consumo de energia elétrica. por outro lado, as demais variáveis incluídas no modelo não apresentam efeitos de curto prazo sobre o consumo de energia elétrica, apenas efeitos de longo prazo.

Uma possível continuação para o trabalho seriam realizar as previsões - devido ao fato do mesmo ser um modelo causal adequado para, através de cenários macroeconômicos, verificar a evolução do consumo - e desagregar a variável tarifa em várias faixas de consumo, o que especificaria as elasticidades-preço.

Referências Bibliográficas

ANDRADE, T. A.; LOBÃO, W. J. A. **Elasticidade Renda e Preço da Demanda Residencial de Energia Elétrica no Brasil**. Texto para discussão nº 489. IPEA. Rio de Janeiro, junho de 1997. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/TDs/td_0489.pdf>. Acesso em: 02/09/2013

Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL. Disponível em:< www.aneel.gov.br>. Acesso em: 02/09/2013.

BARDELIN, C.E.A. **Os efeitos do racionamento de energia elétrica ocorrido no Brasil em 2001 e 2002 com ênfase no consumo de energia elétrica**. 2004. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3143/tde-23062005-084739/publico/DissertRacionamento.pdf>>. Acesso em: 02/09/2013.

ELETROBRÁS. Departamento de Estudos Energéticos e Mercado (DEM). **Plano Decenal de Expansão 2003/2012**. Janeiro de 2003.

ENDERS, W. *Applied Econometric Time Series*. Nova York: Wiley. 2003.

ENGLE, R; GRANGER, C. Introdução a Co-integração. Tradução do primeiro capítulo (*Introduction*) de *Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration*. 1990.

Empresa de Pesquisa Energética – EPE. **Plano Decenal de Expansão de Energia Elétrica 2006-2015**. Disponível em <www.mme.gov.br>. Acesso em: 02/09/2013.

GUJARATI, D. N. **Econometria Básica**. 3. ed. São Paulo: Makron Books, 2006. 846 p.

HILL, R. C.; GRIFFITHS, W. E; JUDGE, G. G. **Econometria**. 2 ed. São Paulo: Saraiva, 2003.

IPEADATA. Disponível em: <www.ipeadata.gov.br>. Acesso em: 12/08/2013.

MATTOS, LB de. Revista Organizações Rurais e Agroindustriais – Universidade Federal de Lavras (UFLA). Vol. 7 n° 2 maio/agosto de 2005. **Uma Estimativa da Demanda Industrial de Energia Elétrica no Brasil: 1974-2002**. Disponível em: <[http://ageconsearch.umn.edu/bitstream/43986/2/Artigo%2010%20\(04.124\).pdf](http://ageconsearch.umn.edu/bitstream/43986/2/Artigo%2010%20(04.124).pdf)>. Acesso em: 02/09/2013.

MATTOS, LB de; LIMA, JE de. Revista Nova Economia. Belo Horizonte. 2005. **Demanda Residencial de energia elétrica em Minas Gerais**. Disponível em: <<http://www.face.ufmg.br/novaeconomia/sumarios/v15n3/150302.pdf>>. Acesso em: 02/09/2013.

MATTOS, R.S. de; COSTA, F.B. **Exportações e Consumo de Energia Elétrica: Uma Análise Econométrica Via Decomposição do Fator Renda**. XVIII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica – SENDI. Olinda, 2008

MODIANO, E.M. **Elasticidade- renda e preço da demanda de energia elétrica no Brasil**. Texto para discussão n° 68, Departamento de Economia – PUC/RJ. 1984.

MOREIRA, J. R.; GOLDEMBERG, J. **Política Energética no Brasil**. Estudos Avançados, São Paulo, v. 19, n. 55, p. 215-228, 2005. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0103-40142005000300015&script=sci_arttext>. Acesso em: 02/09/2013.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**, 6ª Edição. Tradução Eleutério Prado e Thelma Guimarães. São Paulo, Editora Pearson Prentice Hall, 2006.

SCHMIDT, C. A. J.; LIMA, Marcos A. M. A demanda por energia elétrica no Brasil. **Rev. Bras. Econ.** Rio de Janeiro, v. 58, n. 1, 2004. Disponível em: <http://www.ie.ufrj.br/eventos/seminarios/pesquisa/a_demanda_por_energia_eletrica_no_brasil.pdf>. Acesso em: 02/09/2013.