



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA,  
CONTABILIDADE E SECRETARIADO EXECUTIVO  
CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

**PROGRAMA DE ECONOMIA PROFISSIONAL – PEP**

**LUCAS MONTEIRO CAJADO**

**PREVISÃO E ÍNDICE DE INCERTEZA DA TARIFA DE ENERGIA ELÉTRICA  
BRASILEIRA.**

**FORTALEZA**

**2024**

LUCAS MONTEIRO CAJADO

PREVISÃO E ÍNDICE DE INCERTEZA DA TARIFA DE ENERGIA ELÉTRICA  
BRASILEIRA.

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Economia Profissional – PEP, da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia do Setor Público.

Orientador: Prof. Dr. Roberto Tatiwa Ferreira

FORTALEZA

2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Sistema de Bibliotecas  
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

C139p Cajado, Lucas Monteiro.  
Previsão e índice de incerteza da tarifa de energia elétrica brasileira / Lucas Monteiro Cajado. – 2024.  
39 f. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Mestrado Profissional em Economia do Setor Público, Fortaleza, 2024.  
Orientação: Prof. Dr. Roberto Tatiwa Ferreira.

1. Previsão. 2. Modelos de séries temporais. 3. Índice de incerteza. 4. Tarifa de energia elétrica. I.  
Título.

CDD 330

---

LUCAS MONTEIRO CAJADO

PREVISÃO E ÍNDICE DE INCERTEZA DA TARIFA DE ENERGIA ELÉTRICA  
BRASILEIRA.

Dissertação apresentada ao Mestrado Profissional em Economia do Setor Público do Departamento de Economia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em economia.

Orientador: Prof. Dr. Roberto Tatiwa Ferreira

Aprovada em:

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Roberto Ferreira Tatiwa (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFCE)

---

Prof. Dr. Leandro de Almeida Rocco  
Universidade Federal do Ceará (UFCE)

---

Prof. Dr. Rodolfo Herald da Costa Campos  
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN)

## RESUMO

A energia desempenha um papel crucial na economia, influenciando diversos aspectos sociais e econômicos. Dada a sua importância, desenvolveu-se a área de estudo denominada - *Electricity price forecasting* (previsão do preço da eletricidade) - que tem como objetivo selecionar modelos para a previsão dessa variável. O objetivo desse trabalho é comparar a eficiência preditiva da tarifa de energia elétrica brasileira de modelos univariados e multivariados de séries de tempo, bem como a construção de um índice de incerteza tarifária, por meio do qual se podem visualizar variações decorrentes de momentos de instabilidade no mercado elétrico, causadas por escassez hídrica e por políticas regulatórias. De forma mais específica, comparam-se as previsões obtidas através dos modelos autoregressivos e de média móvel (ARMA), dos modelos vetoriais autoregressivos (VAR) e dos modelos vetoriais autoregressivos com fatores em comum (FAVAR). Dentre os principais resultados, destacam-se os melhores indicadores de previsão no período de previsão de fora da amostra de um simples AR(1).

**Palavras-chaves:** Previsão; Modelos de Séries Temporais; Índice de Incerteza; Tarifa de Energia Elétrica;

## ABSTRACT

Energy plays a crucial role in the economy, influencing various social and economic aspects. Due to its importance, the field of Electricity Price Forecasting was developed, aiming to select models for predicting this variable. The objective of this study is to compare the predictive efficiency of Brazilian electricity tariffs using univariate and multivariate time series models, as well the construction and consideration of a tariff uncertainty index, through which variations arising from moments of instability in the electricity market, caused by water scarcity and regulatory policies, can be visualized. Specifically, it compares forecasts obtained through autoregressive and moving average models (ARMA), vector autoregressive models (VAR), and factor-augmented vector autoregressive models (FAVAR). Among the main results, the simple AR(1) model stands out with the best out-of-sample forecasting indicators.

**Keywords:** Autoregressive Models; Economic Uncertainty Index; Brazilian Electricity Market

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Séries utilizadas para construção do VAR.....	27
Gráfico 2 – Funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) .....	32
Gráfico 3 – Previsão fora da amostra do modelo AR(1).....	36

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Consumo de energia elétrica em países de porte continental.....	21
Tabela 2 – Séries utilizadas para construção do FAVAR .....	29
Tabela 3 – Critérios de Informação: AR, MA, ARMA .....	35
Tabela 4 – Ordens de Séries Temporais em VAR .....	35
Tabela 5 – Importância dos primeiros $k=7$ (de 135) componentes.....	36
Tabela 6 – Critérios de informação - FAVAR.....	37
Tabela 7 – Previsões – Todos Os Modelos .....	37
Tabela 8 – Ranking de Modelos .....	38



## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>9</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>11</b>
<b>2.1 Uma visão geral sobre previsão de variáveis do setor elétrico. ....</b>	<b>11</b>
<b>2.2 Mercado de energia elétrica global e no Brasil e as determinantes de sua tarifa .....</b>	<b>11</b>
<b>2.3 Modelos de Fatores ou de Índice de Difusão (ID).....</b>	<b>21</b>
<b>3. METODOLOGIA.....</b>	<b>23</b>
<b>3.1 Modelos ARMA, FAVAR e estimação da incerteza tarifária .....</b>	<b>23</b>
<b>4. BASE DE DADOS .....</b>	<b>27</b>
<b>4.1 Resultado da Previsão .....</b>	<b>32</b>
<b>5. CONCLUSÃO.....</b>	<b>37</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>38</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A energia é um insumo para a economia de um modo geral, seja porque ela possibilita a produção de outros bens, a iluminação, a locomoção de pessoas e mercadorias, o aquecimento ou refrigeração, o uso de eletrodomésticos, dentre outras atividades. Dada a sua importância há vários estudos que buscam explicar como choques no mercado de fontes de energia afetam a economia e relações entre o mercado de energia e a economia de modo geral.

Hamilton (2008) aponta que vários estudos desde a década de 1970 testaram e rejeitaram a hipótese de que a relação entre os preços do petróleo a produção poderia ser apenas uma coincidência estatística. Sarwar et al. (2017) traz robusta literatura que investigou a relação entre consumo de energia elétrica e crescimento econômico. Narayan et al. (2008) documenta vasto registro literário de um impacto positivo do consumo de eletricidade no PIB, seja em análise individual de países, como para painel de países. Em análise do consumo de eletricidade no curto horizonte de países do G7, por meio Vetor Estrutural Autorregressivo (SVAR), chegando-se à conclusão, que, à exceção dos Estados Unidos, para todos os demais países analisados há impacto positivo do consumo de eletricidade estatisticamente significativo no PIB real no curto prazo.

Em uma análise voltada às variáveis que determinam e são impactadas pela energia elétrica, Divino e Brandão (2020) ressaltam que a energia elétrica, como insumo essencial, possui uma relação direta com a produção industrial e com o PIB, do mesmo modo que o consumo de energia elétrica é afetado pelo ciclo econômico. Alves e Ferreira (2023), mostram que choques de oferta e de controle tarifas no mercado de eletricidade brasileiro podem gerar aumentos da inflação e redução da atividade econômica.

Dada a relevância do custo da eletricidade para a economia e para as famílias, a informação sobre o comportamento futuro do preço da eletricidade é importante para o planejamento dos agentes econômicos, com vários trabalhos objetivando selecionar o melhor modelo para prever essa importante variável.

Medeiros (2003), usa modelos baseados em sistemas neuro-fuzzy e simulação feita pelo NEWAVE do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL) programas do planejamento da operação para previsão do preço *spot* da energia elétrica brasileira.

No mesmo sentido, Rodrigues (2009) usa Redes Neurais Artificiais (RNA) para previsão de preços para o mercado de curto prazo. Nascimento (2022) usa modelos do tipo ARMA e de redes neurais para prever o preço de liquidações das diferenças (PLD) da energia na região Sudeste/Centro-Oeste. O PLD é usado no cálculo da tarifa de energia no mercado livre. De

acordo com os resultados do autor na previsão de uma semana à frente, há um ganho quase que imperceptível no RMSE do modelo de redes neurais de múltiplas camadas e multivariado.

O presente trabalho pretende contribuir com esse tema ao comparar as previsões obtidas através dos modelos autoregressivos e de média móvel (ARMA). Os modelos vetoriais autoregressivos (VAR) e dos modelos vetoriais autoregressivos com fatores em comum (FAVAR).

Ademais, busca-se inovar ao se utilizar a metodologia de Jurado e Ng (2015) para se propor um índice de incerteza tarifário baseado nos erros de previsão. Esse índice permite capturar os momentos de incerteza no mercado de energia elétrica, como por exemplo os choques de oferta causadas por escassez hídrica em 2001 e por políticas regulatórias em 2013.

Além desta introdução este trabalho é dividido em mais 5 partes. A segunda parte contém o referencial teórico em que são apresentados o contexto do estudo econométrico no mercado de energia elétrica, o mercado de energia elétrica global e brasileiro e estudos específicos sobre o mercado nacional e a base teórica da metodologia logo desenvolvida. A terceira parte é composta da metodologia, em que se descrevem os procedimentos executados e os dados que serão trabalhados. Na quarta parte serão discutidos os resultados das previsões, a comparação entre os modelos com a consideração do indicador de incerteza obtido. Por último, na conclusão, serão apresentados os principais achados da pesquisa bem como reflexões para desenvolvimento de futuros trabalhos.

## **2. REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1 Uma visão geral sobre previsão de variáveis do setor elétrico.**

Weron (2014) buscou revisar a literatura até então existente sobre a previsão do preço da eletricidade, classificando-as em termos de duração do horizonte de planejamento e da metodologia aplicada, com a explicação sobre a mecânica de formação de preços em mercados de eletricidade e foco no preço da eletricidade para o dia seguinte.

Em suma, indica, em uma visão geral das abordagens de modelagem, que, a despeito de as publicações de revisão oferecerem suas próprias classificações, pode-se apontar cinco grupos de modelos: Modelos multiagente (simulação multiagente, equilíbrio, teoria dos jogos), que simulam a operação de um sistema de agentes heterogêneos (unidades geradoras, empresas) interagindo entre si, e constroem o processo de formação de preços ao combinar a oferta e a demanda no mercado; métodos fundamentais (estruturais), que descrevem a dinâmica de preços modelando os impactos de fatores físicos e econômicos importantes sobre o preço da eletricidade; modelos de forma reduzida (quantitativos, estocásticos), que caracterizam as propriedades estatísticas dos preços da eletricidade ao longo do tempo, com o objetivo final de avaliação de derivativos e gestão de riscos; abordagens estatísticas (econômicas, análise técnica), que são aplicações diretas das técnicas estatísticas de previsão de carga ou implementações no mercado de energia de modelos econômicos e técnicas de inteligência computacional (baseadas em inteligência artificial, não paramétricas, estatísticas não lineares), que combinam elementos de aprendizado, evolução e imprecisão para criar abordagens capazes de se adaptar a sistemas dinâmicos complexos, e podem ser consideradas 'inteligentes' neste sentido.

Ressalta-se que muitas das abordagens de precificação de energia elétrica são soluções híbridas, com modelos de séries temporais, de regressão e de redes neurais, usando fatores fundamentais (cargas, preços de combustíveis, temperatura) como variáveis de entrada. Na revisão bibliográfica apontada, ressalva-se a regressão como uma das técnicas estatísticas mais amplamente utilizadas, que é então aprofundada neste trabalho, haja visto ser base para o desenvolvimento da metodologia e dos resultados posteriormente apresentados:

### **2.2 Mercado de energia elétrica global e no Brasil e as determinantes de sua tarifa**

Com a reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (SEB) em 2004 foram criados dois mercados para os contratos de compra e venda de energia elétrica: o Ambiente de

Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). Cada um com suas próprias particularidades em relação aos tipos e flexibilidades dos contratos e a formação dos seus preços.

No ACR a contratação de energia elétrica acontece através de leilões de energia promovidos pela CCEE, sob delegação da ANEEL, de forma a aumentar a competitividade e fornecer uma menor tarifa de energia elétrica para o consumidor final. A contratação é regulada pela ANEEL, através de Contratos de Comercialização de Energia Elétrica no Ambiente Regulado (CCEAR) celebrados entre os agentes vendedores (geradores, produtores independentes, autoprodutores e comercializadores) e as distribuidoras para o suprimento de seu mercado cativo.

No ACL, o mercado de aquisição de energia elétrica dos consumidores livres, atua por meio de contratos celebrados com os agentes do mercado, com flexibilidade para se estabelecer volumes de compra e venda de energia e seus respectivos preços (FILHO, 2014).

Castro, Bradão, Hubner, Dantas e Rosental (2014) apresentam estudo crítico acerca da formação do preço da energia elétrica, a partir de experiências internacionais e do modelo brasileiro. Inicialmente, os autores apresentam um breve histórico da formação dos mercados globais de energia, em que se aponta para a década de 1980, momento no qual a geração térmica era dominante, com a consequente previsibilidade do preço de mercado de energia, haja visto ele ser formado a partir dos custos variáveis adicionais das usinas térmicas necessárias ao atendimento total da demanda, com a determinação da correlação direta entre os preços dos mercados dos combustíveis fósseis e o preço médio diário da energia.

Em um mercado livre de energia dominado por energias fósseis, aponta-se que plantas mais eficientes trazem mais lucro, por se posicionarem em uma maior distância entre os custos médios e seus custos variáveis, o que era incentivo a novos investimentos, em uma dinâmica pela qual o mercado se autorregula, com a tendência que o preço se iguale ao custo médio, ao mesmo tempo que os produtores têm margem de segurança para um aumento no custo dos insumos, dado sua repercussão sobre o preço médio.

Destaca-se, todavia, que a forte correlação entre custos variáveis e a formação do preço da energia elétrica necessária para a formação do mercado livre de energia não é dada a investimentos em usinas com custos essencialmente fixos, em remuneração do investimento em suas instalações, como é o caso de hidroelétricas brasileiras, o que demanda mecanismos extra mercado para garantir a viabilidade e segurança desses investimentos.

Em razão disso, em análise contemporânea do mercado europeu, notou-se que o avanço significativo da participação das plantas renováveis, que se assemelham em estrutura de

custo às hidrelétricas brasileiras, fez surgirem imperfeições no funcionamento dos mercados de energia e na formação de preços, à medida que elas se tornam cada vez mais participativas, inclusive com o registro de preços de energia próximos a zero ou negativos, quando há baixa demanda e é menos custoso a produtores de energia renovável pagar para permanecer produzindo a incorrer em custos adicionais para paralisar a produção.

Em face do esgotamento ressaltado do potencial hidroelétrico europeu, a expansão do uso de demais fontes de energia renovável se acompanhou de cobranças de encargos adicionais dos consumidores, necessários quando houver diferença entre a remuneração da produção da energia renovável e o preço de mercado, formado no mecanismo tradicional de produção de energia termelétrica. As denominadas tarifas *feed-in*, em que se garante o preço de compensação a produtores de energias renováveis pela injeção na rede de sua produção sobressalente, são assim compensadas, haja visto a supracitada necessidade de garantia de estabilidade de preço para que houvesse possibilidade de investimento em novos parques de produção renováveis.

A expansão da produção de energias renováveis e do interesse político em seu uso pelos países europeus tende a acentuar ainda mais a diferença entre a energia de preço de mercado e a cobrada do consumidor final, haja visto o afastamento de plantas termelétricas eficientes do despacho para produção, sendo primeiramente demandadas as energias renováveis e, então, as plantas mais eficientes, o que diminui o preço de mercado, formado essencialmente pelos custos variáveis para a produção de plantas termelétricas demandadas.

Deteriora-se, assim, o poder de sinalização dos preços sobre as decisões dos agentes, ocorre queda dos preços no mercado, porém há aumento do custo final para os consumidores, em um movimento de afastamento da correlação entre o preço de formação da eletricidade com os preços de seus insumos variáveis (combustíveis).

Afasta-se, ademais, a lucratividade dos geradores térmicos e se cria a sinalização para sua saída do mercado, o que pode afetar a segurança e a estabilidade do sistema elétrico, haja visto a necessidade de que haja disponibilidade de capacidade de geração controlável para quando a produção das fontes renováveis sofrer oscilação negativa.

Aliado a esse cenário de mudanças estruturais, a singularidade de características do mercado de energia elétrica, em face de sua sazonalidade nos níveis de preço diários, semanal e anual, com abruptos, curtos e eventualmente imprevistos picos de preços de curta duração, aliados ao fato de que a eletricidade é uma mercadoria não armazenável, cuja estabilidade de seu sistema depende do equilíbrio entre a produção e o consumo, e cuja demanda depende do clima, do período demandado e da intensidade dos negócios, o autor indica que a necessidade

do estudo sobre sua previsibilidade se torna ainda mais aguçada, especialmente pelo fato de que, no mercado brasileiro, cobra-se o Preço de Liquidação de Diferenças como custo marginal de operação pela diferença entre a energia consumida e a energia contratada.

Em digressão sobre a forma como o PLD (Preço de Liquidação das Diferenças) é formado, (CCEE, 2021) ele é indicado como “o resultado de um cálculo que determina os valores de toda a energia elétrica que foi produzida, mas não foi contratada pelos agentes do mercado”, processo especialmente desafiador no Brasil, onde a geração hidrelétrica predomina.

O cálculo do PLD envolve a análise do uso imediato da água para geração de energia versus os benefícios de seu armazenamento para uso futuro, equilibrando economia em combustível para usinas termelétricas com o risco de déficits de energia.

A estratégia de maximizar o uso da energia hidrelétrica reduz custos operacionais imediatos, mas eleva o risco de escassez futura. Por outro lado, conservar água nos reservatórios pode implicar em maior uso de geração térmica, aumentando os custos operacionais.

Os autores explicam então que o PLD busca equilibrar essas variáveis, considerando fatores como condições hidrológicas, preços de combustíveis, disponibilidade de geração e transmissão, demanda energética, custos de déficit e a integração de novos projetos. O modelo de cálculo do PLD define a precificação ideal, ajustando a geração hidráulica e térmica para cada submercado, resultando nos Custos Marginais de Operação (CMO) por período e submercado. Importante destacar que o PLD não leva em conta restrições elétricas internas que não afetam a capacidade de intercâmbio entre submercados, tratando a energia como uniformemente disponível dentro de cada região, com preços únicos influenciados apenas por limitações de transmissão entre submercados.

Baseado em previsões e suposições, incluindo disponibilidade de geração e consumo estimado por submercado, o cálculo do PLD é um exercício de equilíbrio entre eficiência econômica e segurança energética, fundamentado em dados projetados antes da operação real do sistema.

Castro, Bradão, Hubner, Dantas e Rosental (2014) em análise do mercado energético brasileiro, certificaram acentuada diferença entre o PLD e o custo médio de energia no Brasil a partir de sistema modelado para o leilão A-5 de 2014.

Explicando-se o PLD como o custo de oportunidade da energia elétrica no curto prazo, diferenciado por submercado e pelo horário de carga, pressupondo-se somente a variação da hidrologia, considerando-se o PLD médio o custo médio do sistema, obteve-se, a partir de várias simulações entre meses e anos-calendários fechados, reiteradamente distribuição assimétrica do PLD em relação à média, o que demonstra a falta de eficácia no custo médio

(PLD) do sistema elétrico brasileiro, fortemente influenciado pela hidrologia, para a sinalização de preço aos seus agentes econômicos, dada sua forte dependência e variabilidade em razão principalmente da hidrologia, e não da demanda por despachos adicionais.

O estudo analisou mercado de energia já impactado pela reforma de 2004, que teve por fim enfrentar as distorções relatadas de mercados com participação substancial de energias renováveis, formando-se mercado com despacho centralizado, pautado a partir de um modelo computacional de otimização de custos, com base contratual, haja visto a supracitada ausência de correlação entre os preços e a demanda e oferta, dado a massiva participação de fontes hidroelétricas.

Surgiu então o modelo de comercialização pautado pelos certificados de energia, em que ocorre a contratação compulsória de energia, o que garante aos geradores a garantia contratualizada de fornecimento mínimo, com penalidades para os consumidores que não contratarem o consumo certificado. As garantias somente somam uma carga que mantenha o risco de déficit energético controlado, com um custo compatível com a possibilidade de expansão do mercado, o que faz com que um aumento da demanda dos consumidores force a expansão do sistema, para que sejam fornecidas mais garantias físicas dentro do mercado regulado.

Dentro dos denominados leilões de “Energia Nova”, os preços contratualizados são fixos, ou contêm parcelas fixas. Novos projetos hidrelétricos são fixados pelo prazo do contrato, reajustados pela inflação. Para geradores eólicos, a garantia física é pautada na geração esperada, o que concilia a receita com a variação da produção, cuja diferença com o estimado é conciliada ao longo do contrato, com a diferença a receber ou reembolsar por parte do gerador indexada ao preço do contrato, não ao PLD. Para geradores térmicos, concedeu-se certificados físicos independente do despacho central, com a transferência dos custos e dos riscos associados ao despacho transferidos para as distribuidoras, e com uma remuneração variável como compensação para os custos variáveis com combustíveis, quando demandados.

Conclui-se que no Brasil o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) muitas vezes não reflete o custo real de produção da energia elétrica, devido à estrutura de custos fixos do parque gerador nacional e à grande influência de fontes renováveis, como a hidroeletricidade, que não baseiam sua oferta em critérios econômicos, haja visto, como exposto, em sistemas dominados por energias renováveis, a oferta de energia ser mais influenciada por condições técnicas ou naturais do que por custos de produção, diferentemente do que acontece com as termelétricas, cuja produção depende da comparação entre o preço de mercado e os custos de produção.



Isso torna no apontamento dos autores o mercado de energia de curto prazo ineficaz para ajustar oferta e demanda por meio de sinais de preço, já que a volatilidade do Custo Marginal de Operação (CMO) e sua desconexão com os custos de produção dificultam a formação de um mercado baseado em preços de curto prazo.

A reforma do modelo de comercialização de energia no atacado em 2004 no Brasil, que exigiu dos consumidores a contratação de 100% de sua demanda e introduziu leilões para o mercado regulado, visou induzir contratações de longo prazo, permitindo que os preços refletissem mais adequadamente os custos de produção e reduzissem a exposição à volatilidade dos preços de curto prazo, o que seguiu o modelo de países europeus supracitados, em que se reconhece que o preço *spot* por si só não é suficiente para orientar corretamente as decisões de investimento e consumo.

No modelo brasileiro, apesar de os novos geradores terem sua receita desvinculada dos preços de curto prazo, o PLD ainda desempenha um papel importante como custo de oportunidade, com forte correlação com os preços dos contratos no Mercado Livre, bem como para a fixação do preço do gerador descontratado nos leilões de energia existente, o que o torna fator de interesse para o estudo de flutuação dos preços de energia, especialmente em momentos de crise ou abundância hidrológica, embora ofereça sinais econômicos de baixa qualidade devido à sua alta volatilidade.

Isso afeta negativamente todos os agentes do mercado, especialmente em períodos de seca, quando o PLD alto não necessariamente incentiva investimentos, refletindo mais a situação hidrológica do que a real necessidade de expansão da capacidade de geração.

Os autores finalizam indicando a necessidade de revisão na formação do PLD e em seu escopo de aplicação para melhorar a eficiência econômica do modelo de mercado de energia do Brasil, seguindo um esforço contínuo e consistente similar ao realizado pelo modelo de mercado britânico

Em uma análise voltada às variáveis que determinam e são impactadas pela energia elétrica, Divino e Brandão (2020) ressaltam que a energia elétrica, como insumo essencial, possui uma relação direta com a produção industrial e com o PIB, do mesmo modo que o consumo de energia elétrica é afetado pelo ciclo econômico.

Investigam, com essa perspectiva, a relação entre as variáveis específicas do setor elétrico, o nível de atividade econômica e as políticas econômicas - monetárias e fiscais - editadas pelo governo para influenciar o ciclo econômico, com o fim investigar também se há flexibilidade e comportamento adaptativo do setor a mudanças estruturais.

O estudo é feito com a consideração de que o preço da energia elétrica pode ser

observado de três formas: preço pago pelo consumidor residencial, que paga a tarifa cobrada pela distribuidora de energia comprada no mercado regulado; o preço negociado pelos grandes consumidores em contratos bilaterais, seja no Ambiente de Contratação Livre, seja nos leilões de Ambientes de Contratação Regulada e o preço de PLD, cobrado pela parcela de energia elétrica não contratada, diferenciado submercado e pelo horário da carga.

Utilizaram-se das variáveis: energia natural afluyente (ENA), PLD, tarifa média de energia elétrica, consumo industrial, consumo residencial, geração de energia (hidrelétrica e termelétrica), índice de produção industrial e variáveis *proxies* para as políticas fiscal e monetária, com esta indicada pela taxa de juros do *over Selic* e aquela, pela carga tributária definida pela razão entre a receita tributária e o PIB.

Por meio de VAR em painel, destaca-se alguns dos resultados obtidos: constataram-se relações positivas entre a atividade econômica, o consumo, a geração e os preços da energia elétrica, o que se torna explicável por despachos adicionais de usinas termelétricas, por exemplo. Um choque positivo na tarifa média deveria provocar redução do consumo e da geração total, porém, para o consumo total, houve uma resposta não significativa, já o PLD foi afetado negativamente. Constatou-se relação inversa entre o PLD e a tarifa média, o que revelou grande risco, dado que um PLD e consumo altos, associados a uma tarifa baixa, pode expor o mercado em caso de déficit energético.

Constatou-se a falta de flexibilidade e adaptabilidade adequada do sistema a mudanças em variáveis específicas relevantes: quando aplicado choque negativo à ENA, houve redução da tarifa média da energia elétrica para os consumidores residenciais; o aumento do PLD somente teve efeito defasado em dois anos no reajuste da tarifa média de energia, passando-se o sinal econômico que a despeito de o preço de curto prazo e o potencial de produção indicarem a necessidade de racionamento, o principal sinalizador econômico, a tarifa, não indicá-lo claramente.

Aplicou-se um choque positivo de 1 desvio padrão na Receita/PIB. O aumento da carga tributária causou queda da produção industrial, dos preços de energia e do PLD. A determinação da queda dos preços fez com o que o consumo da energia aumentasse, a despeito da redução da Renda Disponível. Sobre a política monetária, aplicou-se choque positivo de 01 desvio padrão na taxa de juros do *over Selic*, o que causou um aumento defasado do PLD e na tarifa média, com redução no consumo e na produção industrial.

Medeiros (2003) propõe uma metodologia para previsão de preço spot de energia elétrica no curto prazo no Brasil, utilizando sistemas neuro-fuzzy (SNF) em conjunto com os resultados dos programas de planejamento da operação do sistema elétrico, como o NEWAVE,

a fim de obter distribuições de probabilidade para o preço spot, em vez de apenas previsões pontuais, permitindo uma análise de risco mais abrangente, com a consideração de que sistemas neuro-fuzzy combinam a capacidade de aprendizado das redes neurais com a capacidade de lidar com incertezas da lógica fuzzy, tornando-se adequados para a previsão de séries temporais complexas como o preço spot.

Com seu trabalho, confirma-se que a combinação de SNF e resultados do NEWAVE mostrou-se eficaz na previsão do preço spot, gerando distribuições de probabilidade com menor dispersão em comparação aos resultados obtidos apenas com o NEWAVE, com a vantagem de permitir a inclusão de variáveis com histórico limitado.

Rodrigues (2009) analisa a previsão de preços do mercado spot de energia elétrica brasileiro utilizando redes neurais artificiais (RNA), buscando avaliar a eficácia das RNA na previsão de preços spot, comparando os resultados com os modelos tradicionais utilizados pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) e pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), analisando a influência de diferentes periodicidades de dados (mensal, semanal e diária) no desempenho dessa espécie de modelo.

Dentre seus principais resultados, verifica-se que as RNA são dependentes das variáveis de entrada, e indica a importância de se considerar um conjunto abrangente de fatores que influenciam o preço spot e que o modelo pode ser utilizado para realizar análises de sensibilidade, avaliando o impacto de diferentes cenários (e.g., variações na hidrologia, custos de combustíveis) nos preços spot

Nascimento (2022) apresenta um estudo comparativo de diferentes métodos de previsão de séries temporais para o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) no submercado Sudeste/Centro-Oeste brasileiro, com vistas a avaliar o desempenho de modelos de suavização exponencial (Holt-Winters), ARIMA, SARIMA e redes neurais artificiais (RNA) do tipo Multilayer Perceptron (MLP), tanto univariados quanto multivariados. O modelo MLP multivariado apresentou o melhor desempenho de previsão em relação aos demais modelos, especialmente para previsões de longo prazo (até 12 semanas) e que, além do histórico do próprio PLD, variáveis como energia natural afluyente (ENA), energia armazenada (EAR), geração hidráulica e térmica são preditores relevantes para o PLD, com a inclusão dessas variáveis no modelo MLP multivariado contribuindo significativamente para a melhoria da acurácia das previsões.

Para investigar efeitos macroeconômicos de choques de tarifa e choques de oferta, Alves e Ferreira (2023) buscaram estimar seus efeitos sobre a inflação, a dívida pública e a taxa de juros, com o uso de dois momentos de choques exógenos no setor marcantes: a crise hídrica

de 2001 e a edição da Lei 12.783/2013, que impôs a redução de tarifas aos geradores em troca do adiantamento da renovação de contratos públicos com os geradores, transmissores e distribuidores.

Os autores utilizam um modelo SVAR (Vetores estruturais autorregressivos), com a utilização das séries sobre geração de eletricidade em TWh, a tarifa média geral, a taxa de variação do PIB real acumulado ao ano, a taxa de inflação IPCA acumulado ao ano, a relação dívida bruta/PIB do governo geral e a taxa de juros Selic acumulada ao ano para se aferir estatisticamente que choques estruturais de geração e tarifário reduzem a atividade econômica, elevam a inflação, a dívida pública e a taxa de juros no período posterior ao choque, com mais rápida recuperação da economia após o choque de fornecimento, que se renova com o restabelecimento do potencial hidrelétrico e com o uso de outras fontes.

Como importante componente da inflação e no produto Cerqueira, Marinez (2013), ressalta o impacto que o preço da energia elétrica teve sobre a pressão inflacionária nos inícios dos anos 2000 no segmento de consumo residencial, bem como o fato de que uma quebra estrutural nas séries analisadas, com redução na volatilidade da inflação em 2006 em razão de mudanças regulatórias acerca da formação do preço da energia elétrica apontam como é importante analisar os elementos determinantes do preço e os modelos de previsão de energia elétrica e as consequências da incerteza desse mercado sobre a inflação no Brasil.

O Balanço Energético Nacional (2023) indica que a eletricidade foi a fonte de energia mais consumida no Brasil no exercício de 2022, totalizando 18,6%. Reforçando sua importância para o Produto Nacional e para o consumo residencial, os setores industrial, residencial e comercial consumiram 80,4% da energia elétrica disponibilizada no país em 2022. Trata-se de setor cuja fonte proeminente é a hidrelétrica, cuja participação na oferta interna de energia elétrica por fonte representou 61,9% do total de energia ofertada.

Em periódico denominado estudo especial nº 61/2019, de divulgação do Banco Central, apontou-se que a abordagem com dados históricos indica que a incerteza inerente às transições de bandeiras tarifárias de energia elétrica determina variação positiva ou negativa de 0,1% no IPCA agregado em doze meses, considerando nível de confiança de 50%. No caso da distribuição sob hipótese de independência das bandeiras, o impacto é associado à probabilidade de 74%.

Quando somado o risco associado à variação do preço internacional do petróleo, a incerteza associada aos preços da gasolina e às variações de bandeiras tarifárias implica intervalo de 0,3% ao redor da projeção central no IPCA agregado em doze meses.

Ressalvada a perspectiva de que a amplitude do intervalo interquartil da variação

em doze meses do IPCA, desde 2012, é de 3,62%. A combinação desses fatores representam 17% da variabilidade do IPCA.

A Empresa de Pesquisa Energética, por meio do Anuário Estatístico de Energia Elétrica, ano base 2022, aponta que o consumo per capita de energia elétrica no Brasil foi de aproximadamente 2362 kWh, com consumos regionais passando de 1.516 kWh (Região Nordeste) a 3.084 kWh (Região Sul). A própria disparidade regional do Brasil aponta para o potencial de crescimento do consumo de energia elétrica no Brasil, o que se confirma pela leitura da evolução do consumo no país na última década e na comparação com o consumo de países de mesmo porte, como compilado pelo Anuário Estatístico de Energia Elétrica, ano base 2021:

Tabela 1: Consumo de energia elétrica em países de porte continental

Países (Consumo TWh)	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
China	4.440	4.846	5.079	5.274	5.586	6.057	6.450	6.803	7.115	7.806
Estados Unidos	3.839	3.877	3.915	3.914	3.921	3.888	4.033	3.989	3.898	3.979
Rússia	891	883	893	892	911	920	931	945	940	996
Brasil	498	516	533	525	521	528	538	552	548	571
Canadá	539	561	559	543	548	547	554	547	534	555

Fonte: Elaboração do Autor.

Os choques fiscais e políticos, associados à particularidade do mercado brasileiro de energia elétrica, de forte predominância hidrelétrica, com as diferenças entre o preço de liquidação de diferença e os custos médios envolvidos, com baixa sinalização do PLD para o mercado de energia elétrica de curto prazo, associados a um segmento de mercado com forte pressão inflacionária, com tendência e potencial de crescimento de consumo e com impactos no Produto Interno Bruto reconhecidos, fazem necessário maior aprofundamento sobre o efeito das incertezas do mercado sobre o singular mercado da energia elétrica no Brasil.

Desta forma percebe-se que são vários os fatores (variáveis) que podem influenciar a tarifa de energia elétrica no Brasil. Por essa razão, modelos capazes de considerar um grande número de variáveis para gerar previsões e que atendam o “princípio da parcimônia”, ou seja modelos sem excessos de parâmetros, podem gerar melhores previsões do preço da energia brasileira.

### 2.3 Modelos de Fatores ou de Índice de Difusão (ID)

O objetivo desse trabalho é estudar modelos de previsão para a tarifa de eletricidade brasileira, através de modelos de séries temporais univariados, multivariados e com grande conjunto de preditores. Para abordar essas questões, este trabalho utiliza o modelo de Índice de Difusão (ID), uma técnica que se assemelha a um modelo de análise fatorial dinâmico. Este é um modelo parcimonioso (FERREIRA, 2005), que segue o princípio de que o melhor modelo deve utilizar o menor número possível de variáveis sem comprometer seu desempenho, ou seja, variáveis não devem ser incluídas sem necessidade.

Como um modelo de análise fatorial, o ID é empregado em pesquisas que envolvem uma grande quantidade de variáveis, cuja manipulação e análise se tornam complexas.

Bartholomew e Knott (1999) afirmam que, entre as variações de um fenômeno estudado, existem variáveis observáveis e não observáveis. As variáveis não observáveis, percebidas indiretamente por movimentos comuns entre outras variáveis que promovem variação no fenômeno, são denominadas variáveis latentes. Estas não podem ser tratadas diretamente, sendo possível analisá-las apenas por meio dos movimentos comuns entre outras variáveis.

Assim, se  $k$  representa a quantidade de variáveis não observáveis e  $x$  a quantidade de variáveis observáveis, temos que  $x < k$ . Diferentemente do modelo de análise fatorial dinâmico tradicional, que utiliza a estimativa de máxima verossimilhança (MLE) para reduzir a dimensionalidade dos dados, os índices de difusão utilizam a estimativa de análise de componentes principais (FERREIRA; BIERENS; CASTELAR, 2005).

Segundo Stock e Watson (1998), a análise de componentes principais, quando usada para estimar fatores, tem como vantagens a capacidade de trabalhar com um grande número de preditores e a facilidade de generalização em casos de irregularidade dos dados.

Ferreira (2005) afirma que a estimativa por componentes principais gera fatores que mantêm sua consistência mesmo quando o número de variáveis tende ao infinito, sendo uma característica importante para um trabalho empírico que conta com um número considerável de variáveis com poucas observações sobre elas.

Os índices de difusão, segundo Stock e Watson (2005), medem um movimento comum em um conjunto de variáveis macroeconômicas. O estudo realizado pelos autores teve como objetivo a construção de séries temporais macroeconômicas usando 215 variáveis que refletissem a economia americana. Utilizando um modelo de componente principal, foram estimados fatores que reduziram os diversos preditores em poucos fatores, construindo os

índices de difusão e, em seguida, promovendo as previsões. O estudo utilizou como *benchmarks* os modelos autorregressivos (AR), indicadores antecedentes multivariados (LI) e vetor autorregressivo (VAR).

A pesquisa encontrou apenas seis fatores que explicavam a maior parte das variâncias das 215 séries temporais usadas, e que alguns fatores, no caso americano, foram necessários para a previsão da atividade real da economia. Stock e Watson (2005) concluíram que os modelos de índices de difusão apresentam resultados encorajadores.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 Modelos ARMA, FAVAR e estimação da incerteza tarifária

O presente trabalho pretende verificar a eficiência preditiva de modelos de séries temporais para a taxa de crescimento da tarifa de energia elétrica brasileira. Desde o trabalho de Box e Jenkins (1978), os modelos autorregressivos e de médias móveis (ARMA) são usados para realizarem previsões nas mais diferentes áreas de estudos. Apesar da estrutura univariada simples na qual se utiliza apenas informações passadas da própria variável a ser prevista, esses modelos geralmente apresentam número de parâmetros não elevados atendendo o princípio da parcimônia (FERREIRA; BIERENS; CASTELAR, 2005). Um processo ARMA( $p, q$ ) descrito por:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \sum_{j=0}^q \theta_j \epsilon_{t-j} \quad (1)$$

Onde  $p$  e  $q$  representam, respectivamente, o número de defasagens do modelo AR e MA. Como relatado em diversos estudos empíricos, pode existir uma relação de interdependência entre a tarifa de energia elétrica, o crescimento econômico, a taxa de inflação entre outras variáveis. Para capturar essas possíveis inter-relações, utiliza-se também um modelo de vetor autoregressivo (VAR). O qual pode ser representado por:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \Phi_i(L) Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (2)$$

Na eq(2)  $Y_t = (Y_{1t}, \dots, Y_{Nt})'$  é um vetor com  $N$  variáveis e  $\Phi_i(L)$  é uma matriz de polinômios autoregressivos. Um dos problemas conhecidos nos modelos VAR é o crescimento exponencial dos números de parâmetros à medida que se incluem mais variáveis e/ou defasagens da mesma. Uma forma de contornar esse problema é através de modelos VAR com fatores em comum denominado de FAVAR (Bernanke, Boivin e Elias 2005, Stock e Watson 2005).

Há formas alternativas para se representar um FAVAR. Uma possibilidade é coletar em um vetor  $Y_t$  as variáveis endógenas, ou um conjunto mínimo de variáveis interrelacionadas serem determinadas no modelo. De forma alternativa, variáveis adicionais que podem afetar diretamente as endógenas podem ser adicionadas em um vetor  $W_t$ . Por fim, seja uma matriz com um grande conjunto de variáveis representada por  $X_t$  que possui uma representação na forma de fatores em comum, dado por:



$$X_{it} = \Lambda_i^{F'} F_t + e_{it}^X \quad (3)$$

Em que  $F_t$  é um vetor ( $r_F \times 1$ ) de fatores comuns latentes – que afetam todas as séries;  $\Lambda_i^{F'}$  é uma matriz de cargas fatoriais latentes, e  $e_{it}^X$  é um vetor e erros idiossincráticos. Na estrutura de fator dinâmico aproximada. Na maioria das aplicações empíricas o número de fatores ( $r_F$ ) necessários para explicar a maior parte da variabilidade da matriz  $X_t$  é muito menor que o seu número de variáveis, proporcionando modelos com menor número de parâmetros.

Seja  $Z_t \equiv (\hat{\mathbf{F}}_t', \hat{\mathbf{W}}_t')'$ , que coleta os fatores estimados ( $r_F$ ) e os preditores adicionais ( $r_W$ ),  $Z_t \equiv (\mathbf{Z}'_t, \dots, \mathbf{Z}'_{t-q+1})'$  e  $Y_{jt} = (y_{jt}, y_{jt-1}, \dots, y_{jt-q+1})'$ . Então, as previsões  $h > 1$  podem ser obtidas do sistema FAVAR:

$$\begin{pmatrix} Z_t \\ Y_{jt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Phi^Z & 0 \\ \Lambda'_j & \Phi^Y_j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_{t-1} \\ Y_{jt-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_t^Z \\ v_{jt}^Y \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$y_{jt} = \Phi_j^y y_{jt-1} + v_{jt}^y$$

Onde  $\Lambda'_j$  e  $\Phi_j^Y$  são funções dos coeficientes defasados em (2) e  $\Phi^Z$  empilha os coeficientes autorregressivos de  $Z_t$ . Uma forma de representar a previsão de um passo a frente da  $j$ -ésima variável através de um modelo de fatores é dada pela equação abaixo.

$$y_{jt+1} = \phi_j^y(L) y_{jt} + Y_j^F(L) \hat{F}_t + Y_j^W(L) W_t + v_{jt+1}^y \quad (5)$$

Onde  $\phi_j^y(L)$ ,  $Y_j^F(L)$  e  $Y_j^W(L)W_t$  são polinômios de ordem finita no operador de defasagem ( $L$ ) de ordens  $p_y$ ,  $p_f$  e  $p_W$ , respectivamente, que representam a dependência temporal.

Voltando ao sistema FAVAR em (4), a previsão  $h$ -períodos a frente é dada pela média condicional  $E_t \mathcal{Y}_{jt+h} = (\Phi_j^y)^h \mathcal{Y}_{jt}$ . A variância do erro de previsão em  $t$  é:

$$\Omega_{jt}^y(h) = E_t [(\mathcal{Y}_{ji+h} - E_t \mathcal{Y}_{ji+h})(\mathcal{Y}_{ji+h} - E_t \mathcal{Y}_{ji+h})'] \quad (6)$$

Quando  $h = 1$ ,  $\Omega_{jt}^y(1) = E_t(v_{jt+1}^y v_{jt+1}^{y'})$ . Para  $h > 1$ , a variância do erro de previsão de  $\mathcal{Y}_{jt+h}$  evolui da seguinte forma:

$$\Omega_{jt}^y(h) = \Phi_j^y \Omega_{jt}^y(h-1) \Phi_j^{y'} + E_t(v_{jt+h}^y v_{jt+h}^{y'}) \quad (7)$$

Para Jurado e Ng (2013) a incerteza sobre uma determinada variável é refletida na sua imprevisibilidade. Desta forma, a eq(7) acima pode ser usada para gerar um índice de incerteza de uma variável, dado por:

$$u_{jt}^y(h) = \sqrt{1_j' \Omega_{jt}^y(h) 1_j} \quad (8)$$

Onde  $1_j$  é o vetor de seleção. Pode-se calcular um índice de incerteza mais amplo baseado em todas as variáveis da seguinte forma:

$$U_t^y(h) = \lim_{N_y \rightarrow \infty} \left( \frac{1}{N_y} \sum_{j=1}^{N_y} w_j U_{jt}^y(h) \right) = E_w[U_{jt}^y(h)] \quad (9)$$

De modo simplificado pode-se dar a cada série o mesmo peso ( $w_j = 1/N_y$ ). Se a incerteza individual tiver uma estrutura de fatores, os pesos podem ser definidos pelo vetor próprio correspondente ao maior valor próprio da matriz de covariância  $N_y \times N_y$  da matriz de incerteza individual. Vale ressaltar que na construção do índice de incerteza, utiliza-se uma estratégia empírica que permite volatilidade estocástica seja variante no tempo ( $\sigma_{jt+1}^y; \sigma_{kt+1}^F e \sigma_{ht+1}^W$ )<sup>1</sup>.

Por fim, realizam-se as previsões dentro (in-sample) e fora da amostra (out-of-sample). As previsões in-sample, são os fitted values do modelo estimado. Para calcular as previsões out-of-sample, deve-se dividir o conjunto de dados em amostras de treino ( $T$ ) e teste ( $H$ ). Na primeira, estima-se o modelo e na segunda o realizam-se as previsões. As acurácias dessas previsões são avaliadas pelas seguintes estatísticas:

$$RMSE_{t,H} = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^H [e_t(h)]^2}{H}}$$

$$MAE_{t,H} = \frac{\sum_{h=1}^H |e_t(h)|}{H} \quad (10)$$

<sup>1</sup> Para maiores detalhes ver Jurado e Ng (2013).

$$MAPE_{t,H} = \sum_{h=1}^H \left| \frac{e_t(h)}{Hy_{t+h}} \right|$$

Onde as siglas RMSE, MAE e MAPE significam, respetivamente, a raiz quadrada do erro quadrático médio, erro absoluto médio e erro percentual absoluto médio.

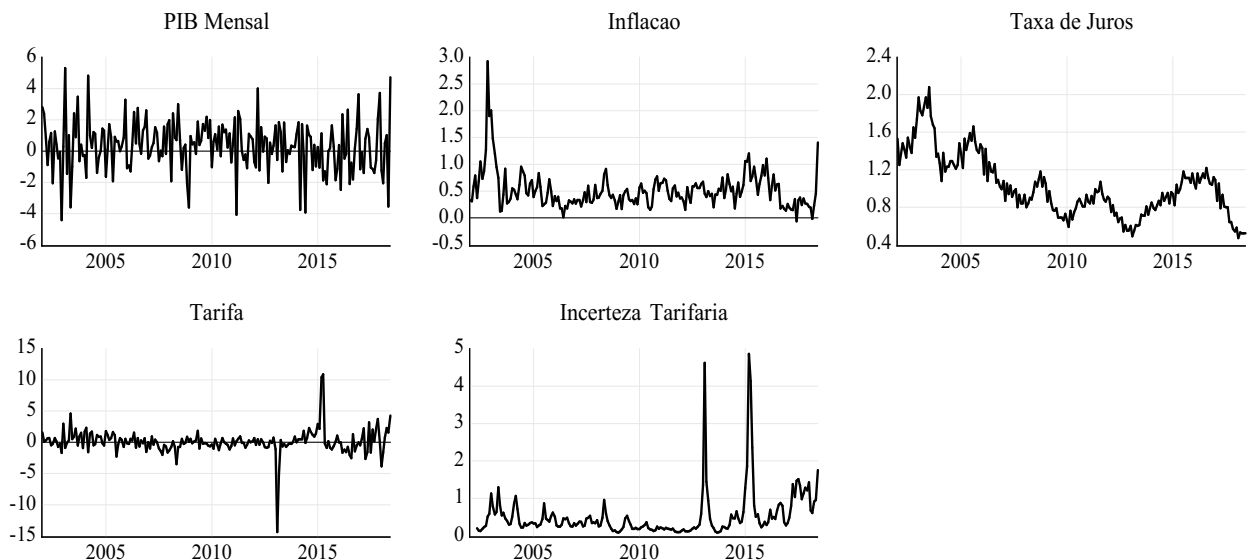
#### 4. BASE DE DADOS

O objetivo desse trabalho é estudar modelos de previsão para a tarifa de eletricidade brasileira, com a consideração de índices de incerteza macroeconómica. O gráfico 1 e a tabela 2 abaixo dispostos sumarizam as séries utilizadas nos modelos uni e multivariados ARMA e (FA)VAR.

O gráfico 1 abaixo apresenta a evolução temporal das séries utilizadas nos modelos multivariados. Como a estimativa do PIB mensal e a tarifa possuem uma raiz unitária pelo teste ADF, elas foram empregadas em primeira diferença. O gráfico 1 abaixo apresenta a evolução temporal destas séries. O período de teste, em que se aponta a capacidade de generalização do modelo previsto, usa o período de julho de 2018 a junho de 2023.

Para se investigar inter-relações entre múltiplas variáveis macroeconômicas e a tarifa média de eletricidade na construção de modelo VAR (Vetor Autorregressivo), selecionaram-se séries do mesmo período do PIB, Inflação, Taxa de Juros e Incerteza Tarifária:

Gráfico 1 – Séries utilizadas para construção do VAR



Fonte: Autoria Própria.

O índice de incerteza tarifária teve a capacidade de demonstrar os momentos em que o mercado de energia elétrica se tornou mais incerto (imprevisível) ou esteve mais estável. Nota-se as elevadas variações no início da década de 2000, época do racionamento de energia elétrica, associada à falta de preparo do mercado produtor para a escassez hídrica enfrentada pelo país. Novamente ocorre um pico no ano de 2013, em que, com a edição da Lei

12.783/2013, se impôs uma redução nas tarifas em troca do adiantamento da renovação das concessões, mas acabou expondo os agentes regulados a sérias perdas econômicas, como choques exógenos no setor elétrico brasileiro destacados por Alves e Ferreira (2023).

Para a estimação dos fatores e para o cálculo da medida de incerteza (Jurado, Ludvigson e Ng, 2015), utilizamos a base de dados construída por Alves e Ferreira (2024) que empregam 129 séries macroeconômicas e financeiras divididas em oito categorias: atividade econômica, energia, inflação, moeda, taxa de juros, fiscal, exterior e financeira. Todas as séries são dessazonalizadas e estacionárias, quando necessário:

Tabela 2 – Séries utilizadas para construção do FAVAR

SÉRIE	UNIDADE	FONTE
<b>1. Atividade Econômica</b>		
PIB Mensal - Valores correntes	R\$ Milhões	BCB
PIB Acumulado nos últimos 12 meses - Valores correntes	R\$ Milhões	BCB
Utilização da Capacidade Instalada - Indústria de transformação	%	FGV
Produção - Bens de consumo duráveis	Índice	IBGE
Produção - Bens semi-duráveis e não duráveis	Índice	IBGE
Produção - Bens de capital	Índice	IBGE
Produção - Bens intermediários	Índice	IBGE
Produção - Bens de consumo	Índice	IBGE
Produção - Aço bruto	Índice	IBGE
Produção - Indústria extrativa mineral	Índice	IBGE
Produção - Indústria de transformação	Índice	IBGE
Produção - Total de veículos	Unidades	Anfavea
Produção - Automóveis e veículos comerciais leves	Unidades	Anfavea
Produção - Caminhões	Unidades	Anfavea
Produção - Ônibus	Unidades	Anfavea
Vendas de veículos - Total	Unidades	Anfavea
Vendas de veículos - Mercado interno	Unidades	Anfavea
Volume de vendas no varejo - Total	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Combustíveis e lubrificantes	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Hiper/supermercado, alimentos, bebidas, tabaco	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Hipermercados e supermercados	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Tecidos, vestuário e calçados	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Móveis e eletrodomésticos	Índice	IBGE
Volume de vendas no varejo - Automóveis, motocicletas, partes e peças	Índice	IBGE
Índice de Confiança do Consumidor	Índice	Fecomercio
Horas trabalhadas - Indústria	Índice	CNI
Pessoal empregado - Indústria	Índice	CNI

## 2. Energia

Consumo de eletricidade - Região Centro-Oeste	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Região Nordeste	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Região Norte	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Região Sul	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Região Sudeste	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Comercial	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Residencial	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Industrial	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Outros	GWh	Eletrobras
Consumo de eletricidade - Total	GWh	Eletrobras
Geração de eletricidade - Hidrelétrica	GWh	Eletrobras
Geração de eletricidade - Termelétrica convencional	GWh	Eletrobras
Geração de eletricidade - Termonuclear	GWh	Eletrobras
Geração de eletricidade - Outras formas	GWh	Eletrobras
Geração de eletricidade - Total	GWh	Eletrobras
Volume útil dos reservatórios no Sistema Interligado Nacional (SIN)	M <sup>3</sup>	Eletrobras
Tarifa média de eletricidade/MWh - Comercial	R\$	Eletrobras
Tarifa média de eletricidade/MWh - Industrial	R\$	Eletrobras
Tarifa média de eletricidade/MWh - Residencial	R\$	Eletrobras
Tarifa média de eletricidade/MWh - Geral	R\$	Eletrobras

### 3. Inflação

Índice Geral de Preços - Mercado (IGP-M)	%	FGV
Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna (IGP-DI)	%	FGV
Índice de Preços ao Consumidor - Brasil (IPC-Br)	%	FGV
Índice Nacional de Custo da Construção (INCC)	%	FGV
Índice de Preços ao Consumidor - Brasil (IPC-Br) - Núcleo	%	FGV
Índice Geral de Preços - 10 (IGP-10)	%	FGV
Índice de Preços ao Consumidor - São Paulo (IPC-Fipe)	%	Fipe
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)	%	IBGE
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Comercializáveis	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Não-Comercializáveis	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Administrados	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Itens livres	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Núcleo por média aparada suavizada	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Núcleo por dupla ponderação	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Núcleo por exclusão - EX0	%	BCB
Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) - Núcleo por exclusão - EX1	%	BCB

### 4. Moeda

Oferta de moeda - Circulação monetária (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - Depósitos à vista (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - Depósitos de poupança (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - M1 (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - M2 (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - M3 (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Oferta de moeda - M4 (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB
Base monetária restrita (saldo no final do período)	R\$ Milhões	BCB

### 5. Taxas de Juros

Taxa de juros de longo prazo - TJLP	%	BCB
Taxa de juros - Selic acumulada no mês	%	BCB
Taxa de juros - CDI acumulada no mês	%	BCB
Taxa Básica Financeira (TBF) - Primeiro dia do mês	%	BCB
Taxa de juros prefixada - estrutura a termo - LTN - 1 mês	%	Anbima
Taxa de juros prefixada - estrutura a termo - LTN - 3 meses	%	Anbima
Taxa de juros prefixada - estrutura a termo - LTN - 6 meses	%	Anbima
Taxa de juros prefixada - estrutura a termo - LTN - 12 meses	%	Anbima
Taxa de referência - swaps - DI x prefixado - 180 dias	%	B3
Taxa de referência - swaps - DI x prefixado - 360 dias	%	B3

### 6. Fiscal

Dívida líquida do setor público (% PIB) – Total	%	BCB
Dívida líquida do setor público (% PIB) - Doméstica	%	BCB
Dívida líquida do setor público (% PIB) - Externa	%	BCB
Resultado primário (% PIB) - Fluxo mensal corrente	%	BCB
Resultado primário (% PIB) - Fluxo acumulado no ano	%	BCB
Dívida líquida do setor público - Total	R\$ Milhões	BCB
Dívida líquida do setor público - Interna	R\$ Milhões	BCB
Dívida líquida do setor público - Externa	R\$ Milhões	BCB
Resultado primário - Total - Fluxo mensal corrente	R\$ Milhões	BCB
Resultado primário - Total - Fluxo acumulado no ano	R\$ Milhões	BCB
Receita total - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Receita líquida - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Transferências - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Despesa total - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Resultado primário - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Resultado nominal - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Tesouro

Juros nominais - Governo Federal e Banco Central	R\$ Milhões	Nacional Tesouro Nacional
Receita total - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Receita líquida - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Transferências - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Despesa total - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Resultado primário - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Resultado nominal - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional
Juros nominais - Governo Federal e Banco Central (acumulado no ano)	R\$ Milhões	Tesouro Nacional

### 7. Exterior

Índice de taxa de câmbio efetiva real	Índice	BCB
Taxa de câmbio - Dólar americano (compra)	R\$/US\$	BCB
Taxa de câmbio - Dólar americano (venda)	R\$/US\$	BCB
Saldo em conta corrente (% PIB) - acumulado no ano	%	BCB
Importações - preços - índice	Índice	Funcex
Exportações - preços - índice	Índice	Funcex
Importações - quantum - índice	Índice	Funcex
Exportações - quantum - índice	Índice	Funcex
Importações - FOB	US\$ Milhões	Secex
Exportações - FOB	US\$ Milhões	Secex
Reservas internacionais - Total	US\$ Milhões	BCB
Saldo em conta corrente	US\$ Milhões	BCB

### 8. Financeiro

Rendimento médio mensal prefixado para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Total	%	BCB
Taxa média acumulada no ano para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Pessoas físicas	%	BCB
Taxa média acumulada no ano para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Pessoas jurídicas	%	BCB
Taxa média acumulada no ano para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Investidores institucionais	%	BCB
Taxa média acumulada no ano para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Instituições financeiras	%	BCB



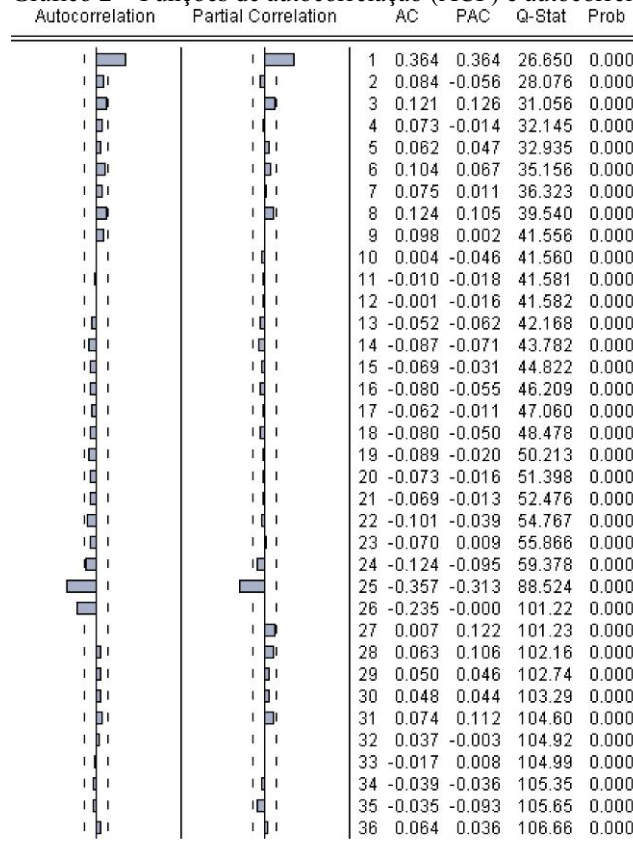
Rendimento médio mensal pós-fixado para depósitos a prazo (CDB/RDB) - Total	%	BCB
Saldo mensal de depósitos a prazo com rendimento incorporado (CDB/RDB)	R\$ Milhões	BCB
Saldo mensal de depósitos de poupança - SBPE e rural	R\$ Milhões	BCB
Pagamentos obrigatórios de instituições financeiras - Saldo total	R\$ Milhões	BCB
Índice de ações - Ibovespa	Índice	Anbima
Índice de ações - S&P500	Índice	S&P
EMBI - Risco Brasil	Índice	JP Morgan

Fonte: Alves e Ferreira (2024)

### 4.1 Resultado da Previsão

Inicialmente particionou-se a amostra em amostra de treino, de 2002M1 a 2018M06, e teste, 2018M7 a 2023M6, estimando-se modelos univariados ARMA. Para escolha do número de defasagens do modelo, observou-se o correlograma da tarifa de eletricidade em primeira diferença. Para obter o número de defasagem dos modelos univariados, calculam-se as funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF). O gráfico 2 apresenta a ACF e PACF da taxa média de energia elétrica, empregado nas funções uma defasagem máxima de 36 períodos, resultado da estimativa de modelos univariados ARMA:

Gráfico 2 – Funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF)



Fonte: Autoria Própria.

O correlograma indica autocorrelação e autocorrelação parcial de ordem 1. Portanto, testamos os modelos AR(1), MA(1) e ARMA(1,1). Junto às funções de autocorrelação, observamos também os critérios de informação para escolha do melhor modelo, conforme a tabela abaixo. O modelo MA(1) apresenta o menor critério AIC e BIC.:

Tabela 3 – Critérios de Informação: AR, MA, ARMA.

	<i>AR(1)</i>	<i>MA(1)</i>	<i>ARMA(1,1)</i>
AIC	4,055340	4,047093	4,056662
BIC	4,105162	4,096915	4,123092

Fonte: Autoria própria

O critério AIC é mais adequado para modelos de maior complexidade, pois consegue captar essa complexidade e fornecer um ajuste mais preciso aos dados. Por outro lado, o critério BIC é mais vantajoso para modelos com um volume maior de dados, uma vez que seu objetivo é evitar o sobreajuste e, conseqüentemente, selecionar o modelo mais parcimonioso.

Observando-se os critérios de informação gerados, o modelo que melhor se ajusta aos parâmetros e reduz a complexidade foram o AR(1), o MA(1) e o ARMA (1,1), que apresentaram os menores valores para os três critérios usados, determinando-se que o modelo a ser utilizado é o de ordem 01.

A próxima classe de modelos a ser testada é de Vetores Autorregressivos (VAR). Essa classe de modelos multivariados nos permite agregar novas séries, assemelhando-se aos modelos de equações simultâneas. Constrói-se dois tipos de modelos VAR. O primeiro com as variáveis macroeconômicas taxa de variação da estimativa do PIB mensal, inflação IPCA, e taxa de juros Selic mensal, além da série de interesse, a tarifa de eletricidade.

O segundo modelo adiciona a incerteza sobre a tarifa calculada conforme Jurado, Ludvigson e Ng (2015). A tabela abaixo apresenta os critérios de informação, indicando modelos com 1 ou 2 defasagens, com o modelo VAR indicando os seguintes resultados, com as ordens mais apropriadas as de ordem 01 e 02:

Tabela 4 – Ordens de Séries Temporais em VAR

	<i>(a) Variáveis Macro e Tarifa</i>		<i>(b) Variáveis Macro, Tarifa e Incerteza</i>	
	AIC	BIC	AIC	BIC
VAR(1)	6,336829	6,670149*	7,532347	8,039500*
VAR(2)	6,073448*	6,675551	7,313593*	8,246730
VAR(3)	6,115070	6,987870	7,341650	8,703858

VAR(4)	6,124076	7,265110	7,452314	9,246722
VAR(5)	6,174983	7,595014	7,589208	9,818991
VAR(6)	6,262857	7,959469	7,665526	10,33387

Fonte: Autoria própria

Nota: \*indicar o menor de informação.

A tabela 5 abaixo apresenta os critérios de informação dos modelos FAVAR estimados. Ambos os critérios para todos os modelos indicam 1 defasagem. A tabela mostra que os 7 primeiros fatores estimados via análise de componentes principais (PCA) conseguem captar aproximadamente 100% da variabilidade da base de dados empregada.

Uma variação dos modelos VAR, adiciona fatores obtidos a partir de um grande conjunto de séries macroeconômicas e financeiras. Os fatores permitem reduzir a dimensionalidade da base de dados e enriquecer o modelo VAR com novas informações. Serão adicionados três fatores ao modelo que explicam 99,68% da variação do grande conjunto de séries.

Tabela 5: Importância dos primeiros k=7 (de 135) componentes:

<i>Importância dos primeiros k=7 (de 135) componentes</i>			
	Desvio padrão	Proporção da Variância	Proporção Cumulativa
PC1	432800,0	82,24%	82,24%
PC2	190600,0	15,95%	98,19%
PC3	58340,0	1,49%	99,68%
PC4	18660,0	0,15%	99,83%
PC5	15090,0	0,10%	99,93%
PC6	10090,0	0,04%	99,97%
PC7	5221,0	0,03%	100%

Fonte: Autoria própria

Pelos mesmos critérios previamente apontados, ressaltou-se o FAVAR(1) como a ordem adequada para a previsão da tarifa de energia elétrica, com a consideração isolada de fatores; fatores e incerteza; fatores, incerteza e variáveis macroeconômicas:

Tabela 6 – Critérios de informação - FAVAR.

	<i>(a) Tarifa e Fatores</i>		<i>(b) Tarifa, Fatores e Incerteza</i>		<i>(c) Tarifa, Fatores, Incerteza e Variáveis Macro</i>	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
FAVAR(1)	95,04863*	95,38195*	96,31830*	96,82545*	98,08670*	99,2978*
FAVAR(2)	95,05760	95,65971	96,36532	97,29846	98,11989	100,4273
FAVAR(3)	95,09424	95,96704	96,46105	97,82326	98,32044	101,7260

FAVAR(4)	95,20731	96,35275	96,61830	98,41270	98,54426	103,0559
FAVAR(5)	95,31401	96,73404	96,79465	99,02443	98,86067	104,4866
FAVAR(6)	95,40591	97,10252	96,95781	99,62615	98,84303	105,6914

Fonte: Autoria própria

Nota: \*indicar o menor de informação.

Sumarizadas as ordens selecionadas com os modelos AIB e BIC, tem-se a seguinte previsão dos modelos e os rankings, resultados da presente modelação, na tabela 7. A presente pesquisa utiliza três medidas de desempenho para avaliação de previsões: o erro quadrático médio (MSE), o erro absoluto médio (MAE) e o erro absoluto percentual médio (MAPE).

Em relação aos dados de treino, o modelo com melhor desempenho foi o MA (01), que apresentou os menores valores para o MSE (2,249460), apresentado os melhores resultados para o MAE o modelo vetorial VAR(1)<sup>a</sup> - e para o MAPE, VAR(1)<sup>b</sup>.

Para o período de teste, o modelo AR de primeira ordem foi o melhor rankeado, com as medidas de 5,889217, 1,433116 e 114,9199 para o erro quadrático médio, o erro absoluto médio e para o erro absoluto percentual médio.

Tabela 7 – Previsões – Todos Os Modelos

	<i>In sample</i>			<i>Out of Sample</i>		
	MSE	MAE	MAPE	MSE	MAE	MAPE
AR(1)	3,282645	1,068862	222,9547	5,889217*	1,433116*	114,9199*
MA(1)	2,249460*	1,079530	245,6938	6,096356	1,470538	120,7113
ARMA(1,1)	3,253453	1,077208	244,9775	6,038820	1,463693	118,9050
VAR(1) <sup>a</sup>	3,214031	1,036511*	227,0245	6,091700	1,488983	136,8148
VAR(2) <sup>a</sup>	3,182585	1,051489	262,9620	6,050301	1,497112	138,8649
VAR(1) <sup>b</sup>	3,867500	1,105175	124,3130*	6,076920	1,498306	136,3263
VAR(2) <sup>b</sup>	3,226913	1,073122	266,5998	6,076940	1,515081	138,6502
FAVAR(1) <sup>a</sup>	3,212974	1,050626	228,2170	10,245908	2,115701	254,3579
FAVAR(2) <sup>a</sup>	3,050804	1,054607	271,7199	29,989467	3,515153	434,6394
FAVAR(1) <sup>b</sup>	3,874807	1,121534	155,1245	9,880863	2,083450	247,3685
FAVAR(2) <sup>b</sup>	3,084491	1,070355	276,8015	29,761946	3,524571	437,6609
FAVAR(1) <sup>c</sup>	3,871611	1,118331	156,0425	10,643312	2,205618	252,9291
FAVAR(2) <sup>c</sup>	3,042792	1,068049	301,6727	29,374015	3,443320	420,7729

Fonte: Autoria própria

Nota: \*indicar o menor de informação.

Tabela 8 – Ranking de Modelos

	<i>In sample</i>			<i>Out of Sample</i>		
	MSE	MAE	MAPE	MSE	MAE	MAPE
1°	MA(1)	VAR(1) <sup>a</sup>	VAR(1) <sup>b</sup>	AR(1)	AR(1)	AR(1)
2°	FAVAR(2) <sup>c</sup>	FAVAR(1) <sup>a</sup>	FAVAR(1) <sup>b</sup>	ARMA(1,1)	ARMA(1,1)	ARMA(1,1)

3º FAVAR(2)a    VAR(2)a    FAVAR(1)c    VAR(2)a    MA(1)    MA(1)

Fonte: Autoria própria

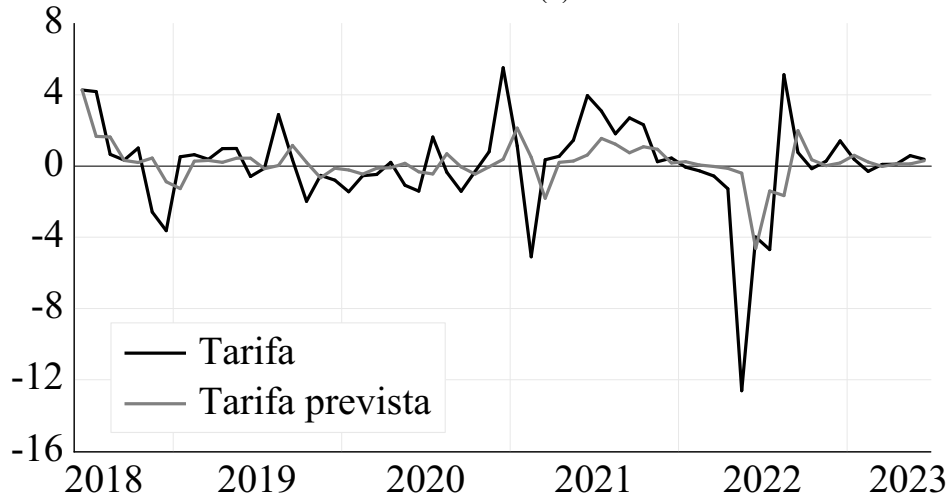
Em suma, para as previsões dentro da amostra (treino), sobressaem-se os modelos multivariados VAR e FAVAR. Estes conseguem explicar melhor o comportamento da tarifa de eletricidade no nosso período amostral. Já as previsões fora da amostra (teste), os modelos univariados apresentam as melhores previsões.

As três medidas de avaliação do erro de previsão indicam o modelo AR(1) como o melhor predictor da tarifa no período escolhido para as previsões fora da amostra.

Esse resultado pode ajudar a orientar decisões de política e investimento no mercado brasileiro de eletricidade ao apresentar ferramental econométrico para melhor prever a tarifa elétrica. Para os *policymakers* a previsão da tarifa pode orientar decisões de investimento em infraestrutura, alocação de subsídios e novas regulações para o setor.

Para o setor privado, a gestão de riscos e a definição de preços dos seus produtos ou serviços. Por fim, o gráfico 3 abaixo compara o realizado e a previsão do modelo AR(1) fora da amostra.

Gráfico 3 - Previsão fora da amostra do modelo AR(1).



Fonte: Autoria Própria.

## 5. CONCLUSÃO

Na construção de modelos, é destacado na literatura a necessidade e relevância da validação dos modelos construídos com dados de teste posteriormente validados com os dados de treino, para que se possa certificar sua capacidade de generalização.

O mercado de energia elétrica tem especificidades que o põe em um estado avançado de uso de energias renováveis, com matriz de custo fixo, em comparação com o resto do mundo, que já passa a sentir os desafios da distorção dos preços decorrentes desse cenário.

Como mercado singular, potencialmente inflacionário e que requer investimentos para atendimento da demanda que ocorrerá com o recrudescimento do consumo nacional, fazem-se necessários desenvolvimentos de modelos adicionais para a previsão da tarifa que possam incrementar a previsibilidade do mercado e, eventualmente, incrementar a base de dados necessárias para que o PLD se aproxime cada vez mais dos custos médios.

Como resultado, o presente trabalho indicou que um simples AR(1) pode gerar previsões mais eficientes do que modelos VAR e FAVAR. O índice de incerteza tarifária reflete os principais fatos estilizados ocorridos no mercado energético como uma volatilidade elevada por volta de 2001 quando ocorreu um choque de oferta de energia em virtude do baixo índice pluviométrico e, elevados picos de volatilidade em 2013 em virtude da Medida Provisória 12.783/2013. Essa imprevisibilidade das tarifas gerado por essa MP deve ser evitada no debate atual sobre a MP 1212/2024 que, entre outros objetivos almeja reduzir as tarifas de energia elétrica novamente. Vale mencionar, que as práticas da MP 12.783/2013 devem ser evitadas, uma vez que os seus efeitos na dinâmica futura da tarifa e suas repercussões podem significar redução da atividade econômica e aumento da inflação, como mostram os resultados de Alves e Ferreira (2023). Estudos futuros podem verificar se choques na incerteza tarifária possui efeitos os mesmos efeitos na economia do que choques na própria tarifa.

## REFERÊNCIAS

ALVES, Weider Loureto; FERREIRA, Roberto Tatiwa. Macroeconomic effects of shocks in the electricity market: A narrative approach. 2023. **Apresentado na ANPEC**. Disponível em: [https://www.anpec.org.br/encontro/2023/submissao/files\\_I/i4-8d4cc9cdbf9317fda957355dc4418097.pdf](https://www.anpec.org.br/encontro/2023/submissao/files_I/i4-8d4cc9cdbf9317fda957355dc4418097.pdf). Acesso em: 24 abr. 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Estudo Especial nº 61/2019** Mensuração de riscos para a inflação associados a preços de energia. [S.l.], 2019. Disponível em: [https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/EstudosEspeciais/EE061\\_Mensuracao\\_de\\_riscos\\_para\\_a\\_inflacao\\_associados\\_a\\_precos\\_de\\_energia.pdf](https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/EstudosEspeciais/EE061_Mensuracao_de_riscos_para_a_inflacao_associados_a_precos_de_energia.pdf). Acesso em: 24 abr. 2024.

BARTHOLOMEW, D. J.; KNOTT, M. **Latent Variable models and factor analysis**. New York: Oxford University Press Inc, 1999.

BERNANKE, Ben; BOIVIN, Jean; ELIASZ, Piotr. Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 120, n. 1, p. 387-422, 2005. Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w10220.pdf> > . Acessado: 10. fev. 2024.

BRANDÃO, Lucas Guimarães Lins; DIVINO, José Angelo. Uma análise da dinâmica do setor elétrico brasileiro utilizando VAR em painel. **Revista de Economia do Nordeste**, Fortaleza, v. 51, n. 2, p. 47-64, abr./jun. 2020.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. **Balanco Energético Nacional 2023: ano base 2022**. Brasília, DF, 2023. Disponível em: [https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/sntep/publicacoes/balanco-energetico-nacional/ben-2023/relatorio-sintese/ben\\_sintese\\_2023\\_pt\\_.pdf/@@download/file](https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/sntep/publicacoes/balanco-energetico-nacional/ben-2023/relatorio-sintese/ben_sintese_2023_pt_.pdf/@@download/file). Acesso em: 24/04/2024.

CASTRO, Nivalde de; BRANDÃO, Roberto; HUBNER, Nelson; DANTAS, Guilherme; ROSENAL, Rubens. A Formação do preço da energia elétrica: Experiências internacionais e o modelo brasileiro. 2014. Disponível em: [https://www.projetobolsadeenergia.com.br/docs/5/A\\_formacao\\_preco\\_texto.pdf](https://www.projetobolsadeenergia.com.br/docs/5/A_formacao_preco_texto.pdf). Acesso em: 24 abr. 2024.

CCEE - Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2024. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/>. Acesso em: 03 abr. 2024.

EDELSTEIN, Paul; KILIAN, Lutz. How sensitive are consumer expenditures to retail energy prices?. **Journal of Monetary Economics**, Elsevier, v. 56, n. 6, p. 766-779, set. 2009.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (EPE). **Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2022**. Disponível em: [www.epe.gov.br](http://www.epe.gov.br). Acesso em: 10 abr. 2024.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2022: Ano base 2021**. Disponível em: <https://dashboard.epe.gov.br/apps/anuario-livro/>. Acesso em: 20 abr. 2024.

FERREIRA, Roberto Tatiwa. **Forecasting quarterly brazilian GDP growth rate with linear**

**and nonlinear diffusion index models.** Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2005.

FERREIRA, R. T.; BIERENS, H.; CASTELAR, I. Forecasting Quarterly Brazilian GDP Growth rate With Linear and Nonlinear Diffusion Index Models. *Economia Selecta*, v. 6, n. 3, p. 261-292, dez. 2005. Disponível em:  
[https://www.google.com/search?q=ferreira%2C+bierens+%2C+castelar+2005&oq=ferreira%2C+bierens+%2C+castelar+2005&gs\\_lcrp=EgZjaHJvbWUyBggAEEUYOTIHCAEQIRigATIHCAIQIRigAdIBCtE2NTA5ajBqOagCDrACAQ&client=ms-android-xiaomi-terr1-rso2&sourceid=chrome-mobile&ie=UTF-8#vhid=zephyr:l&vssid=atritem-https://www.anpec.org.br/revista/vol6/vol6n3p261\\_292.pdf](https://www.google.com/search?q=ferreira%2C+bierens+%2C+castelar+2005&oq=ferreira%2C+bierens+%2C+castelar+2005&gs_lcrp=EgZjaHJvbWUyBggAEEUYOTIHCAEQIRigATIHCAIQIRigAdIBCtE2NTA5ajBqOagCDrACAQ&client=ms-android-xiaomi-terr1-rso2&sourceid=chrome-mobile&ie=UTF-8#vhid=zephyr:l&vssid=atritem-https://www.anpec.org.br/revista/vol6/vol6n3p261_292.pdf). Acessado em: 10. fev 2024

JURADO, Kyle; LUDVIGSON, Sydney; NG, Serena. Measuring Uncertainty. *American Economic Review* 2015, 105(3): 1177–1216. Disponível:  
<https://www.aeaweb.org/articles/pdf/doi/10.1257/aer.20131193>. Acessado em: 20.abr. 2024.

HAMILTON, James Douglas. Oil and the Macroeconomy. In: **The New Palgrave Dictionary of Economics**. 2. ed. [S.l.]: Palgrave Macmillan, [s.d.]. v. 2, p. 1-17.

NASCIMENTO, R. A. **Estudo de métodos de previsão de séries temporais aplicados ao preço da energia elétrica no Mercado de Curto Prazo brasileiro**. 2022. 107 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2022.

MARTINEZ, Thiago Sevilhano; CERQUEIRA, Vinícius dos Santos. Estrutura da inflação brasileira: determinantes e desagregação do IPCA. **Economia e Sociedade, Campinas**, v. 22, n. 2 (48), p. 409-456, ago. 2013.

MATOS, Daniel A. S.; RODRIGUES, Erica C. **Análise fatorial**. Brasília: Enap, 2019. Disponível em:  
<https://repositorio.enap.gov.br/bitstream/1/4790/1/Livro%20An%C3%A1lise%20Fatorial.pdf>. Acesso em: 05 mai.2024.

MEDEIROS, L. **Previsão do Preço Spot no Mercado de Energia Elétrica**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2003.

MELICHAR, M. Energy price shocks and economic activity: Which energy price series should we be using?. **Energy Economics**, v. 54, p. 431-443, 2016.  
<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2015.12.017>

NARAYAN, P. K.; NARAYAN, S.; PRASAD, A. A structural VAR analysis of electricity consumption and real GDP: Evidence from the G7 countries. **Energy Policy**, v. 36, n. 7, p. 2765-2769, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.02.027>.

RODRIGUES, Alcantaro Lemes. **Redes neurais artificiais aplicadas na previsão de preços do mercado spot de energia elétrica**. 2009. Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009. Disponível em:



<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/86/86131/tde-12082010-213202/>. Acesso em: 10 jun. 2024.

SARWAR, S.; CHEN, W.; WAHEED, R. Electricity consumption, oil price and economic growth: Global perspective. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 76, p. 9-18, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.03.063>.

Stock, J. H. & Watson, M. W. Diffusion indexes. **Technical working paper 6702**. National Bureau of Economic Research, 1998. Disponível: < <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/6702.html> >. Acessado em: 20. mai. 2024.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. **Implications of dynamic factor models for VAR analysis**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2005. (NBER Working Paper, n. 11467). Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w11467>. Acesso em: 20 jun. 2024.

WERON, Rafał. Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. **International Journal of Forecasting**, [S.l.], v. 30, n. 4, p. 1030-1081, 2014. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207014001083>. Acesso em: 24 abr. 2024.