

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

DANIEL MORAIS DE SOUZA

**COMPARAÇÃO DE ABORDAGENS ECONÔMICAS ALTERNATIVAS PARA
MODELAGEM DA DEMANDA ANUAL DE ELETRICIDADE NO BRASIL NOS
SEGMENTOS RESIDENCIAL, INDUSTRIAL E COMERCIAL**

JUIZ DE FORA - MG
2018

DANIEL MORAIS DE SOUZA

**COMPARAÇÃO DE ABORDAGENS ECONÔMICAS ALTERNATIVAS PARA
MODELAGEM DA DEMANDA ANUAL DE ELETRICIDADE NO BRASIL NOS
SEGMENTOS RESIDENCIAL, INDUSTRIAL E COMERCIAL**

Dissertação apresentada ao curso de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Rogério Silva de Mattos
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Zanini

JUIZ DE FORA - MG
2018

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Morais de Souza, Daniel.

Comparação de abordagens econométricas alternativas para modelagem da demanda anual de eletricidade no Brasil nos segmentos residencial, industrial e comercial / Daniel Moraes de Souza. -- 2018.

119 p.

Orientador: Rogério Silva de Mattos

Coorientador: Alexandre Zanini

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia. Programa de Pós-Graduação em Economia, 2018.

1. Demanda de Energia Elétrica. 2. Modelos de séries de tempo. 3. Métodos de previsão e predição. I. Silva de Mattos, Rogério, orient. II. Zanini, Alexandre, coorient. III. Título.

DANIEL MORAIS DE SOUZA

**COMPARAÇÃO DE ABORDAGENS ECONÔMICAS ALTERNATIVAS
PARA MODELAGEM DA DEMANDA ANUAL DE ELETRICIDADE NO
BRASIL NOS SEGMENTOS RESIDENCIAL, INDUSTRIAL E COMERCIAL.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia Aplicada, da faculdade de ciências econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial a obtenção do grau de Mestre em Economia.

Aprovada em: 19/02/2018

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Rogério Silva de Mattos (Orientador)

Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. Alexandre Zanini (Orientador)

Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. Fernanda Finotti Cordeiro Perobelli

Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro



Prof. Dr. Eduardo Simões de Almeida

Universidade Federal de Juiz de Fora

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à Deus e à minha família.

AGRADECIMENTOS

À minha família por tudo! Traduzindo em linguagem matemática, vocês são necessários e suficientes para a minha felicidade! Amo cada um de vocês de uma maneira tão única e especial que fico feliz por poder sentir um sentimento tão puro e forte!

À minha mãe por toda sua doçura maternal, ao meu pai por toda sua rigidez paternal, ao meu irmão por toda proteção de irmão mais velho, à minha cunhada por abraçar essa proteção junto com meu irmão, à minha tia Gina pelas longas conversas que me fazem entender um pouquinho mais sobre a existência, à minha vó por ter o abraço mais carinhoso do mundo.

Ao meu vô, por me ensinar o que é bondade, fraternidade, lealdade à família e amor ao próximo. Vô, eu te amo!

À minha tia Terezinha, aos meus primos Leandro, Ângelo, Gisele, Nicolly, Arthur, Dani, à tia Tereza e ao Tineu por compartilharem a nossa família como o bem sagrado que é.

Aos meus fiéis amigos, Bebeto, Ket, Vitão, Banana, Eduardim, Tico, Micoline, Fefe, Let, Didi, Ronny, que longe ou perto, me dão forças para eu acreditar no meu trabalho.

À minha eterna banda, Etcoetera, Balut, Dudu, Henrique, Vinicius, Luquinha, Villela, Advar, Fael, Fernandão, Drummond, Culão, Evandro, Beto, Pepe, Renatão, Frank, Marcinho, Eliel, e todos os demais que fizeram da banda um palco de felicidade.

Aos meus colegas do PPGE, em especial ao Douglas, Ramon, Ju, Jéssica, Ademir, João por me ajudarem e compartilharem momentos difíceis comigo.

Ao meu professor, orientador e principalmente meu amigo, Rogério. Desde quando você me deu a primeira orientação em 2008 antes de eu prestar vestibular eu já sentia no fundo do peito que deveria te ouvir. Que venha mais 10 anos de orientação!

Ao meu amigo Joaca, pelas conversas numéricas racionais, reais e imaginárias!

Aos membros da banca, Edu, Fernanda, Fernando e Zanini, pela atenção e cuidado com meu trabalho.

Ao Claude Debussy, pelo Clair de Lune.

Gostaria de agradecer à minha amada mulher Silvia e ao meu amado filho Miguel.

O acaso no nosso caso foi um estardalhaço! Estardalhaço que criou um laço com resistência de aço e que vai eternizar o nosso amaço para sempre no espaço! O nosso pedaço amor! Ou o nosso pedacinho! Te amo minha linda!

Meu filho, quando você já estiver grande para entender isso quero que você guarde uma coisa. Fiz esse trabalho com o carinho e apreço de quem gostaria de ajudar, nem que seja marginalmente, a sociedade. A evolução de nós como indivíduos e sociedade em termos materiais e espirituais está na pró-atividade de buscar melhorar a vida do próximo.

RESUMO

Eletricidade é um insumo de uso generalizado nas economias modernas, penetrando nas mais variadas atividades produtivas e de consumo na sociedade. No entanto, as dificuldades de armazenamento em larga escala dessa forma de energia fazem com que a eletricidade seja muito sensível às condições de oferta, a ponto de que problemas de abastecimento rapidamente se convertem em apagões. Dentre vários dispositivos implementados na re-estruturação do setor elétrico brasileiro (SEB) ao longo dos últimos 17 anos, estão sistemas de previsão de médio e longo-prazos usados por parte dos agentes públicos e privados do setor para reduzir as incertezas dos processos de abastecimento e expansão. A ANEEL chegou a recomendar na NT 292/2008-SER o uso de três metodologias multivariadas alternativas nesses sistemas de previsão, a saber: modelos VAR e VCE, modelos autorregressivos com defasagens distribuídas (ARDL) e modelos estruturais a espaço de estados. A literatura especializada, em que pese a presença de vários estudos propondo modelos de previsão do consumo de eletricidade para os três segmentos residencial, industrial e comercial, apresenta majoritariamente modelos de tipo VAR e VCE. Este estudo atualiza a literatura no que concerne ao uso de modelos VAR e VCE e ao mesmo tempo os compara em termos preditivos com os modelos ARDL e estruturais a espaço de estados. Os resultados encontrados na análise do desempenho preditivo dos modelos mostraram que para o segmento residencial, o modelo com melhor capacidade preditivo foi o modelo estrutural, enquanto que para o segmento comercial foi o modelo VCE e, para o segmento industrial, foi o modelo ARDL. Previsões de 2014 a 2025 foram feitas com o intuito de informar ao mercado brasileiro a demanda de energia para cada segmento. Foram usadas bases de dados disponíveis e atualizadas provenientes das mesmas fontes usadas nos estudos da literatura.

Palavras-Chave: Demanda de Energia Elétrica. Modelos de Séries de Tempo. Métodos de Previsão e Predição.

ABSTRACT

Electricity is an input of widespread use in modern economies, penetrating in the most varied productive and consumption activities in society. However, the difficulties of large-scale storage make electricity very sensitive to supply conditions, to the point that supply problems quickly turns into blackouts. Among several devices implemented in the re-structuring of the Brazilian electricity sector (SEB) over the last 17 years, medium and long-term forecasting systems are used by public and private sector agents to reduce the uncertainties of the supply processes and expansion. ANEEL recommend in NT 292/2008-SER the use of three alternative multivariate methodologies in these prediction systems, namely: VAR and VCE models, autoregressive models with distributed lags (ARDL), and state space structural models. The specialized literature, despite the presence of several studies proposing models of prediction of the consumption of electricity for the three residential, industrial and commercial segments, mainly presents models of type VAR and VCE. This study updates the literature regarding the use of VAR and VCE models and at the same time compares them in predictive terms with the ARDL and structural state space models. The results found in the predictive model analysis showed that for the residential segment, the model with the best predictive capacity was the structural model, while for the commercial segment it was the VCE model and, for the industrial segment, it was the ARDL model. Forecasts from 2014 to 2025 were made with the intention of informing the Brazilian market the energy demand for each segment. Available and updated databases from the same sources used in literature studies were used.

Keywords: Electricity Demand. Time-Series Models. Forecasting and Prediction Methods.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Agentes institucionais do SEB.....	24
Figura 2 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração	75
Figura 3 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração	77
Figura 4 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração	79
Figura 5 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração	81
Figura 6 - Evolução do intercepto nos modelos estruturais.....	85
Figura 7 - Evolução da renda nos modelos estruturais.....	85
Figura 8 - Evolução da tarifa nos modelos estruturais	86
Figura 9 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos modelos estruturais.....	86
Figura 10 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade	87
Figura 11 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais	88
Figura 12 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais	88
Figura 13 - Evolução do nível no modelo de tendência local	90
Figura 14 - Evolução da tendência no modelo de tendência local	90
Figura 15 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade	91
Figura 16 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais.....	92
Figura 17 - Evolução do nível no modelo de tendência local	94
Figura 18 - Evolução da tendência no modelo de tendência local	94
Figura 19 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade	95
Figura 20 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais.....	96
Figura 21 - Evolução do nível no modelo de tendência local	98
Figura 22 - Evolução da tendência no modelo de tendência local	98
Figura 23 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade	99

Figura 24 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais	100
Figura 25- Demanda residencial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)	103
Figura 26 - Demanda comercial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)	104
Figura 27 - Demanda industrial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)	104
Figura 28 - Ajuste dos modelos de regressão múltipla e seus intervalos de credibilidade (segmento residencial).....	113
Figura 29 - Evolução do intercepto nos TVPs (segmento comercial).....	114
Figura 30 - Evolução da renda nos TVPs (segmento comercial)	114
Figura 31 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos TVPs (segmento comercial)	115
Figura 32 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade (segmento comercial)	115
Figura 33 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento comercial)	116
Figura 34 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento comercial)	116
Figura 35 - Evolução do intercepto nos TVPs (segmento industrial).....	117
Figura 36 - Evolução da renda nos TVPs (segmento industrial).....	117
Figura 37 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos TVPs (segmento industrial).....	118
Figura 38 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade (segmento industrial)	118
Figura 39 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento industrial)	119
Figura 40 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento industrial)	119

LISTA DE QUADROS

Quadro 1- Variáveis e Fontes de Dados	50
---	----

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1- Consumo nacional de energia elétrica por classe consumidora.....	16
Gráfico 2 - Séries históricas (em log) do modelo residencial	52
Gráfico 3- Séries históricas (em log) do setor comercial	59
Gráfico 4- Séries históricas (em log) do setor industrial	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultados dos trabalhos nacionais	29
Tabela 2 - Resultados dos trabalhos internacionais.....	34
Tabela 3 - Resultados dos testes de raiz unitária para o setor residencial.....	52
Tabela 4- – Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) residencial.....	53
Tabela 5 - Teste de Cointegração do Traço para o setor residencial.....	54
Tabela 6 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor residencial.....	55
Tabela 7 - Modelo de correção de erros (VCE) para o setor residencial.....	56
Tabela 8 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico do modelo VCE referente ao setor residencial.....	57
Tabela 9- Resultados dos testes de raiz unitária par o modelo comercial	59
Tabela 10- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) comercial	60
Tabela 11- Teste de Cointegração do traço para o setor comercial.....	61
Tabela 12 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor comercial.....	61
Tabela 13 - Modelos de correção de erros para o setor comercial	62
Tabela 14 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico dos modelos VCEs referente ao setor Comercial	63
Tabela 15- Resultados dos testes de raiz unitária para o modelo industrial	67
Tabela 16- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) industrial.....	68
Tabela 17- Teste de Cointegração do Traço para o setor industrial	68
Tabela 18 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor industrial	69
Tabela 19- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) industrial.....	71
Tabela 20- Teste de Cointegração do Traço para o setor industrial	71
Tabela 21- Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor industrial	71
Tabela 22- Modelo de correção de erros para o setor industrial VCE(0).....	72
Tabela 23 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico do modelo VCE referente ao setor industrial.....	73
Tabela 24 - Resultado do teste de cointegração	75
Tabela 25 - Análises do ARDL estimado.....	76
Tabela 26 - Representação do modelo de correção de erros ARDL	76

Tabela 27 - Resultado do teste de cointegração	78
Tabela 28 - Análises do ARDL estimado	78
Tabela 29 - Resultado do teste de cointegração	79
Tabela 30 - Análises do ARDL estimado	80
Tabela 31- Representação do modelo de correção de erros ARDL	80
Tabela 32 - Resultado do teste de cointegração	82
Tabela 33 - Representação do modelo ARDL(1,1,0,0)	82
Tabela 34 - Estimativas dos modelos estruturais obtidos pelos dois métodos de estimação ...	84
Tabela 35 - Resultados da estimação do modelo de tendência local.....	89
Tabela 36 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais	92
Tabela 37 - Resultado das estimações dos três modelos estruturais aplicados para o segmento comercial	93
Tabela 38 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais	96
Tabela 39 - Resultado das estimações dos três modelos estruturais aplicados para o segmento industrial	97
Tabela 40 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais	100
Tabela 41 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento residencial ...	101
Tabela 42 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento comercial	102
Tabela 43 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento industrial.....	102
Tabela 44 - Previsões para a demanda de energia elétrica por segmento para os anos de 2014 a 2025 (em GWh).....	103
Tabela 45 - Ajuste dos modelos de regressão múltiplas Clássico e Bayesiano.....	112

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ACR – Ambiente de contratação regulada
- ACL – Ambiente de contratação livre
- AIC – Critério de informação de Akaike
- ARDL - Modelo autorregressivo com defasagens distribuídas
- ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica
- BIC – Critério de informação de Schwarz
- CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
- CMSE - Comitê de monitoramento do setor elétrico
- DOLS – Dynamic ordinary least square
- EPE - Empresa de Pesquisa Energética
- FGV - Fundação Getúlio Vargas
- GWh - Gigawatts-hora
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
- IGP-DI - Índice geral de preços – Disponibilidade interna
- IUE - Intensidade de Uso de Eletricidade
- KWh - Quilowatts-hora
- MAE – Mercado atacadista de energia elétrica
- MME – Ministério de Minas e Energia
- MTL – Modelo de tendência local
- MWh - Megawatts-hora
- ONS – Operador nacional do sistema
- SARIMA - Modelo autoregressivo integrado de médias móveis
- SEB - Setor Elétrico Brasileiro
- SIN – Sistema interligado nacional
- TVP – Time varying parameter
- TVP-ECM – Time varying parameter in error correction model
- VAR - Modelo vetorial autorregressivo
- VCE - Modelo vetorial com correção de erros

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	SETOR ELÉTRICO	19
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	26
3.1	Trabalhos nacionais.....	26
3.2	Trabalhos internacionais	31
4	METODOLOGIA	35
4.1	Nota técnica 292/ANEEL	35
4.2	Modelo teórico	36
4.3	Modelos VCE.....	37
4.4	Modelos ARDL.....	38
4.5	Modelos Estruturais	41
4.5.1	Definição	41
4.5.2	A forma de espaço de estados	43
4.5.3	O Filtro de Kalman.....	45
4.5.4	Suavização.....	46
4.5.5	Estimação dos hiperparâmetros.....	47
4.6	Dados.....	49
5	RESULTADOS.....	51
5.1	Modelos VCE.....	51
5.1.1	Modelo VCE Residencial.....	51
5.1.2	Modelo VCE Comercial.....	58
5.1.3	Modelo VCE Industrial	66
5.2	Modelos ARDL.....	74
5.2.1	Modelo ARDL Residencial.....	74
5.2.2	Modelo ARDL Comercial.....	77
5.2.3	Modelo ARDL Industrial	81
5.3	Modelos Estruturais	83
5.3.1	Modelo Estrutural Residencial.....	83
5.3.2	Modelo Estrutural Comercial.....	93
5.3.3	Modelo Estrutural Industrial	97
5.4	Comparação do desempenho preditivo dos modelos	101
5.4.1	Segmento Residencial	101
5.4.2	Segmento Comercial	101
5.4.3	Segmento Industrial	102
5.5	Previsão	102
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	104
	REFERÊNCIAS	107
	ANEXO I.....	112
	ANEXO II.....	114
	ANEXO III.....	117

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica é um insumo de uso amplamente generalizado nas economias modernas e, dentre as diferentes formas de energia disponíveis na natureza, é a que proporciona maior eficiência ao setor produtivo e maior conforto à população nas atividades de consumo residencial (SILVA, 2001). Entretanto, o elevado grau de capilaridade com que a eletricidade penetra na economia combinado com as limitações tecnológicas para seu armazenamento em grande escala torna o setor elétrico um segmento bastante sensível. Problemas de abastecimento de eletricidade rapidamente se convertem em “apagões”, ou seja, interrupções do processo produtivo e do consumo residencial com significativos prejuízos econômicos e sociais.

Desde meados da década de 90, o governo federal vem buscando modernizar o setor elétrico brasileiro (SEB). Na gestão do presidente Fernando Henrique Cardoso (1995-2002), foram adotadas diversas medidas voltadas para um funcionamento mais eficiente ancorado em maior concorrência e regulação por incentivos. A reestruturação do SEB (Ver seção 2) promoveu a desestatização do setor com a criação do regime de permissão e concessão de prestação de serviços públicos, liberando o mercado de energia elétrica do monopólio estatal (Pires, 1999).

Entretanto, os problemas que levaram ao racionamento de 2001 e 2002 proveram uma importante sinalização de que dispositivos adicionais precisariam ser inseridos no processo de re-estruturação de modo se proporcionar a chamada “segurança energética”. Isto é, a garantia de provimento de eletricidade com riscos mínimos de ocorrência dos apagões. Grosso modo, desde a gestão do presidente Lula (2003-2010) e com prosseguimento na gestão da Presidente Dilma Rousseff (2011-2014), a preocupação foi a de garantir o crescimento da capacidade de oferta de eletricidade na frente do crescimento da demanda, dentro da perspectiva de que o Estado tem que participar junto com os agentes privados de tal processo para se garantir o provimento adequado de eletricidade (EPE, 2007 e 2009).

Com esse intuito, foram adotadas ações tanto do lado da oferta quanto da demanda. No primeiro caso, do lado da oferta, foi re-introduzido o planejamento centralizado e incentivos que garantissem novos investimentos de ampliação da capacidade de geração, transmissão e distribuição. Por exemplo, as licitações planejadas de novas usinas e linhas de transmissão e os mecanismos de leilões de energia-nova. Pelo lado da demanda, foram reforçados os mecanismos de monitoramento do mercado de eletricidade, notadamente através de sistemas de previsão do comportamento do consumo que antecipem com máxima precisão as

necessidades futuras de eletricidade não só a curto e curtíssimo-prazos, mas sobretudo a médio e longo-prazos. Neste sentido, além da manutenção de penalidades por erros de previsão, tem-se exigido das distribuidoras de eletricidade que realizem previsões periódicas de médio e longo-prazos do mercado de eletricidade amparadas em modernas técnicas econométricas de séries de tempo. A este respeito, na nota técnica NT 292/2008-SER, a ANEEL (2008) recomenda explicitamente três abordagens econométricas ou multivariadas¹:

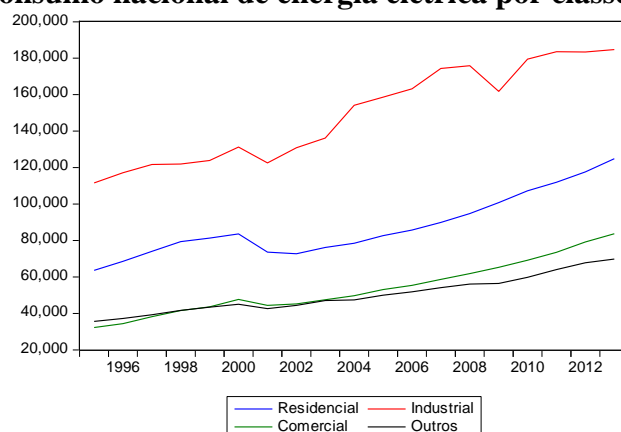
- Modelos de cointegração de tipo vetorial com correção de erros (VCE);
- Modelos de cointegração de tipo autorregressivo com defasagens distribuídas (*autorregressive distributed lag* - ARDL);
- Modelos estruturais de séries de tempo (em espaços de estados).

Diante disso, este trabalho tem como objetivo fazer um estudo comparativo das abordagens recomendadas pela ANEEL para construção de modelos preditivos do consumo de eletricidade brasileiro, ou seja, serão construídos os três modelos mencionados anteriormente para os três principais segmentos do setor elétrico:

- Residencial;
- Industrial;
- Comercial.

Estes três segmentos combinados, representam cerca de 85% do consumo de energia do país, sendo 27,8% do segmento residencial, 18,9% do comercial e 37,8% do industrial (EPE, 2015). O Gráfico 1 apresenta a evolução do consumo de energia elétrica pelas classes de consumo no período de 1995 a 2013.

Gráfico 1- Consumo nacional de energia elétrica por classe consumidora



Fonte: EPE (Empresa de Pesquisa Energética).

¹ A ANEEL(2008) também recomenda a metodologia estatística de modelos SARIMA de Box-Jenkins, que no entanto é univariada ao contrário das metodologias econométricas que são multivariadas.

Com isso, pretende-se cobrir a lacuna existente na literatura nacional decorrente da não utilização de outras abordagens além de modelos VCE. Além disso, pretende-se também refinar a avaliação dos modelos buscando-se realizar testes de desempenho preditivo fora-da-amostra, o que também não foi feito por outros estudos.

Adicionalmente, há outra importante motivação para a realização de tal estudo, que se relaciona com as transformações estruturais permanentes que podem estar acontecendo nas relações de longo prazo entre a demanda de eletricidade e suas variáveis explicativas. As transformações estruturais em um modelo econométrico são bastante reconhecidas desde a ‘Crítica de Lucas’ à modelagem econométrica (Lucas, 1976). Elas refletem, em geral, atitudes dos agentes econômicos que, agindo de forma racional, tendem a adaptar ou mudar seus padrões de comportamento em resposta a mudanças percebidas nos regimes de política e regulação econômicas. No caso do setor elétrico, em particular, há vários motivos que justificam se pensar que as elasticidades presentes nos modelos econométricos publicados na literatura não sejam constantes no tempo, como se assume, por exemplo, na abordagem de modelos VCE.

Em primeiro lugar, é fato bastante reconhecido que as intensidades de uso de eletricidade (IUEs ou razão consumo de eletricidade/PIB) vêm se alterando ao longo do tempo em função dos progressos tecnológicos incorporados nos diversos equipamentos eletro-eletrônicos. Movidos por uma busca de reduzir o consumo de eletricidade de tais equipamentos, a todo instante os fabricantes desses equipamentos lançam no mercado novos modelos mais eficientes no uso energético. Evidências existem de que isso tem levado a uma redução das IUEs em diversos países (*e.g.*, BRANTLEY, 2009).

Por outro lado, a existência do chamado “efeito rebote” (em inglês *rebound effect*; ver GROTON, 2001) também é apontada como um fator que se contrapõe à redução das IUEs. O efeito rebote é aquele que decorre do fato de que, embora os novos modelos de equipamentos eletro-eletrônicos sejam mais eficientes no uso de energia, por outro lado, isso estimula seu uso mais intensivo porque o custo da energia para o usuário ficou menor. É o caso, por exemplo, do indivíduo que gradua o termostato do ar-condicionado para uma temperatura mais baixa porque o novo modelo que adquiriu custa menos eletricidade em termos monetários, mas com isso aumenta o consumo de eletricidade em *kWh*. Este fenômeno pode afetar tanto a elasticidade-renda como a elasticidade-estoque de equipamentos.

Neste sentido, a inclusão dos modelos estruturais de séries tempo (espaço de estados) permite explorar diversas hipóteses sobre as alterações nas relações de demanda de eletricidade. Ao permitir incorporar, junto com termos de tendência, ciclo e sazonalidade, os efeitos de

variáveis explicativas na representação de espaço de estados, é possível considerar que as elasticidades variem suavemente no tempo, o que é conveniente para verificar a hipótese de alterações estruturais permanentes nas elasticidades.

Os resultados encontrados na análise de desempenho preditivo dos modelos mostraram que para o segmento residencial, o modelo com melhor capacidade preditivo foi o modelo estrutural, enquanto que para o segmento comercial foi o modelo VCE e, para o segmento industrial, foi o modelo ARDL. Previsões de 2014 a 2025 foram feitas com o intuito de informar ao mercado brasileiro a demanda de energia para cada segmento.

Além desta introdução, este trabalho está organizado da seguinte forma. A seção 2 apresenta uma breve história do SEB e sua formação; a seção 3 traz a revisão da literatura sobre a demanda de energia elétrica; a seção 4 exhibe as metodologias que serão utilizadas e a base de dados; a seção 5 apresenta os resultados dos modelos, bem como a comparação do desempenho preditivo e as previsões para cada segmento e; a seção 6 apresenta as considerações finais.

2 SETOR ELÉTRICO

Este capítulo descreve em linhas gerais o Setor Elétrico Brasileiro (SEB) como um todo, começando pelo antigo modelo, passando pelo seu processo de transformação que ocorreu nestas duas últimas décadas e por fim o novo modelo adotado pelo setor que está em vigor até hoje.

O modelo antigo do SEB era essencialmente monopolista e com forte presença estatal em todos seus segmentos. Este modelo era composto por empresas verticalizadas, ou seja, não havia divisão entre os segmentos de geração, transmissão e distribuição. O financiamento do SEB vinha basicamente de recursos públicos, especialmente porque as empresas do setor eram predominantemente estatais. Outras características peculiares do modelo antigo: *i)* estrutura tarifária composta por tarifas reguladas em todos os segmentos; *ii)* mercado regulado; *iii)* existia apenas a classe de consumidores cativos, ou seja, não havia os consumidores livres, os quais podem escolher sua distribuidora de energia elétrica; *iv)* sobras/déficits do balanço energético eram rateadas entre compradores.

Segundo Souza et al. (2014), a falência do modelo antigo se deu principalmente por dois motivos. O primeiro foi a crise fiscal do Estado, culminando no fim da capacidade de investimentos da União nos níveis necessários para a expansão do sistema. O segundo motivo foi o regime regulatório inadequado que não estimulava a busca da eficiência e do baixo custo na geração.

No caso da crise fiscal do Estado, que teve seu início na década de 1980, foi reduzida drasticamente a quantidade de recursos da União para investimentos no SEB, sendo esta a principal fonte de financiamento do setor na época. Outros fatores que colaboraram para o aprofundamento deste problema foram a elevação do custo marginal de expansão do setor, devido às novas bacias hidrelétricas se situarem mais distantes dos centros consumidores, e a deterioração do valor real das tarifas. Vale destacar que as tarifas eram equalizadas em todo o país e foram utilizadas como instrumento de controle inflacionário até resultar na decorrente inadimplência dos agentes setoriais e na descapitalização.

Devido a estes fatores, os investimentos das empresas públicas não foram suficientes para acompanhar o crescimento da demanda de energia do país. Como solução, o governo optou por uma reestruturação do SEB, tendo início em 1995 com a Lei nº 8.987, chamada “Lei das Concessões”. A partir desta lei inicia-se o processo de privatização e reforma do SEB, aumentando a participação do capital privado e a competição na construção de novos projetos.

No mesmo ano, o SEB passou pelas seguintes mudanças: incorporação do Sistema Eletrobras no Programa Nacional de Desestatização (PND) (Decreto nº 1.503); a criação da classe de consumidores livres, ou seja, grandes consumidores têm permissão para comprar energia de qualquer distribuidora (Lei nº 9.074); a regulamentação do produtor independente de energia e a autorização da venda da produção excedente do autoprodutor (Decreto nº 2.003).

No ano seguinte foi implementado o Projeto de Reestruturação do SEB (Projeto RE-SEB), que teve como principais contribuições: *i*) implementou a desverticalização das empresas de energia elétrica, ou seja, dividiu em segmentos de geração, transmissão e distribuição; *ii*) incentivou a competição nos segmentos de geração e comercialização; e *iii*) manteve sob regulação os setores de distribuição e transmissão de energia elétrica, considerados monopólios naturais, sob regulação do Estado (CCEE, 2012).

Buscando aperfeiçoar as partes administrativa, regulatória e logística do SEB, o governo criou as seguintes empresas : a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), um novo órgão regulador e fiscalizador de todas as relações do SEB; a ONS (Operador Nacional do Sistema), um operador para o sistema elétrico nacional, o qual deveria controlar de forma integrada toda a operação do sistema elétrico; e o MAE (Mercado Atacadista de Energia Elétrica), um novo órgão que realizava as transações de compra e venda de energia elétrica. Futuramente o MAE se transformaria na CCEE (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica).

A ANEEL é uma autarquia em regime especial vinculada ao Ministério de Minas e Energia. Suas atribuições são:

- Regular a geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica;
- Fiscalizar diretamente ou mediante convênios com órgãos estaduais, as concessões, as permissões e os serviços de energia elétrica;
- Implementar as políticas e diretrizes do governo relativas à exploração da energia elétrica e ao aproveitamento dos potenciais hidráulicos;
- Estabelecer tarifas;
- Dirimir as divergências, na esfera administrativa, entre os agentes e entre esses agentes e os consumidores, e
- Promover as atividades de outorgas de concessão, permissão e autorização de empreendimentos e serviços de energia elétrica, por delegação do governo (ANEEL).

Já a ONS é o órgão responsável por coordenar a operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional (SIN) e planejar a operação dos sistemas isolados do país sob a fiscalização e regulação da ANEEL. Os objetivos da ONS são: *i)* promover a otimização da operação do sistema eletroenergético, visando o menor custo para o sistema, observados os padrões técnicos e os critérios de confiabilidade estabelecidos nos Procedimentos de Rede aprovados pela ANEEL; *ii)* garantir que todos os agentes do setor elétrico tenham acesso à rede de transmissão de forma não discriminatória; e *iii)* contribuir de acordo com a natureza de suas atividades, para que a expansão do SIN se faça ao menor custo e vise às melhores condições operacionais futuras (ONS).

O CCEE, que surgiu a partir do MAE, é o órgão encarregado de viabilizar todas as atividades requeridas à administração do Mercado, inclusive financeiras, contábeis e operacionais, sendo as mesmas reguladas pela ANEEL. Nela se processam as atividades comerciais de compra e venda de energia elétrica por meio de contratos bilaterais e de um mercado de curto prazo, restrito aos sistemas interligados SUL/Sudeste/Centro Oeste e Norte/Nordeste (Tavares, 2010).

Em 2001, O SEB enfrentou uma grave crise de abastecimento devido às falhas da reforma, à insustentabilidade do modelo e aos problemas hídricos. O governo criou, em resposta a esta crise, o plano nacional de racionamento de energia elétrica, em que todas as categorias de consumidores seriam afetadas. No dia 1º de julho de 2001, todos os consumidores que não tivessem uma redução de 20% do consumo de eletricidade teriam um aumento no valor da energia (menos os lugares que consumissem até 100 quilowatts/hora por mês, que representava na época 30% das residências). O plano ainda impôs sobretaxas às contas de energia; superiores a 200 quilowatts/hora por mês teria que pagar 50% a mais sobre o que excedesse a esse patamar, e superiores a 500 quilowatts/hora por mês teria que pagar 200% a mais sobre o que excedesse. Ainda em resposta à crise, o governo se concentrou na viabilização dos projetos de construção das usinas termelétricas e reforçou o orçamento de investimento das empresas estatais.

Em 2003, as distribuidoras tiveram sérios problemas financeiros, o que fez com que o governo viabilizasse a implantação de um programa de antecipação de recursos por meio do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) para as concessionárias de distribuição. Não obstante, o governo elaborou um novo modelo institucional para o SEB (instituído pela Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, e pelo Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004), com o propósito de corrigir as falhas que ocasionaram a crise, tendo como foco

principal as questões de modicidade tarifária, universalização do acesso e retomada do planejamento energético (Souza et al., 2014).

O novo modelo criou três entidades para melhorar o funcionamento do SEB: a EPE (Empresa de pesquisa energética), responsável pelo planejamento do setor a longo prazo; o CMSE (Comitê de monitoramento do setor elétrico), responsável por avaliar permanentemente segurança do suprimento de energia elétrica; e o CCEE, para dar continuidade às atividades do MAE, relativas à comercialização de energia elétrica no sistema interligado.

A EPE tem por finalidade prestar serviços na área de estudos e pesquisas destinadas a subsidiar o planejamento do setor energético, tais como energia elétrica, petróleo e gás natural e seus derivados, carvão mineral, fontes energéticas renováveis e eficiência energética, dentre outras (Artigo 2º da Lei 10.847).

O CMSE tem como função a de acompanhar e avaliar permanentemente a continuidade e a segurança do suprimento eletroenergético em todo o território nacional. Suas atribuições são: acompanhar o desenvolvimento das atividades de geração, transmissão, distribuição, comercialização, importação e exportação de energia elétrica; avaliar as condições de abastecimento e de atendimento; realizar periodicamente análise integrada de segurança de abastecimento e atendimento ao mercado de energia elétrica; identificar dificuldades e obstáculos que possam afetar a regularidade e a segurança de abastecimento à expansão do SEB; e elaborar propostas de ajustes, soluções e recomendações de ações preventivas (Ministério de Minas e Energia).

O novo modelo propôs uma nova forma para a comercialização do SEB. Foram instituídos dois ambientes para celebração de contratos de compra e venda de energia: o ACR (Ambiente de contratação regulada), do qual participam agentes de geração e de distribuição; e o ACL (Ambiente de contratação livre), do qual participam agentes de geração, comercialização, importação e exportação de energia e consumidores livres (CCEE, 2012).

Buscando a redução do custo de energia elétrica a ser repassada aos consumidores cativos, o novo modelo estabeleceu a compra de energia elétrica pelas distribuidoras no ambiente regulado por meio de leilões. Este mecanismo foi adotado para que as geradoras estatais possam vender a energia velha, mais barata, sem comprometer a formação de preços competitivos no mercado para não afastar novos investidores no setor.

Atualmente, o novo modelo do SEB traz consigo as seguintes características:

- Desverticalização da indústria de energia elétrica, com segregação das atividades de geração, transmissão e distribuição;

- Coexistência de empresas públicas e privadas;
- Planejamento e operação centralizados;
- Regulação das atividades de transmissão e distribuição pelo regime de incentivos, ao invés do “custo do serviço”;
- Regulação da atividade de geração para empreendimentos antigos;
- Concorrência na atividade de geração para empreendimentos novos;
- Coexistência de consumidores cativos e livres;
- Livres negociações entre geradores, comercializadores e consumidores livres;
- Leilões regulados para contratação de energia para as distribuidoras, que fornecem energia aos consumidores cativos;
- Preços da energia elétrica (*commodity*) separados dos preços do seu transporte (uso do fio);
- Preços distintos para cada área de concessão, em substituição à equalização tarifária de outrora; e
- Mecanismos de regulação contratuais para compartilhamento de ganhos de produtividade nos setores de transmissão e distribuição.

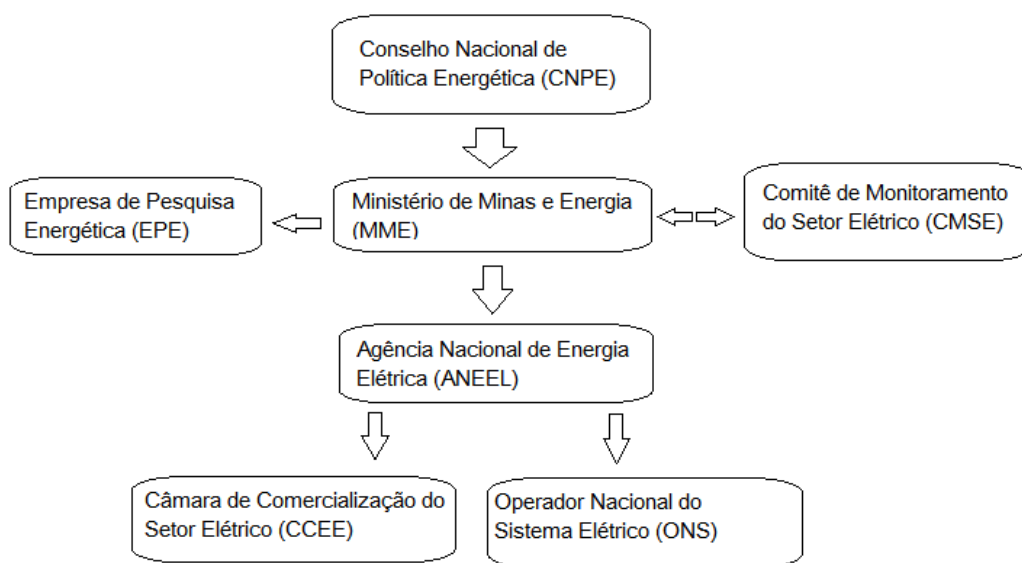
Segundo Tolmasquim (2011), sob o novo modelo, o governo federal definiu um conjunto de agentes institucionais com competências e atribuições bem definidas, podendo ser classificados em três níveis, de acordo com a natureza jurídica do ente e suas competências institucionais, que são: agentes que executam atividades do governo, agentes que executam atividades regulatórias e entidades de direito privado que executam atividades especiais.

As atividades do governo são exercidas pelo CNPE, Ministério de Minas e Energia (MME) e pelo CMSE. As atividades de regulação são completamente exercidas pela ANEEL. As entidades de direito privado que executam as atividades especiais são: a EPE, encarregada do planejamento da expansão do SEB; a ONS, encarregada do planejamento e programação da operação; e a CCEE, encarregada da viabilização das atividades de comercialização. A Figura 1 apresenta a relação entre os agentes institucionais.

Segundo Souza et al (2014), o SEB apresenta características que fazem com que a operação e o planejamento do sistema sejam uma atividade de difícil implementação. Isto se deve pelas peculiaridades do setor de energia, tais como a de monopólio natural (sistemas de transmissão e distribuição) e a de indústria de rede. Segundo os autores, a atividade da produção elétrica e a especificidade dos ativos de transporte tornam ineficientes pressões

competitivas visando o aumento de agentes em algumas atividades. Isto acontece pelo fato do setor de energia ser um monopólio natural, sendo que a regulação da qualidade e do preço dos serviços de energia é o que importa para um atendimento eficiente do mercado. Principalmente em indústrias de rede, nas quais os custos se reduzem quando aumenta o número de consumidores conectados à rede, isto é, custos marginais decrescentes para os sistemas de transmissão e distribuição.

Figura 1- Agentes institucionais do SEB



Fonte: Elaboração própria.

Segundo Souza et al (2014), o SEB apresenta características que fazem com que a operação e o planejamento do sistema sejam uma atividade de difícil implementação. Isto se deve pelas peculiaridades do setor de energia, tais como a de monopólio natural (sistemas de transmissão e distribuição) e a de indústria de rede. Segundo os autores, a subaditividade da produção elétrica e a especificidade dos ativos de transporte tornam ineficientes pressões competitivas visando o aumento de agentes em algumas atividades. Isto acontece pelo fato do setor de energia ser um monopólio natural, sendo que a regulação da qualidade e do preço dos serviços de energia é o que importa para um atendimento eficiente do mercado. Principalmente em indústrias de rede, nas quais os custos se reduzem quando aumenta o número de consumidores conectados à rede, isto é, custos marginais decrescentes para os sistemas de transmissão e distribuição.

Outras características que devem ser destacadas que dificultam o planejamento e a operação do SEB:

- i)* Incapacidade de estocagem de energia elétrica;
- ii)* Base hidrelétrica com usinas em cachoeiras e proprietários distintos (caso brasileiro);
- iii)* Elevada intensidade de capital (caso brasileiro);
- iv)* Longo prazo de maturação dos investimentos (caso brasileiro);
- v)* Grandes interligações (caso brasileiro);
- vi)* Grandes incertezas (hidrológicas, crescimento da demanda, preço dos combustíveis, entre outras) (caso brasileiro).

As grandes incertezas do setor elétrico brasileiro são oriundas dos sistemas interdependentes de captação de energia. A geração de energia elétrica ocorre por meio de várias tecnologias com diferentes custos, impactos socioambientais e incertezas. Ainda, mesmo tendo um sistema eficiente de planejamento da demanda e da oferta de energia elétrica, há diferenças entre a energia efetivamente produzida e consumida pelo mercado (SOUZA ET AL, 2014). O objetivo deste trabalho é aperfeiçoar o planejamento e previsão da demanda de energia elétrica com o intuito de minimizar a diferença entre ela e a oferta, diminuindo custos e retrabalhos no SEB.

O tema deste trabalho é fruto da Nota técnica 292 da ANEEL em que recomenda às concessionárias a utilização de três metodologias econométricas multivariadas para a previsão da demanda de energia elétrica. A primeira subseção da metodologia traz mais detalhes sobre esta nota técnica.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

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

3.1 Trabalhos nacionais

A modelagem econométrica da demanda por energia elétrica no Brasil tem em Modiano (1984) o seu primeiro trabalho. Neste estudo, o autor estima um modelo de regressão múltipla usando o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) para analisar a sensibilidade do consumo de energia elétrica à atividade econômica e aos preços da energia elétrica para todas os segmentos de consumo do Brasil no período de 1963-1981. As elasticidades renda e preço encontradas foram: 1,13 e -0,403 para o segmento residencial; 1,068 e -0,183 para o comercial e; 1,36 e -0,222 para o industrial.

Andrade e Lobão (1997) utilizam pela primeira vez um modelo VCE para explicar o consumo residencial de energia elétrica do Brasil como função da tarifa de eletricidade, da renda dos consumidores e do estoque de eletrodomésticos para o período de 1963–1995. Os autores encontraram uma elasticidade renda de 0,213 e uma elasticidade preço de -0,051. Adicionalmente promoveram previsões para o período de 1997 a 2005.

Após Andrade e Lobão (1997), vários outros estudos usando modelos VCE foram feitos, seja para atualizar a equação para o consumo residencial brasileiro (Silva, 2001; Schmidt e Lima, 2004; Oliveira et al, 2010; Viana e Silva, 2014), seja para estender a aplicação para outros segmentos de consumo ou ainda replicar para estados e regiões brasileiros (Garcez e Ghirardi, 2003; Mattos, 2005; Mattos e Lima, 2005; Mattos et al, 2005; Mattos et al, (2006); Siqueira et al, 2006; Irffi et al, 2009).

Silva (2001) analisa o consumo residencial-urbano e rural de energia elétrica no Brasil frente às alterações nos preços das tarifas médias, ao preço dos eletrodomésticos e à renda dos consumidores para o período de 1970-1999. As elasticidades renda e preço encontradas pela autora foram: 0,937 e -0,27 para o segmento residencial-urbano e 0,31 e -0,22 para o segmento residencial-rural. Em ambos os segmentos a elasticidade preço dos eletrodomésticos foi inelástica.

Garcez e Ghirardi (2003) estimam as elasticidades renda, preço da energia elétrica da demanda residencial de energia elétrica da Bahia para o período de janeiro de 1994 a dezembro de 2002. A elasticidade renda encontrada foi de 0,39 e a elasticidade preço de energia de -0,07. Os autores ajustam outros modelos, contudo concluem que o VCE estimado é o modelo que melhor se adequa aos dados.

Schmidt e Lima (2004) estimam as elasticidades renda e preço da demanda por energia elétrica do Brasil para os três segmentos de consumo no período de 1961 a 1999. As elasticidades renda e preço estimadas foram: 0,539 e -0,085 para o segmento residencial; 0,636 e -0,174 para o comercial e; 1,916 e -0,545 para o industrial. Os autores ainda projetam o consumo de energia elétrica de 2001 a 2005.

Mattos (2005) quantifica as relações entre a demanda de energia elétrica e seus principais determinantes para o segmento industrial no período de 1974 a 2002. O preço do bem substituto foi retirado do modelo ajustado pois o mesmo estava apresentando multicolinearidade, dada a forte correlação negativa entre o preço da energia e o preço do bem substituto. O autor encontrou uma elasticidade renda de 1,588 e uma elasticidade preço de -0,489.

Mattos e Lima (2005), Mattos et al (2005) e Mattos et al (2006) estimam principalmente as elasticidades renda e preço da demanda de energia elétrica para o estado de Minas Gerais para os segmentos, residencial, industrial e comercial, respectivamente. Mattos e Lima (2005) encontram elasticidades renda e preço de 0,532 e -0,258; Mattos et al (2005) de 0,539 e -0,25 e; Mattos et al (2006) de 0,778 e -0,772. Adicionalmente, Mattos e Lima (2005) encontraram uma elasticidade preço de eletrodomésticos de -0,146, Mattos et al (2005) uma elasticidade número de consumidores de 0,4507 e elasticidade preço de bem substituto de 0,2822 e; Mattos et al (2006) uma elasticidade preço de materiais elétricos de -1,1157. O período amostral dos estudos é de 1970-2002, exceto Mattos et al (2005), que é de 1974-2002.

Siqueira et al (2006) analisam os efeitos do racionamento nas previsões da demanda por energia elétrica e apresentam estimativas principalmente das elasticidades renda e preço de curto e longo prazo para os três segmentos de consumo de energia elétrica da região Nordeste. As elasticidades renda e preço encontradas foram: 1,4 e -0,412 para o segmento residencial; 1,019 e -0,502 para o comercial e; 1,181 e -0,982 para o industrial. Como estimativas de outras elasticidades, no segmento residencial a elasticidade preço de eletrodomésticos foi de -0,672 e no segmento industrial a elasticidade preço de máquinas e equipamentos industriais foi de -0,471, enquanto que a elasticidade preço do bem substituto foi de 0,174. Os autores

promoveram previsões da demanda de energia elétrica nordestina para o período de 2004 a 2010.

O que diferencia o estudo de Irffi et al (2009) do estudo de Siqueira et al (2006) é a metodologia escolhida para obter os vetores de cointegração, já que, em Siqueira et al (2006), foram utilizados modelos VCE estimados pelo método dos mínimos quadrados (OLS); enquanto que em Irffi (2009) os vetores são estimados pelas técnicas desenvolvidas por Stock Watson (1993) e por Gregory e Hansen (1996), conhecidas respectivamente como OLS Dinâmico (DOLS) e Mudança de Regime. As elasticidades renda e preço encontradas a partir do DOLS foram: no segmento residencial de 0,684 e -0,6872, no segmento comercial de 1,1028 e -0,9752 e no segmento industrial de 1,2071 e -3,7064. As elasticidades a partir do método de Mudança de Regime foram: no segmento residencial de 0,8767 e -0,5043, no segmento comercial de 1,4288 e -1,2017 e no segmento industrial de 1,204 e -1,0708.

Oliveira et al (2010) atualizou as estimativas das elasticidades renda e preço da demanda residencial de energia elétrica do Brasil encontradas por Andrade e Lobão (1997) e Schmidt e Lima (2004) para o período de 1980 a 2003. As elasticidades renda e preço encontradas foram de 0,9649 e -0,3912. Viana e Silva (2014) também atualizou estas estimativas para o período de 1975 a 2006, encontrando valores de 1,79 e -0,707.

Seguindo a metodologia utilizada por Modiano (1984), Amaral e Monteiro (2010) utilizam um modelo de regressão múltipla para estimar as elasticidades renda e preço pré e pós apagão para a demanda por energia elétrica residencial do Brasil para o período de 1974-2008. Os autores encontraram uma elasticidade preço de -0,431 e duas elasticidades renda, uma pré racionamento (0,735) e pós racionamento (0,613).

Não foi encontrado na literatura nacional um trabalho que tenha aplicado a metodologia ARDL para a construção de um modelo econométrico para a demanda de energia elétrica do Brasil. Só foi encontrado na literatura nacional um trabalho que utiliza os modelos estruturais. Carlos et al. (2009) aplicam a metodologia de Parâmetros Variáveis no Tempo (*Time varying parameter TVC*) no modelo de correção de erros (TVP-ECM) proposto por Hall (1993) para os segmentos residencial e industrial do Brasil no intuito de testar a constância das elasticidades-preço e -renda da demanda residencial de eletricidade ao longo do tempo. Como resultados, os autores encontraram evidências de que os consumidores do segmento residencial são mais sensíveis a variações no preço do que consumidores industriais, dado que as elasticidades preço foram de -0,97 para o segmento residencial e -0,24 para o industrial. A elasticidades renda encontradas foram de 1,76 para o segmento residencial e 1,32 para o

industrial. Todas estas estimativas são considerando as elasticidades fixas no tempo. Os autores não descartam a hipótese de que os coeficientes variam pelo tempo, encontrando parâmetros variáveis no tempo significativamente relevantes, tendo como estado final da renda 0,9 e estado final do preço -0,33 para o segmento residencial, e 0,40 e -0,68 para o segmento industrial.

A literatura nacional apresenta três trabalhos empregando a metodologia de dados em painel para a previsão da demanda de energia elétrica: *i)* Gomes (2010) estima as elasticidades preço e renda da demanda residencial de energia elétrica utilizando um banco de dados formado por 63 distribuidoras de energia elétrica para o período de 1999 a 2006; *ii)* Cabral (2017) ajusta o modelo SDM (*Spatial Durbin model*) dinâmico para a demanda regional de eletricidade do Brasil utilizando um painel de dados das cinco macrorregiões do Brasil no período mensal de 2004 a 2014, sendo o primeiro trabalho a incorporar a presença de efeitos espaciais em modelos para a demanda de energia elétrica do Brasil e; *iii)* Souza et al (2017) apresentaram uma análise econométrica de painel de dados espaciais para a demanda residencial de energia elétrica. Munidos de uma base de dados composta pelas 27 unidades da federação no período de 2003 a 2011, os autores estimaram as elasticidades-preço e -renda da demanda e os efeitos espaciais diretos e indiretos da variação do preço da energia elétrica e da renda dos consumidores na demanda residencial de energia.

A Tabela 1 apresenta os principais resultados dos estudos mencionados anteriormente.

Tabela 1 - Resultados dos trabalhos nacionais

Autor	Método	Elasticidade-Preço	Elasticidade-Renda	Período amostral	Período de previsão	Classe	Região
		-0.403	1.13			Residencial	
Modiano (1984)	MQO	-0.183	1.068	1966 - 1981	-	Comercial	Brasil
		-0.222	1.36			Industrial	
Andrade e Lobão (1997)	VCE	-0.051	0.213	1963 - 1995	1997 - 2005	Residencial	Brasil
		-0.27	0.937			Residencial - Urbano	
Silva (2001)	VCE	-0.22	0.31	1970 - 1999	2001 - 2004	Residencial - Rural	Brasil
		-0.07	0.39			Residencial	
Garcez e Ghirardi (2003)	VCE	-0.07	0.39	01/1994 - 12/2002	-	Residencial	Bahia
		-0.085	0.539			Residencial	
Schmidt e Lima (2004)	VCE	-0.174	0.636	1961 - 1999	2001 - 2005	Comercial	Brasil
		-0.545	1.916			Industrial	

continua...

Autor	Método	Elasticidade-Preço	Elasticidade-Renda	Período amostral	Período de previsão	Classe	Região
Mattos (2005)	VCE	-0.489	1.588	1974 - 2002	-	Industrial	Brasil
Mattos e Lima (2005)	VCE	-0.258	0.532	1970 - 2002	-	Residencial	Minas Gerais
Mattos et al. (2005)	VCE	-0.25	0.539	1974 - 2002	2003 - 2008	Industrial	Minas Gerais
Mattos et al. (2006)	VCE	-0.772	0.778	1970 - 2002	2003	Comercial	Minas Gerais
		-0.412	1.4			Residencial	
Siqueira et al. (2006)	VCE (MQO)	-0.502	1.022	1970 - 2003	2004 - 2010	Comercial	Nordeste
		-0.982	1.181			Industrial	
Carlos et al. (2009)	VCE	-0.97	1.76	01/1999 - 12/2007	-	Residencial	Brasil
	TVC-ECM	-0.33	0.9	01/1999 - 12/2007	-	Residencial	Brasil
		-0.6872	0.684			Residencial	
	VCE (DOLS)	-0.975	1.1028			Comercial	
		-3.706	1.207			Industrial	
Irfi et al. (2009)		-0.5043	0.8767	1970 - 2003	2004 - 2010	Residencial	Nordeste
	VCE (Mudança de Regime)	-1.2017	1.4288			Comercial	
		-1.0708	1.204			Industrial	
Amaral e Monteiro (2010)	MQO	-0.431	0,735 / 0,613	1974 - 2008	-	Residencial	Brasil
Gomes (2010)	Painel	-0.111	0.102	1999-2006	-	Residencial	63 distribuidoras
Oliveira et al. (2010)	VCE	-0.3912	0.9649	1980 - 2003	-	Residencial	Brasil
Souza et al. (2017)	Painel espacial	-0.031	0.342	2003 - 2011	-	Residencial	27 Estados

Fonte: Elaboração própria.

Pode-se notar pela Tabela 1 que a elasticidade renda para o segmento residencial varia de 0,213 a 1,76, enquanto que a elasticidade preço varia de -0,97 a -0,051. Para o segmento comercial, a elasticidade renda varia de 0,636 a 1,42 e a elasticidade preço de -1,2 a -0,174 e, para o segmento industrial, a elasticidade renda varia de 1,181 a 1,916 e a elasticidade preço de -3,706-0,222.

3.2 Trabalhos internacionais

O primeiro trabalho internacional a utilizar modelos de previsão para demanda de energia elétrica foi Houthakker (1951). O autor aplicou o método de regressão múltipla para a estimação das elasticidades preço e renda da demanda residencial de energia elétrica em um painel de dados de 42 cidades do Reino Unido no período de 1937 a 1938. O autor encontrou estimativas de 1,166 para a elasticidade renda e -0,893 para a elasticidade preço.

Chern e Bouis (1988) analisaram as mudanças estruturais nos parâmetros da demanda residencial de energia elétrica através da especificação e estimação de um modelo dinâmico utilizando dados por estado americano para o período de 1955-1978. Os resultados apresentados pelos autores mostram que houveram significativas mudanças estruturais nas elasticidades de diversas variáveis independentes, principalmente na renda e no preço

Após a publicação dos trabalhos de Johansen (1988 e 1991) e Johansen e Juselius (1990), que introduziram testes de cointegração e uma metodologia consistente para estimação de modelos vetoriais de correção de erros (VCE), diversos trabalhos na área de energia elétrica foram feitos visando prever a demanda de eletricidade e de calcular elasticidades preço e renda. Jamil e Ahmad (2011) utilizam esta metodologia para calcular as elasticidades preço e renda de curto e longo prazos para as seguintes classes de consumo de energia elétrica do Paquistão: residencial, comercial, industrial e agrícola. Os autores encontram as seguintes elasticidades renda e preço: 0,49 e 0,07 para o residencial, 0,050 e -0,310 para o comercial, 0,640 e -0,060 para o industrial e 0,24 e -0,19 para o agrícola.

Pourazarm e Cooray (2013) estimam um modelo vetorial de correção de erros para examinar as relações de curto e longo prazos entre a demanda residencial de energia elétrica e seus determinantes para o Irã no período de 1967 a 2009. Os autores encontram uma elasticidade renda de 0,58 e a elasticidade preço não foi significativa. Lim et al (2014) também utilizam esta metodologia para calcular as elasticidades preço e renda de curto e longo prazos para a demanda de energia elétrica na Coreia do Sul no período de 1970 a 2011. A elasticidade renda encontrada foi de 1,090 e a elasticidade preço foi de -1,002.

Na literatura nacional não foi encontrado nenhum trabalho que tenha utilizado a metodologia ARDL para calcular elasticidades ou previsões da demanda de energia elétrica. O primeiro trabalho que utilizou a metodologia ARDL no setor elétrico foi o de Narayan e Smyth (2005). Os autores estimam as elasticidades de longo e curto prazos da demanda residencial de energia elétrica da Austrália usando o procedimento de cointegração de Pesaran dentro de uma estrutura ARDL. Os autores concluem que a renda dos consumidores e o preço da energia são

os determinantes mais importantes para a demanda residencial de energia elétrica, enquanto que o preço do gás é irrelevante.

De Vita et al (2006) estima as elasticidades de longo prazo para a demanda de energia elétrica, de petróleo e de diesel na Namíbia para o período de 1980 a 2002. Os autores utilizaram a técnica de cointegração de Pesaran em uma estrutura ARDL, e chegaram a conclusão de que a energia elétrica responde positivamente com mudanças na renda dos consumidores e negativamente com mudanças no preço da energia e com a temperatura do ar. Utilizando a mesma metodologia, Halicioglu (2007) estima as elasticidades preço e renda da demanda residencial de energia elétrica da Turquia a longo e curto prazos para o período de 1968 a 2005. O autor encontrou elasticidades renda e preço consistentes com os estudos passados sendo as de longo prazo maiores em magnitude do que as de curto prazo. Ziramba (2008) examina a demanda residencial de energia elétrica na África do Sul como função do produto interno bruto real per capita e o preço da energia no período de 1978 a 2005. Utilizando o teste de cointegração de Pesaran na estrutura ARDL, o autor encontrou evidência de que a renda dos consumidores é o principal determinante da demanda de eletricidade, enquanto que o preço da energia é irrelevante.

Dergiades e Tsoulfidis (2008) e Dergiades e Tsoulfidis (2011) estimam as elasticidades de longo e curto prazos da demanda residencial de energia elétrica dos EUA e da Grécia, respectivamente, utilizando o procedimento de cointegração de Pesaran dentro de uma estrutura ARDL. No primeiro trabalho os autores consideram a demanda de energia como função da renda per capita, do preço da eletricidade, do preço do óleo, das condições do tempo e do estoque de casas ocupadas no período de 1965 a 2006. Duas principais conclusões foram tiradas deste artigo: o estoque de casas ocupadas pode servir de proxy para estoque de materiais elétricos e a identificação de uma possível relação de equilíbrio entre as variáveis foi verificada somente através da abordagem de cointegração na estrutura ARDL. No segundo trabalho os autores chegaram às mesmas conclusões.

Amusa et al (2009) utilizam a técnica de cointegração de Pesaran em uma estrutura ARDL para examinar a demanda agregada de eletricidade na África do Sul durante o período de 1960 a 2007. Os autores concluíram que a renda é o principal determinante e que o preço de energia elétrica é irrelevante. Ivy-Yap e Bekhet (2015) examinam a resposta da demanda residencial de energia elétrica da Malásia em frente a variações da renda, do preço da eletricidade, do preço dos materiais elétricos e investimentos diretos estrangeiros para o período

de 1978 a 2013. Os autores encontraram uma relação de cointegração e chegaram a conclusão de que a demanda residencial por energia é apenas elástica a variações na renda.

Em relação aos trabalhos internacionais que aplicam os modelos estruturais com parâmetros variáveis para o estudo da demanda de energia elétrica, Inglesi-Lotz (2011) ajusta um modelo estrutural com parâmetros variáveis para a demanda de energia elétrica da África do Sul com o intuito de estimar a elasticidade preço durante o período de 1980 a 2005. A principal conclusão do autor foi de que quanto maior for o preço da energia elétrica maior é a sensibilidade dos consumidores às suas flutuações. Arisoy e Ozturk (2014) estimaram as elasticidades preço e renda da demanda industrial e residencial de energia elétrica na Turquia para o período de 1960 a 2008 utilizando o modelo estrutural com parâmetros variáveis baseado no Filtro de Kalman. Os autores concluíram que todas as elasticidades são menores que uma unidade, sendo a elasticidade renda de 0,979 e 0,955 para o segmento industrial e residencial, respectivamente, e a elasticidade preço de $-0,014$ e $-0,0223$ para o segmento industrial e residencial respectivamente.

Chang et al (2014) modelam os coeficientes de longo prazo das demandas residencial, comercial e industrial de energia elétrica da Coreia do Sul utilizando a metodologia de Parâmetros Variáveis no Tempo (*Time varying parameter TVP*) no modelo de correção de erros (TVP-ECM) para o período de 1985 a 2012. Os resultados revelam um aumento dramático das elasticidades renda nos três segmentos, sendo que estas elasticidades são inelásticas, contudo, com o passar dos anos podem-se tornar elásticas. Wang e Mogi (2017) utilizam o modelo estrutural com parâmetros variáveis para estimar preço e renda da demanda residencial e industrial de energia elétrica no Japão para o período de 1989 a 2014. Os autores concluíram que tanto os consumidores residenciais quanto os industriais se tornam mais sensíveis aos preços de energia depois da desregulação da eletricidade, à crise financeira e aos preços da crise de Fukushima Daiichi.

Mikayilov et al (2017) utilizaram a metodologia de Parâmetros Variáveis no Tempo no modelo de correção de erros (TVP-ECM) para obter as elasticidades renda e preço da demanda de energia elétrica do Azerbaijão para o período de 1990 a 2014. Os autores encontraram evidências de que a elasticidade renda demonstra uma variação considerável no período investigado de 0,48% para 0,56%. A Tabela 2 apresenta os principais resultados dos estudos internacionais.

Tabela 2 - Resultados dos trabalhos internacionais

Autor	Método	Elasticidade-Preço	Elasticidade-Renda	Período	País/Segmento
Houthakker (1951)	Painel	-0,893	1,166	03/1927 a 01/1948	42 províncias da Inglaterra/Residencial
Narayan e Smyth (2005)	ARDL	(-0,54) até (-0,47)	0,32 até 0,41	1969 - 2000	Austrália/Eletricidade
De Vita et al (2006)	ARDL	-0,34 -0,3 -0,86 -0,11	1,27 0,59 1,08 2,08	01/1980 - 04/2002 (Quadrimestres)	Namíbia/Eletricidade
Halicioglu (2007)	ARDL	-0,52	0,70	1968 - 2005	Turquia/Residencial
Dergiades e Tsoulfidis (2008)	ARDL	-0,38	0,1	1965 - 2006	Estados Unidos/Residencial
Ziramba (2008)	ARDL	-0,04	0,31	1978 - 2005	África do Sul/Residencial
Amusa et al (2009)	ARDL	0,29 0,07	1,67 0,49	1960 - 2007	África do Sul/Eletricidade Paquistão/Residencial
Jamil e Ahmad (2011)	VCE	-0,31 -0,06 -0,19	0,05 0,64 0,24	1961- 2008	Paquistão/Comercial Paquistão/Industrial Paquistão/Agrícola
Inglesi-Lotz (2011)	TVP	-0,075	0,794	1980 - 2005	África do Sul/Residencial
Dergiades e Tsoulfidis (2011)	ARDL	-0,606	0,795	1964 - 2006	Grécia/Residencial
Pourazarm e Cooray (2013)	VCE	0	0,58	1967 - 2009	Irã/Residencial
Arisoy e Ozturk (2014)	TVP	-0,014 -0,023	0,979 0,955	1960 - 2008	Turquia/Residencial Turquia/Industrial
Lim et al (2014)	VCE	-1,002	1,09	1970 - 2011	Coréia do Sul/Eletricidade
Ivy-Yap e Bekhet (2015)	ARDL	-0,942	1,417	1978 - 2013	Malásia/Residencial
Wang e Mogi (2017)	TVP	-0,511 -0,16	1,45 1,025	1989 - 2014	Japão/Residencial Japão/Industrial

Fonte: Elaboração própria.

4 METODOLOGIA

Antes de apresentar as três metodologias propostas neste trabalho, primeiramente será exibido com mais detalhes a nota técnica 292 da ANEEL, a qual recomenda explicitamente para as concessionárias de energia elétrica do Brasil a utilização destas três técnicas econométricas para fazer previsão da demanda de energia elétrica, de modo a fornecer uma quantidade ótima de energia para ofertar. A segunda subseção traz a formulação do modelo teórico, a terceira subseção apresenta a metodologia VAR e VCE, a quarta apresenta a metodologia ARDL, a quinta os modelos estruturais e a última a base de dados.

4.1 Nota técnica 292/ANEEL

O objetivo da nota técnica 292 da ANEEL é apresentar a metodologia e os critérios a serem adotados pela ANEEL na validação das projeções de mercado informadas pelas concessionárias de distribuição. Segundo a nota técnica (NT 292/2008-SER), a ANEEL faz a verificação do mercado analisando a coerência entre os dados projetados pelas concessionárias e os seus valores históricos, podendo então incorrer-las penalidades por erros de previsão.

As projeções informadas pelas concessionárias são analisadas principalmente por meio de modelos de séries de tempo, dado sua qualidade de expor como as variáveis se comportam e se inter-relacionam². A nota técnica (NT 292/2008-SER) salienta a importância de avaliar a influência de outras variáveis no consumo de energia, e recomenda o uso das metodologias abaixo.

“Dessa forma, foram tratadas as metodologias conhecidas na literatura como: (i) modelo de Box-Jenkins ou SARIMA, representante dos modelos essencialmente univariados; (ii) modelos de Cointegração e de Defasagem Distribuída, representantes dos modelos multivariados e, portanto, dependentes dos valores correntes e passados de outras variáveis; e (iii) Modelos Estruturais de Séries de Tempo, que relacionam a variável dependente a variáveis não observáveis (tendência, sazonalidade, ciclos e componente irregular), de modo que esses parâmetros possam variar no tempo.” (NT 292/2008-SER/ANEEL, p. 5.).

Deste modo, este trabalho se compromete a ajustar todas as metodologias econométricas univariadas e multivariadas recomendadas para as demandas residencial, comercial e industrial de energia elétrica no Brasil. A próxima subseção traz a formulação do modelo teórico que dá base para a construção de todos os modelos pretendidos.

² Na formulação dos modelos de séries de tempo, as séries são decompostas de forma estilizada em ciclos, tendências, sazonalidades e irregularidades, de forma que esses componentes possam ser extrapolados no futuro (NT 292/2008-SER).

4.2 Modelo teórico

Os estudos econométricos sobre a demanda de eletricidade partem de um modelo teórico da relação de demanda para especificar uma equação econométrica a ser estimada. Usualmente, o modelo teórico é uma função tipo Cobb-Douglas definida pela equação (1).

$$C_t = a_0 T_t^{a_1} Y_t^{a_2} E_t^{a_3} \quad (1)$$

onde:

C – consumo de eletricidade;
 T – tarifa de eletricidade
 Y – renda
 E – estoque de equipamentos elétricos
 t – índice de tempo

Os termos a_i , $i = 0,1,2,3$, são parâmetros e os três últimos representam as elasticidades–preço, –renda e –estoque de equipamentos elétricos, respectivamente, da demanda de eletricidade. Pela definição teórica da função, as restrições sobre esses parâmetros são dadas por:

$$a_0 > 0, a_1 < 0, a_2 > 0 \text{ e } a_3 > 0.$$

Quando C_t se refere ao consumo residencial, Y_t representa a renda dos consumidores; e quando C_t refere-se ao consumo industrial ou comercial, Y_t representa o nível de atividade ou produto do segmento respectivo. Devido à dificuldade de se obter dados para o estoque de equipamentos elétricos, alguns trabalhos, como Andrade e Lobão (1997), Mattos (2005), Mattos e Lima (2005) e Mattos *et al* (2005, 2006) assumem uma relação adicional para essa variável, representada pela equação (2).

$$E_t = b_0 Y_t^{b_1} P e_t^{b_2} \quad (2)$$

onde $P e_t$ é o preço médio dos equipamentos elétricos e os termos b_i , $i = 0,1,2$, são parâmetros com as restrições:

$$b_0 > 0, b_1 > 0, b_2 < 0$$

Mattos *et al* (2005), ao estudar especificamente a demanda industrial de eletricidade em Minas Gerais, assumem Y_t como o PIB industrial. De forma análoga, Mattos *et al* (2006), em outro estudo específico para a demanda comercial de eletricidade em Minas Gerais, assumem Y_t como o PIB comercial. Substituindo-se (2) em (1), obtém-se uma especificação alternativa para a demanda de eletricidade (3):

$$C_t = c_0 T_t^{c_1} Y_t^{c_2} P e_t^{c_3} \quad (3)$$

onde $c_0 = a_0 b_0^{a_3}$, $c_1 = a_1$, $c_2 = a_2 + b_1 a_3$ e $c_3 = b_2 a_3$. Os três últimos parâmetros, c_1 , c_2 e c_3 , interpretam-se como as elasticidades-preço (ou tarifa) de eletricidade, -renda e -preço médio dos equipamentos elétricos. Portanto, (1) ou (3) podem ser usadas como ponto de partida dependendo da disponibilidade de dados. Com frequência, a relação (3) é preferida, pois é mais fácil obter *proxies* para o preço médio dos equipamentos elétricos do que para seu estoque.

Para fins de estimação, toma-se o logaritmo neperiano das variáveis e adiciona-se um termo de erro aleatório, o que permite obter-se a seguinte especificação de modelo log-log no caso da relação (3):

$$\ln C_t = \ln c_0 + c_1 \ln T_t + c_2 \ln Y_t + c_3 \ln P e_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

onde ε é o termo de erro aleatório, o qual se assume, usualmente, que é um processo estocástico do tipo ruído branco e normalmente distribuído com média nula e variância constante. A especificação (4) forma a base para a aplicação das quatro abordagens a serem consideradas no projeto e que são brevemente descritas a seguir.

4.3 Modelos VCE

Modelos VCE assumem que as variáveis envolvidas em um dado modelo teórico são todas endógenas e, admitem que possam existir relações de cointegração entre elas caso as séries reais para essas variáveis sejam não estacionárias. As relações de cointegração são combinações lineares entre as variáveis que podem ser interpretadas como relações de equilíbrio de longo-prazo. Essencialmente, o modelo VCE é um modelo vetorial autorregressivo (VAR) restringido com as relações de cointegração através de mecanismos de correção de erro. Esses mecanismos representam os efeitos que desvios nas relações de equilíbrio (cointegração) produzem sobre o comportamento dinâmico do sistema. A representação adequada de um VCE no presente caso seria dada pela equação (5).

$$\Delta x_t = \Pi_0 + \alpha \beta' x_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Pi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (5)$$

onde:

$$x_t = \begin{bmatrix} \ln C_t \\ \ln T_t \\ \ln Y_t \\ \ln P_{e,t} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \end{bmatrix}$$

$\alpha\beta'x_{t-1}$ é o termo de correção de erros. $\Pi_i, i = 1, \dots, p$, são matrizes 4×4 de coeficientes constantes, α é uma matriz $4 \times r$ de coeficientes de ajustamento ou resposta aos desequilíbrios de longo prazo e β é uma matriz $4 \times r$ cujas colunas são os r vetores de cointegração (isto é, coeficientes das r relações de co-integração entre as variáveis). No caso do modelo VCE em (5), r pode ser no mínimo 1 e no máximo 3 porque o modelo contém 4 variáveis (Johansen, 1988). A teoria econômica por trás das equações (1) e (3) apresentadas anteriormente sugere haver apenas uma relação de cointegração, mas é possível que o analista encontre mais de uma (MATTOS ET AL., 2005).

Na representação (5), o mecanismo de correção de erros corresponde ao termo $\alpha\beta'x_{t-1}$. Pressupõe-se também que as variáveis $\ln C_t$, $\ln T_t$, $\ln Y_t$ e $\ln P_{e,t}$, são todas $I(1)$, isto é, não estacionárias e que precisariam ser diferenciadas apenas uma vez para se tornarem estacionárias.

A construção do modelo pode ser resumida em 3 etapas:

- 1) Identificação da ordem de integração das variáveis $\ln C_t$, $\ln T_t$, $\ln Y_t$ e $\ln P_{e,t}$, através de testes de raízes unitárias.
- 2) Caso todas as variáveis sejam integradas de ordem um, realizar os testes de cointegração.
- 3) Estimação do modelo VCE conforme a representação (5) (no caso de não haver co-integração usa-se a especificação VAR em primeiras diferenças que corresponderia à representação (5) mas sem o termo de correção de erros $\alpha\beta'x_{t-1}$).

4.4 Modelos ARDL

Modelos autorregressivos de defasagens distribuídas (ARDL) constituem uma antiga abordagem de modelos de regressão com especificação dinâmica, isto é, com diferentes termos defasados para as variáveis dependentes e independentes. Após a revolução da cointegração, consolidada ao fim dos anos oitenta, os modelos ARDL caíram em certo desuso, mas foram reavivados no fim dos anos 90 a partir do trabalho de Pesaran *et al* (2001). Esses autores propuseram uma forma de usar modelos ARDL que permite captar as informações de relações de cointegração entre as variáveis presentes no modelo (ver também as aplicações no caso de energia feitas por BENTZEN e ENGSTED (2001) e DERGIADES e TSOULFIDIS (2008)).

A principal diferença deste modelo para o modelo VCE é que a técnica de cointegração de Pesaran nos modelos ARDL não exige que as variáveis sejam integradas de mesma ordem, permitindo séries I(0) e I(1) se relacionarem em uma única equação. Contudo, previamente à aplicação do teste, é necessário conhecer a ordem de integração das variáveis, pois, esta metodologia requer que as variáveis tenham ordem de integração menor do que dois.

Segundo Halicioğlu (2007), a abordagem de cointegração de Pesaran, também conhecida como teste de cointegração de fronteira, possui outras vantagens econométricas em comparação com os outros procedimentos tradicionais de cointegração: são evitados os problemas de endogeneidade e a incapacidade de testar hipóteses sobre os coeficientes estimados a longo prazo do método de Engle-Granger; os parâmetros de longo e curto prazos são estimados simultaneamente e; as propriedades de pequenas amostras são superiores às da cointegração multivariada, como argumentado em Narayan (2005). Devido a estas vantagens, a abordagem de cointegração de Pesaran aplicada na estrutura ARDL é amplamente utilizada nos estudos sobre as relações da demanda de energia elétrica e seus principais fatores (Ver Arisoy e Ozturk, 2013).

Em termos gerais, o teste de Pesaran consiste em verificar a existência de relação de longo prazo entre um conjunto de variáveis, construindo regressões estimadas por mínimos quadrados que contêm defasagens da variável dependente e das variáveis explicativas. Para verificar a existência de uma relação de longo prazo na estrutura ARDL, o primeiro passo é estimar o seguinte modelo de correção de erros sem restrições por mínimos quadrados ordinários (MQO):

$$\Delta \ln C_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_{1i} \Delta \ln C_{t-i} + \sum_{i=1}^p a_{2i} \Delta \ln T_{t-i} + \sum_{i=1}^p a_{3i} \Delta \ln Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p a_{4i} \Delta \ln Pe_{t-i} + b_1 \ln C_{t-1} + b_2 \ln T_{t-1} + b_3 \ln Y_{t-1} + b_4 \ln Pe_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

O segundo passo é testar a hipótese conjunta de que os multiplicadores de longo prazo das variáveis defasadas são todos iguais a zero contra a alternativa de que pelo menos um seja diferente de zero. É importante salientar que a estatística F obtida pelo teste de Wald possui uma distribuição não padronizada. Valores críticos assintóticos são fornecidos no trabalho de Pesaran et al. (2001), contudo, Narayan (2005) indica que estes valores são inapropriados sempre que o período amostral for pequeno, ou quando variáveis macroeconômicas anuais estão envolvidas (DERGIADES e TSOULFIDIS, 2008). Narayan (2005) apresenta valores críticos para amostras de 30 a 80 observações para níveis de significância bem estabelecidos.

Identificado a existência de uma relação de cointegração, o próximo passo é selecionar a melhor especificação do ARDL segundo algum critério (por exemplo, o critério de Schwarz).

A representação formal do modelo é comumente denotada por $ARDL(p, q_1, \dots, q_k)$, onde p é o número de defasagens da variável dependente, q_1 é o número de defasagens da primeira variável explicativa e q_k é o número de defasagens da k -ésima variável explicativa. O modelo $ARDL(p, q_1, \dots, q_k)$ aplicado para o contexto deste trabalho pode ser escrito da seguinte maneira:

$$\ln C_t = c_0 + \sum_{i=1}^p c_{1i} \ln C_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1} c_{2i} \ln T_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2} c_{3i} \ln Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_3} c_{4i} \ln Pe_{t-i} + u_t \quad (7)$$

Caso seja constatada a presença de uma relação de cointegração, os multiplicadores de longo-prazo podem ser obtidos como funções não lineares dos coeficientes da equação (7). Para isso, igualam-se todas as variáveis de (7) às suas versões contemporâneas e manipula-se algebricamente de modo a se obter:

$$\ln C_t = d_0 + d_2 \ln T_t + d_3 \ln Y_t + d_4 \ln Pe_t + v_t \quad (8)$$

onde: $d_0 = \frac{c_0}{1 - \sum_{i=1}^p c_{1i}}$, $d_m = \frac{\sum_{i=0}^{q_m} c_{mi}}{1 - \sum_{i=1}^p c_{1i}}$ para $m = 2, 3, 4$ e $v_t = \frac{u_t}{1 - \sum_{i=1}^p c_{1i}}$.

Bentzen e Engsted (2001) apresentam um procedimento para cálculo dos erros-padrão desses coeficientes de longo prazo. A equação (8) constitui, então, a equação cointegrante. O último passo envolve estimar de forma ótima (e.g., por MQO) os coeficientes de curto prazo através da seguinte especificação:

$$\Delta \ln C_t = h_0 + \sum_{i=1}^p h_{1i} \Delta \ln C_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1} h_{2i} \Delta \ln T_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2} h_{3i} \Delta \ln Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_3} h_{4i} \Delta \ln Pe_{t-i} + h_5 \hat{v}_{t-1} + w_t \quad (9)$$

onde o termo $h_5 \hat{v}_{t-1}$ corresponde ao mecanismo de correção de erro. Recomenda-se que o número ideal de defasagens para as variáveis explicativas e a dependente de curto prazo seja escolhido com base em algum critério, como por exemplo o de Akaike ou de Schwarz.

Em relação aos resíduos, o modelo de cointegração de Pesaran (2001) exige que os mesmos não apresentem autocorrelação serial e que sejam homocedásticos. Para verificar estes pressupostos, este trabalho aplica o teste LM de Breusch-Godfrey para checar a autocorrelação serial e o teste de Harvey para a homocedasticidade.

4.5 Modelos Estruturais

4.5.1 Definição

Os modelos estruturais de séries de tempo constituem uma abordagem alternativa à metodologia de co-integração de Engle e Granger (1987) e Johansen (1988) para modelagem econométrica. Foi desenvolvida por intensas pesquisas do econometrista inglês Andrew Harvey e os principais resultados encontram-se em seu conhecido livro publicado em 1989 (HARVEY, 1989). A abordagem desenvolvida por Harvey resgata conceitos de modelagem de séries de tempo baseadas na ideia de decomposição de uma série em componentes não observáveis de tendência, ciclo e sazonalidade. Esta formulação foi tipicamente adotada nos modelos de alisamento exponencial, introduzidos na década de 50. Harvey (1989) resgata essa concepção e a coloca numa nova roupagem segundo uma abordagem de estatística clássica³ e que tem a vantagem de permitir incorporar também variáveis explicativas na determinação da série. Assim, uma importante versatilidade da metodologia é permitir também estimar modelos de regressão com parâmetros variáveis no tempo, admitindo como caso particular os modelos de regressão usuais com parâmetros constantes.

A estimação dos modelos faz uso da representação em espaço de estados desenvolvida inicialmente no âmbito da engenharia de controle (e.g., ANDERSON e MOORE, 1979). Esta representação permite, por sua vez, a utilização de um algoritmo recursivo conhecido como Filtro de Kalman (KALMAN, 1960) para cômputo das estimativas dos componentes da série e dos parâmetros das variáveis explicativas a cada instante de tempo. O Filtro de Kalman apresenta, sob certas condições, importantes propriedades ótimas associadas à minimização do erro quadrático médio de previsão um passo-à-frente (HARVEY, 1989).

A especificação básica do modelo estrutural com variáveis explicativas pode ser escrita como:

$$Y_t = \mu_t + \varphi_t + \gamma_t + \sum_{i=1}^k a_{jt} X_{jt} + \varepsilon_t \quad (10)$$

onde:

- Y_t – série ou variável dependente
- μ_t – componente de nível (ou tendência)
- φ_t – componente de ciclo

³³ A abordagem proposta por Harvey foi desenvolvida anteriormente de forma análoga porém no contexto de estatística bayesiana por Harrison e Stevens (1976). Para detalhes, ver também o livro de West e Harrison (1989).

- γ_t – componente de sazonalidade
- a_{jt} – coeficiente de sensibilidade ou elasticidade de X_{jt}
- X_{jt} – j -ésima variável explicativa

Os componentes não observáveis do modelo estrutural representado em (10) se referem ao nível μ_t , ao ciclo ψ_t , ao componente sazonal γ_t e aos coeficientes a_{jt} , que são estimados a partir dos dados observáveis das séries temporais Y_t e X_{jt} ($j= 1, \dots, k$). Foge ao escopo deste projeto entrar em detalhes sobre esses procedimentos de estimação, que são feitos através de representação em espaço de estados e Filtro de Kalman (para detalhes, ver HARVEY, 1989 e COMMANDEUR e KOOPMAN, 2007). No entanto, vale observar que para viabilizar a estimação desses componentes, adotam-se as seguintes hipóteses referentes à sua evolução no tempo.

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + v_{\mu t} \quad (11)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + v_{\beta t} \quad (12)$$

$$\varphi_t = \rho \varphi_{t-1} \cos \lambda + \rho \varphi_{t-1}^* \sin \lambda + v_{\varphi t} \quad (13)$$

$$\varphi_t^* = -\rho \varphi_{t-1} \sin \lambda + \rho \varphi_{t-1}^* \cos \lambda + v_{\varphi^* t} \quad (14)$$

$$\gamma_{1t} = -\gamma_{1,t-1} - \gamma_{2,t-1} - \dots - \gamma_{s-1,t-1} + v_{\gamma t} \quad (15)$$

$$\gamma_{it} = \gamma_{i-1,t-1} \quad (i = 2, \dots, s) \quad (16)$$

$$a_{jt} = a_{j,t-1} + v_{jt} \quad (j = 1, \dots, k) \quad (17)$$

Na equação (11) de evolução do nível, o componente β_t representa o crescimento do nível e pode ser visto como uma inclinação variável no tempo do componente de tendência linear da série. Na equação (14), o componente φ_t^* é um elemento auxiliar que viabiliza a estimação do componente cíclico ψ_t . Também na equação (14), ρ é um hiperparâmetro que tem o papel de suavizar o ciclo evitando um comportamento explosivo do mesmo e λ é outro hiperparâmetro que representa a frequência do componente cíclico. Ambos, ρ e λ , têm de ser estimados antes de se aplicar o Filtro de Kalman, o que é feito por máxima verossimilhança (HARVEY, 1989). Nas equações (15) e (16), γ_{it} ($i = 1, \dots, s$, onde s é o comprimento do período sazonal) representa o i -ésimo fator sazonal, de modo que a cada instante de tempo t o componente sazonal se iguala a um desses fatores, isto é, $\gamma_t = \gamma_{it}$. Os vários termos “ v ” representam as respectivas partes estocásticas associadas à evolução de cada componente.

Para os fins deste trabalho, o componente sazonal não estará presente na estimação das equações de demanda de eletricidade porque se irá trabalhar com dados anuais. O componente cíclico ψ_t também poderá não estar presente devido ao fato de que boa parte do comportamento cíclico apresentado pela demanda de eletricidade poderá estar associado ao comportamento cíclico de uma ou mais variáveis explicativas, como por exemplo a variável Y_t que representa a renda ou o PIB. O mesmo raciocínio vale ainda para a tendência, em particular para a presença do termo de crescimento β_t , cujos efeitos também poderão estar embutidos na tendência de alguma variável explicativa. Assim, uma especificação do regressão com parâmetros variantes no tempo (*Time Varying Parameter- TVP*):

$$\ln C_t = \mu_t + a_{1t} \ln T_t + a_{2t} \ln Y_t + a_{3t} \ln Pe_t + v_t \quad (18)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + v_{\mu t} \quad (19)$$

$$a_{1t} = a_{1t-1} + v_{1t} \quad (20)$$

$$a_{2t} = a_{2t-1} + v_{2t} \quad (21)$$

$$a_{3t} = a_{3t-1} + v_{3t} \quad (22)$$

A especificação acima pode ser representada em espaço de estados e estimada naturalmente pelo Filtro de Kalman, como proposto por Harvey (1989). Conforme salienta esse autor em artigo crítico da metodologia de cointegração baseada em vetores autorregressivos (HARVEY(1997)), não é necessário fazer testes de raízes unitárias ou diferenciar as séries para estacionariedade no âmbito da metodologia de modelos estruturais a espaço de estados, o que proporciona uma forma natural de interpretação dos componentes do modelo. Inclusive, a representação (18)-(22) pode ser interpretada como uma relação cointegrante variante no tempo, o que, à luz das considerações feitas na introdução deste projeto, é coerente com a hipótese de que a relação estrutural entre $\ln C_t$ e as variáveis explicativas possa estar se alterando suavemente no tempo, isto é, em função dos progressos tecnológicos incorporados nos equipamentos eletroeletrônicos, do movimento de maior integração dos mercados regionais de eletricidade, e de outros eventos adicionais relevantes que estejam produzindo mudanças na dinâmica de funcionamento do mercado de eletricidade no Brasil.

4.5.2 A forma de espaço de estados

Segundo Souza e Brasil (1988), o modelo na forma de espaço de estados tem apenas duas equações: a equação das observações e a equação do estado (ou de transição). Estas equações podem ser representadas por (23) e (24) respectivamente.

$$y_t = z_t' \alpha_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, h_t) \quad (23)$$

$$\alpha_t = G_t \alpha_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, Q_t) \quad (24)$$

onde $t = 1, 2, \dots, T$, y_t representa a variável de interesse, ε_t são ruídos não correlacionados, η_t é um vetor de ruídos serialmente não-correlacionados, cuja matriz de covariâncias é dada por Q_t e α_t é o vetor de estados. As matrizes z_t e G_t são conhecidas como matrizes do sistema e assumidas determinísticas e conhecidas. O modelo de espaço de estados é dito invariante no tempo quando as matrizes de sistema não mudam ao longo do tempo (FRANCO ET AL, 2009). O modelo tem as seguintes suposições:

$$E(\varepsilon_t \eta_j) = 0 \quad (25)$$

$$E(\eta_t \alpha_0) = 0 \quad (26)$$

Para completar o modelo é necessário a especificação inicial dos estados, comumente dada por $\alpha_0 \sim N(\alpha_0, P_0)$, onde α_0 é o vetor de estados inicial. As quantidades desconhecidas do modelo podem ser divididas em dois grupos: os parâmetros estáticos, denominados hiperparâmetros (como as variâncias dos erros associados a cada componente não-observável), e os parâmetros de estado α_t .

Segundo Franco et al (2009), a grande vantagem dos modelos de espaço de estados decorre de sua natureza Markoviana, a qual permite que os cálculos sejam feitos recursivamente, de forma conveniente à computação. Essa natureza recursiva dos modelos e as técnicas computacionais utilizadas para analisá-los permite aos modelos de espaço de estados grande flexibilidade, dado a facilidade em alterações na estrutura do sistema (DURBIN e KOOPMAN, 2001). Outra vantagem da modelagem em espaço de estados é que ela permite trabalhar com observações faltantes e agregação temporal (HARVEY, 1989).

A forma de espaço de estados pode ser aplicado no modelo estrutural (18)-(22) apresentado anteriormente, encontrando-se as seguintes quantidades para as matrizes de sistema e de covariância:

$$z_t' = X_t' = \begin{bmatrix} 1 \\ T_t \\ Y_t \\ Pe_t \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$G_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$h_t = \sigma_v^2 \quad (29)$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_\mu^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{v_1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{v_2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{v_3}^2 \end{bmatrix} \quad (30)$$

O vetor de estados é dado por: $\alpha_t = \begin{bmatrix} \mu \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix}$

4.5.3 O Filtro de Kalman

Como o vetor de estados α_t é não-observável, é preciso algum algoritmo recursivo para poder estimá-lo. O Filtro de Kalman (Kalman, 1960) é um algoritmo recursivo que determina a estimativa do vetor de estados no tempo t dada toda a informação disponível até o instante $t - 1$. Este algoritmo é preferível pelo fato dele coincidir com médias e variâncias *a posteriori* calculadas sob o ponto de vista Bayesiano (FRANCO ET AL., 2009).

Seja Y_{t-1} o vetor das observações até o instante $t - 1$, $E(\alpha_0) = a_0$ e $Cov(\alpha_0, \alpha_0) = P_0$. Supondo que as observações têm distribuição Normal e utilizando as propriedades da Normal multivariada, tem-se que:

- 1) $(\alpha_t | Y_{t-1}) \sim N(a_{t|t-1}, P_{t|t-1})$, sendo $a_{t|t-1} = E(\alpha_t | Y_{t-1}) = G_t a_{t-1}$ e $P_{t|t-1} = Var(\alpha_t | Y_{t-1}) = G_t P_{t-1} G_t'$;
- 2) $(y_t | Y_{t-1}) \sim N(\hat{y}_{t|t-1}, F_t)$, sendo $\hat{y}_{t|t-1} = E(y_t | Y_{t-1}) = z_t' a_{t|t-1}$ e $F_t = Var(y_t | Y_{t-1}) = z_t' P_{t|t-1} z_t$

Pela recursividade, é possível encontrar também:

- 3) $(\alpha_t | Y_t) \sim N(a_t, P_t)$, sendo $a_t = a_{t|t-1} + P_{t|t-1} F_t^{-1} (y_t - \hat{y}_{t|t-1})$ e $P_t = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} z_t' F_t^{-1} z_t P_{t|t-1}$.

As equações de a_t e P_t são conhecidas como equações de atualização do filtro de Kalman, pois através delas é possível atualizar os estimadores do vetor de estados no instante t

(FRANCO ET AL, 2009). Para facilitar o manuseio das fórmulas, denota-se por v_t o erro de previsão um passo à frente, dado pela equação (31).

$$v_t = y_t - \hat{y}_{t|t-1} = y_t - z_t' a_{t|t-1} \quad (31)$$

Logo, $E(v_t|Y_{t-1}) = 0$ e $Var(v_t|Y_{t-1}) = F_t$. Substituindo v_t nas equações de a_t e P_t tem-se:

$$a_t = a_{t|t-1} + G_{t+1}^{-1} K_t v_t \quad (32)$$

$$P_t = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} G_{t+1}^{-1} K_t z_t' P_{t|t-1} \quad (33)$$

onde $K_t = G_{t+1} P_{t|t-1} z_t' F_t^{-1}$ é conhecida como a matriz de ganho de Kalman. Para simplificar as equações do Filtro de Kalman, pode-se escrever $a_{t+1|t}$ e $P_{t+1|t}$ diretamente de $a_{t|t-1}$ e $P_{t|t-1}$ como é apresentado nas equações (34) e (35).

$$a_{t+1|t} = G_{t+1} a_{t|t-1} + K_t v_t \quad (34)$$

$$P_{t+1|t} = G_{t+1} P_{t|t-1} G_{t+1}' - K_t F_t K_t' \quad (35)$$

O filtro de Kalman é inicializado com os valores de a_0 e P_0 . Escolhas típicas são dadas por $a_0 = 0$ e P_0 como sendo uma matriz com valores suficientemente grandes na diagonal (Harvey, 1989), o que caracteriza ausência de informação *a priori*. O filtro de Kalman possui outras características além da predição, como por exemplo a suavização, que será explicada na próxima subseção.

4.5.4 Suavização

A suavização, ou também chamada de análise retrospectiva, é uma operação para reavaliar a inferência feita durante o procedimento sequencial da estimação dos parâmetros utilizando toda a série observada, ou seja, método utilizado para estimar o vetor de estados α_t baseado em toda a informação da amostra obtida para Y_T . Existem vários métodos para o cálculo dos estimadores suavizados do estado $a_{t|n} = E(\alpha_t|Y_n)$ e suas respectivas variâncias $P_{t|n} = Var(\alpha_t|Y_n)$ (KOOPMAN (1992). Segundo Franco et al. (2009) pode se mostrar que $(\alpha_t|Y_n) \sim N((a_{t|n}|P_{t|n}))$ com os momentos encontrados recursivamente através das equações (36)-(39).

$$r_{t-1} = z_t F_t^{-1} + L_t' r_t \quad (36)$$

$$N_{t-1} = z_t F_t^{-1} z_t + L_t' N_t L_t \quad (37)$$

$$a_{t|n} = a_{t|t-1} + P_{t|t-1} r_{t-1} \quad (38)$$

$$P_{t|n} = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} N_{t-1} P_{t|t-1} \quad (39)$$

onde $L_t = G_t - K_t z_t'$. O algoritmo de suavização depende das quantidades $a_{t|t-1}$, $P_{t|t-1}$, K_t , F_t e v_t obtidas através do filtro de Kalman, o qual é iniciado no instante $t = n$ e o suavizador do estado é obtido na ordem inversa até $t = 1$. Para mais detalhes ver Harvey (1989) e West e Harrison (1997).

4.5.5 Estimação dos hiperparâmetros

Todos os cálculos realizados nas subseções anteriores pressupõem o conhecimento dos hiperparâmetros do modelo estrutural, que no caso deste trabalho é representado pelo vetor $\varphi = (\sigma_v^2, \sigma_\mu^2, \sigma_{v_1}^2, \sigma_{v_2}^2, \sigma_{v_3}^2)$. Deste modo, todas as quantidades obtidas anteriormente de média e variância são funções dos hiperparâmetros. No contexto clássico, o método de estimação por máxima verossimilhança é o mais recomendado pela comunidade científica para estimar de forma pontual os hiperparâmetros. Esta estimação se dá através da função densidade conjunta $p(y_1, \dots, y_n; \varphi)$ em relação a φ . No contexto Bayesiano, os indicadores da medida central (média) da distribuição *a posteriori* é comumente utilizada como estimadores pontuais dos hiperparâmetros do modelo (FRANCO ET AL., 2009).

4.5.1.1 Estimador de máxima verossimilhança

A função de máxima verossimilhança pode ser calculada a partir das quantidades obtidas pelo filtro de Kalman, supondo que $(y_t|Y_{t-1}) \sim N(\hat{y}_{t|t-1}, F_t)$, onde $Y_{t-1} = (y_1, \dots, y_{t-1})$. Neste caso, a função de densidade preditiva é dada por (40).

$$p(y_t|Y_{t-1}, \varphi) = (2\pi)^{-1/2} |F_t|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (y_t - \hat{y}_{t|t-1})' F_t^{-1} (y_t - \hat{y}_{t|t-1}) \right\} \quad (40)$$

Substituindo $y_t - \hat{y}_{t|t-1}$ por v_t tem-se:

$$p(y_t|Y_{t-1}, \varphi) = (2\pi)^{-1/2} |F_t|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (v_t)' F_t^{-1} (v_t) \right\} \quad (41)$$

Para encontrar o estimador de máxima verossimilhança de φ deve-se maximizar a função de verossimilhança, que neste caso é o produtório das distribuições preditivas, ou seja, $L(\varphi; Y_n) = p(y_1, \dots, y_n|\varphi) = \prod_{t=1}^n p(y_t|Y_{t-1}, \varphi)$. Aplicando-se o logaritmo natural em $L(\varphi; Y_n)$ para simplificar os cálculos, a função de log-verossimilhança é dada por (42).

$$L(\varphi; Y_n) = -\frac{1}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \ln |F_t| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n v_t' F_t^{-1} v_t \quad (42)$$

O vetor $\hat{\varphi}$ de hiperparâmetros estimados é obtido maximizando a equação (42). Como esta função é não-linear do vetor de hiperparâmetros, os estimadores de máxima verossimilhança devem ser realizados numericamente através de algoritmos de otimização. A vantagem de se considerar o método de máxima verossimilhança para obter estimadores dos hiperparâmetros é que se pode valer das propriedades ótimas que esses estimadores gozam sob certas condições de regularidade (Migon e Gamerman 1999; Casella e Berger, 2002), como por exemplo o fato dos estimadores de máxima verossimilhança serem assintoticamente consistentes e não viciados.

4.5.1.2 Amostrador de Gibbs

O Amostrador de Gibbs é um algoritmo iterativo descoberto na área de processamento de imagens e introduzido na estatística por Geman e Geman (1984) e Gelfand e Smith (1990). Este algoritmo permite gerar amostras da distribuição conjunta $p(\sigma_v^2, \sigma_\mu^2, \sigma_{v_1}^2, \sigma_{v_2}^2, \sigma_{v_3}^2) = p(\varphi)$ dos hiperparâmetros do modelo estrutural a partir das distribuições de cada parâmetro condicionadas aos demais parâmetros do modelo, chamadas de distribuições condicionais completas, $p(\varphi_i | \cdot)$. O método consiste em tomar as distribuições condicionais completas como as distribuições de transição de uma cadeia de Markov.

Supondo que $\varphi_i^{(k)}$ representa a amostra de φ_i na iteração k (para $i \in \{1,2,3,4\}$), o Amostrador de Gibbs segue os seguintes passos (NETO, 2007):

- 1) Inicializar o contador de iterações da cadeia $k = 0$.
- 2) Especificar valores iniciais para $\varphi_1^{(1)}, \varphi_2^{(0)}, \varphi_3^{(0)}, \varphi_4^{(0)}$.
- 3) Obter um novo valor de $\varphi_i^{(k)}$ através da geração sucessiva dos valores de (43.1) – (43.4).

$$\varphi_1^{(k)} \sim p\left(\varphi_1 \mid \varphi_2^{(k-1)}, \varphi_3^{(k-1)}, \varphi_4^{(k-1)}\right) \quad (43.1)$$

$$\varphi_2^{(k)} \sim p\left(\varphi_2 \mid \varphi_1^{(k-1)}, \varphi_3^{(k-1)}, \varphi_4^{(k-1)}\right) \quad (43.2)$$

$$\varphi_3^{(k)} \sim p\left(\varphi_3 \mid \varphi_1^{(k-1)}, \varphi_2^{(k-1)}, \varphi_4^{(k-1)}\right) \quad (43.3)$$

$$\varphi_4^{(k)} \sim p\left(\varphi_4 \mid \varphi_1^{(k-1)}, \varphi_2^{(k-1)}, \varphi_3^{(k-1)}\right) \quad (43.4)$$

- 4) Incrementar o contador de k para $k + 1$ e retornar ao passo 2 até obter convergência.

Os hiperparâmetros desconhecidos no modelo são $\varphi = \sigma_v^2, \sigma_\mu^2, \sigma_{v_1}^2, \sigma_{v_2}^2, \sigma_{v_3}^2$. Neste trabalho será assumido que o inverso destes parâmetros, ou seja, suas precisões, seguem *a priori* distribuições Gama independentes com médias $a, a_{\varphi,\mu}, a_{\varphi,3}, a_{\varphi,4}$ e $a_{\varphi,5}$ e variâncias $b, b_{\varphi,\mu}, b_{\varphi,3}, b_{\varphi,4}$ e $b_{\varphi,5}$, respectivamente. Isto equivale a dizer que os hiperparâmetros seguem *a priori* distribuições Gama Inversas com os mesmos parâmetros. Segundo Petris (2009) o Amostrador de Gibbs pode ser executado com base nas distribuições condicionais completas de (44).

$$\varphi_{0:T} \sim N() \quad (44)$$

$$\sigma_v^2 \sim IG\left(\frac{a^2}{b} + \frac{T}{2}, \frac{a}{b} + \frac{1}{2}SS_v\right) \quad (45)$$

$$\sigma_\mu^2 \sim IG\left(\frac{a_{\varphi,\mu}^2}{b_{\varphi,\mu}} + \frac{T}{2}, \frac{a_{\varphi,\mu}}{b_{\varphi,\mu}} + \frac{1}{2}SS_\mu\right) \quad (46)$$

$$\sigma_{v_1}^2 \sim IG\left(\frac{a_{\varphi,3}^2}{b_{\varphi,3}} + \frac{T}{2}, \frac{a_{\varphi,3}}{b_{\varphi,3}} + \frac{1}{2}SS_{v_1}\right) \quad (47)$$

$$\sigma_{v_2}^2 \sim IG\left(\frac{a_{\varphi,4}^2}{b_{\varphi,4}} + \frac{T}{2}, \frac{a_{\varphi,4}}{b_{\varphi,4}} + \frac{1}{2}SS_{v_2}\right) \quad (48)$$

$$\sigma_{v_3}^2 \sim IG\left(\frac{a_{\varphi,5}^2}{b_{\varphi,5}} + \frac{T}{2}, \frac{a_{\varphi,5}}{b_{\varphi,5}} + \frac{1}{2}SS_{v_3}\right) \quad (49)$$

onde $SS_v = \sum_{t=1}^T (y_t - z_t' \varphi_t)^2$ e $SS_i = \sum_{t=1}^T (\varphi_{t,i} - G_t \varphi_{t-1,i})^2$ para $i = \mu, v_1, v_2$ e v_3 . Dado que é possível obter a forma analítica fechada para as distribuições *a posteriori* dos parâmetros (normalmente distribuídas), não é necessário utilizar o Amostrador de Gibbs com passos de Metropolis-Hastings para gerar amostras *a posteriori*.

4.6 Dados

Os dados necessários para estimar as relações de demanda de eletricidade são compostos pelas séries C_t, T_t, Y_t e Pe_t embutidas na equação (4). As fontes de dados para essas variáveis serão as mesmas utilizadas nos outros estudos nacionais mencionados na seção 2. As observações são anuais, e compreendem o período de 1974 a 2013 para os três segmentos de energia elétrica. O Quadro 1 apresenta a fonte dos dados para as variáveis segundo cada segmento de modelo a ser estimado: residencial, comercial e industrial. Note que, no caso industrial, considera-se uma variável a mais, indicada por Ps , e que corresponde ao preço de um bem substituto à energia elétrica.

Quadro 1- Variáveis e Fontes de Dados

Variável	Fonte
Modelo Residencial	
<i>C</i> - Consumo residencial eletricid. (GWh)	Eletrobrás/EPE
<i>T</i> - Tarifa média residencial a preços constantes de 2013	Eletrobrás/EPE Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Y</i> - PIBpm a preços constantes de 2013	IBGE - Contas Nacionais Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Pe</i> - IPA-OG – Eletrodomésticos	FGV; Deflator IGP-DI (FGV)
Modelo Comercial	
<i>C</i> - Consumo comercial eletricid. (MWh)	Eletrobrás/EPE
<i>T</i> - Tarifa média comercial a preços constantes de 2013	Eletrobrás/EPE Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Y</i> - PIBpm a preços de 2013	IBGE - Contas Nacionais Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Pe</i> - IPA-OG Materiais elétricos	FGV; Deflator IGP-DI (FGV)
Modelo Industrial	
<i>C</i> - Consumo industrial eletricid. (MWh)	Eletrobrás/EPE
<i>T</i> - Tarifa média comercial a preços constantes de 2013	Eletrobrás/EPE Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Y</i> – Produção industrial - - Indústria geral – a preços de 2013	IBGE - Contas Nacionais Deflator implícito do PIB
<i>Pe</i> - IPA-OG Máquinas e equipamentos	FGV; Deflator IGP-DI (FGV)
<i>Ps</i> - IPA-OG Combustíveis e lubrificantes	FGV; Deflator IGP-DI (FGV)

Fonte: Elaboração própria.

5 RESULTADOS

A seção de resultados foi dividida em quatro subseções: a primeira subseção apresenta os resultados dos modelos VCEs, a segunda dos modelos ARDLs, a terceira dos modelos estruturais de espaço de estados e a quarta subseção traz uma análise comparativa do desempenho preditivo das três metodologias para os três segmentos de energia elétrica. Nas primeiras três subseções, a ordem com que serão apresentados os modelos ajustados será a mesma: residencial, comercial e por último, industrial.

O software utilizado para a construção dos modelos VCE e ARDL foi o Eviews 9.0, enquanto que para os modelos estruturais foram o R e o OpenBugs.

5.1 Modelos VCE

5.1.1 Modelo VCE Residencial

O primeiro passo para a construção dos modelos VCE é a verificação da ordem de integração das séries em estudo. Para esta metodologia, o conceito de cointegração só se justifica se todas as variáveis em estudo tiverem a mesma ordem de integração⁴. Portanto, torna-se necessário a verificação da ordem de integração das séries com o intuito de descobrir se é possível haver cointegração entre as mesmas.

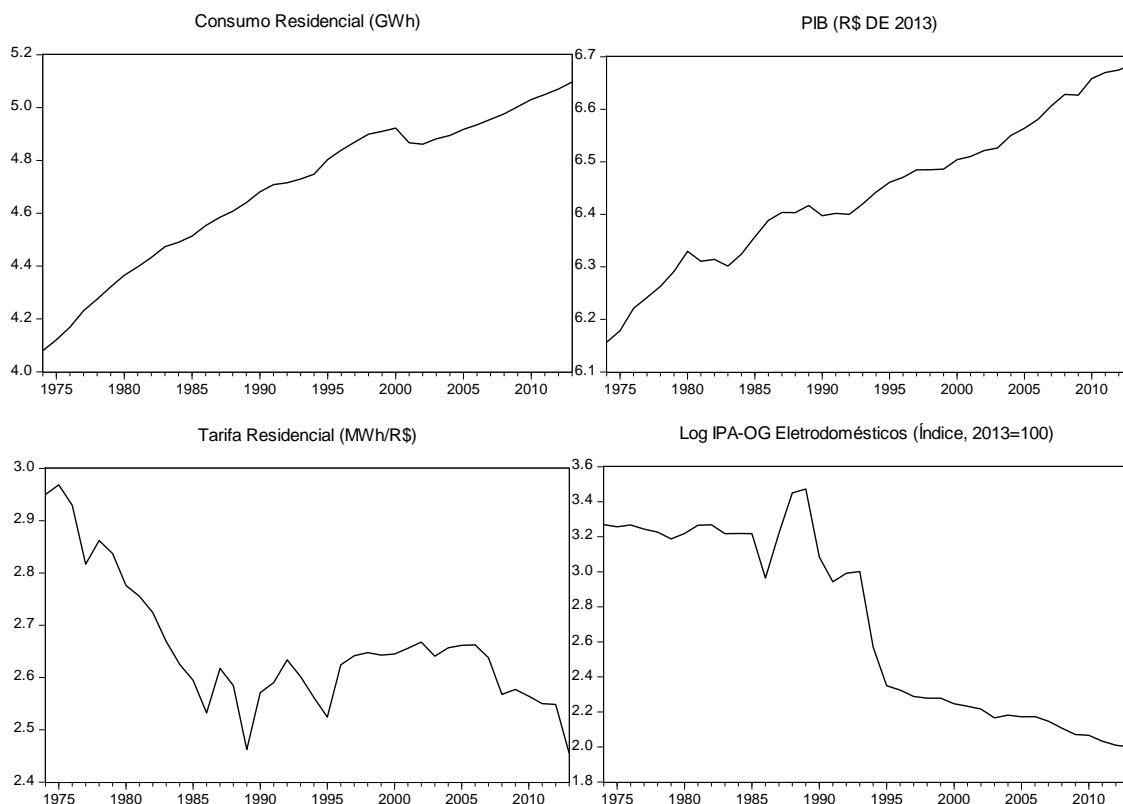
A verificação da ordem de integração das séries foi feita com base nos testes de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF), Dickey-Fuller - GLS (ERS) e Phillips-Perron (PP)⁵. Para decidir se as equações dos testes de raiz unitária devem ou não incorporar um termo de intercepto e de tendência linear, recomenda-se fazer uma análise gráfica das séries. O gráfico 1 apresenta o logaritmo neperiano das séries para o setor residencial.

As séries que compõem o modelo residencial, apresentadas no Gráfico 2, são: Consumo Residencial (GWh) representa a variável C_t , PIB (R\$ de 2013) representa Y_t , Tarifa Residencial (R\$/MWh) representa T_t e IPA-OG Eletrodomésticos (Índice, 2013=100) representa Pe_t . Com base neste gráfico, pode-se concluir que é necessário incluir um termo de intercepto e um termo de tendência na equação do teste de raiz unitária em todas as séries. A Tabela 3 apresenta os testes de raiz unitária para as séries referentes ao modelo residencial.

⁴ Séries econômicas normalmente apresentam ordem de integração igual a um.

⁵ Optou-se por estes testes pois são os mais utilizados na literatura especializada. Para mais detalhes sobre os mesmos ver Gujarati (2000), Enders (2004), Elliot et al (1996) e Perron (1996).

Gráfico 2 - Séries históricas (em log) do modelo residencial



Fonte: Elaboração própria.

Tabela 3 - Resultados dos testes de raiz unitária para o setor residencial

Séries	Equação de teste	Estatística de teste (ADF)	Estatística de teste (ERS)	Estatística de teste (PP)
C_t	Constante + Tendência	-2,51	-1,53	-2,28
ΔC_t	Constante	-3,34**	-3,17***	-3,34**
Y_t	Constante + Tendência	-2,98	-2,20	-3,04
ΔY_t	Constante	-5,12***	-4,99***	-5,07***
T_t	Constante + Tendência	-2,15	-1,80	-2,10
ΔT_t	Constante	-6,64***	-6,61***	-6,64***
Pe_t	Constante + Tendência	-2,07	-1,95	-2,20
ΔPe_t	Constante	-5,83***	-5,85***	-6,39***

Notas: i) ***, ** e * indicam a rejeição da hipótese nula (não estacionariedade) a 1, 5 e 10% de significância, respectivamente; ii) foi utilizado nas equações dos testes o número de termos defasados que minimizou o critério de informação de Schwarz; e iii) Δ representa o operador de diferenciação.

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados apresentados na Tabela 3 indicam que, para todas as séries em nível, não se pode rejeitar a presença de raiz unitária a um nível de significância de 5%. Portanto, todas as séries possuem raiz unitária e são não estacionárias. Os testes realizados para as séries em primeira diferença indicaram que, a um nível de significância de 5%, todas as séries são estacionárias, não havendo presença de raiz unitária. Deste modo, pode-se dizer que todas as séries possuem ordem de integração igual a um, o que possibilita que elas sejam cointegradas na metodologia VCE.

Este trabalho adota o procedimento de Johansen (1988) e Johansen e Juselius (1990) para verificar se existe cointegração entre as séries. Segundo os autores, este procedimento requer a modelagem de um vetor autorregressivo VAR sem a representação de um modelo de correção de erros, o qual permite determinar o número de defasagens máximo a ser usado no teste de cointegração. A determinação do número de defasagens do modelo VAR foi feita a partir do número de defasagens que minimizou os critérios de informação de Akaike, Schwarz e de Hannan-Quinn. A Tabela 4 apresenta os resultados dos critérios de informação.

Tabela 4- – Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) residencial

Defasagens (p)	Akaike	Schwarz	Hannan-Quin
0	-14,24919	-14,07503	-14,18779
1	-15,22874	-14,35798*	-14,92176*
2	-15,27045*	-13,70307	-14,71788

Notas: *i*) * representa o número de defasagens ideal segundo o critério, *ii*) utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena para a estimação do VAR.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 4, os critérios de Schwarz e Hannan-Quinn indicam que o modelo VAR com apenas uma defasagem para cada variável é o preferível, enquanto que o critério de Akaike aponta para o VAR com duas defasagens. Segundo Moreira et al (1996), sob pena de perda excessiva de graus de liberdade na estimação dos seus parâmetros, o modelo a ser estimado deve necessariamente ser parcimonioso quanto ao número de variáveis. Mattos et al (2006) recomenda que, quando o número de observações é pequeno, comumente encontrado em base de dados anuais, deve-se considerar a inclusão de no máximo duas defasagens de cada variável. Devido ao pequeno tamanho de amostra, este trabalho opta sempre pelo menor número de defasagens. Assim, no caso do setor residencial escolheu-se defasagem máxima igual a um.

Definido a ordem do VAR residencial, o próximo passo foi a determinação da inclusão ou não de termos determinísticos tais como constante, tendência e variáveis *dummy*. Após uma análise gráfica da Figura 1, a conclusão foi de que o modelo deveria incorporar tanto um termo para a constante como um para a tendência. Adicionalmente, foi incluída uma *dummy* com o intuito de captar uma possível mudança estrutural na demanda residencial de energia elétrica devido ao programa de racionamento do consumo dessa energia realizado nos anos de 2001 e 2002. A aplicação desta *dummy* se deve pelo fato de que a premissa de oferta infinitamente elástica é quebrada nos anos em que ocorreu o racionamento. Esta variável assumiu valor 1 para os anos em que houve o racionamento (2001 e 2002) e 0 para os demais anos⁶.

Foram realizados os testes do Traço e do Máximo Autovalor para verificar se existe cointegração entre as séries do setor residencial. O objetivo de aplicar estes testes é encontrar, caso exista, uma ou mais relações de longo prazo entre as variáveis. As Tabelas 5 e 6 apresentam os resultados.

Tabela 5 - Teste de Cointegração do Traço para o setor residencial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H ₀	H ₁				
r = 0	r > 0	0,705639	71,01123	47,85613	0,0001
r ≤ 1	r > 1	0,359069	24,53913	29,79707	0,1786
r ≤ 2	r > 2	0,115055	7,635436	15,49471	0,5052
r ≤ 3	r > 3	0,075686	2,990713	3,841466	0,0837

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.
Fonte: Elaboração própria.

Conforme o teste do Traço, a hipótese nula de que o posto da matriz de cointegração é nulo é rejeitada a um nível de 5% de significância. Logo, há pelo menos um vetor de cointegração que estabelece as relações de longo prazo entre as variáveis do setor residencial. Seguindo a Tabela 5, a hipótese nula de que o posto da matriz de cointegração é igual a 1 não é rejeitada, ou seja, existe apenas um vetor de cointegração entre as variáveis do setor residencial.

Observando a Tabela 6, pode-se afirmar que o teste do máximo autovalor fornece a mesma conclusão que o teste do Traço, ou seja, existe apenas um vetor de cointegração no modelo.

⁶ Este trabalho utiliza a mesma variável *dummy* que os trabalhos de Mattos e Lima (2005), Mattos et al (2005).

Tabela 6 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor residencial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
r = 0	r = 1	0,705639	46,47210	27,58434	0,0001
r = 1	r = 2	0,359069	16,90369	21,13162	0,1766
r = 2	r = 3	0,115055	4,644723	14,26460	0,7858
r = 3	r = 4	0,075686	2,990713	3,841466	0,0837

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.
Fonte: Elaboração própria.

Dado que o teste de cointegração de Johansen indicou que existe uma relação de longo prazo entre as séries, o próximo passo foi estimar um modelo vetorial com correção de erros (VCE). O modelo estimado foi um VCE(1), considerando uma relação de cointegração e incorporando a *dummy* para o racionamento de energia elétrica como variável exógena. A partir do vetor de cointegração do VCE estimado, pode-se escrever a relação de longo prazo entre o consumo residencial de energia elétrica e seus determinantes de modo que os parâmetros estimados representam as elasticidades. A equação (50) apresenta esta relação:

$$\hat{C}_t = 3,737942 + 0,501222Y_{t[-3,23]} - 0,606634T_{t[6,68]} - 0,244916Pe_{t[7,59]} \quad (50)$$

em que \hat{C}_t representa o estimador do consumo residencial de energia elétrica a longo prazo e os valores entre colchetes representa a estatística *t* da estimativa respectiva. É importante salientar que somente a partir do estimador do consumo residencial \hat{C}_t que se pode obter o termo de correção dos erros EC_t , dado que $EC_t = C_t - \hat{C}_t$. No caso do setor residencial, será adotado EC_{1t} pelo fato de haver apenas uma relação de cointegração.

A um nível de significância de 5%, todos os parâmetros estimados da relação de cointegração são relevantes ao modelo. Com base nos resultados apresentados na equação (50), pode-se concluir que os sinais de todos os parâmetros estimados estão de acordo com a teoria econômica.

Pela equação (50), nota-se que a demanda residencial de energia elétrica responde ao nível de renda dos consumidores com uma elasticidade de aproximadamente 0,5, ou seja, um aumento de 1% na renda dos consumidores induz uma elevação de 0,5% na quantidade demandada de energia elétrica residencial. Este valor, quando comparado a outros estudos para o setor residencial, se mostra inferior aos valores encontrados por Modiano (1984), de (1,13), por Silva (2001), de (0,937), por Oliveira et al (2010), de (0,964) e por Viana e Silva (2014), de (1,79). Destaca-se que este valor foi similar ao valor encontrado por Schmidt e Lima (2004),

de 0,539. Quanto a outras estimativas de elasticidade-renda da demanda residencial de energia elétrica, Mattos et al (2005) encontrou o valor de 0,532 para o Estado de Minas Gerais, valor similar ao encontrado neste trabalho. Mattos et al (2006) sugere que, para o setor residencial, o aumento da renda estaria associado à aquisição de eletrodomésticos novos e mais eficientes no consumo de energia elétrica.

A elasticidade-tarifa da demanda residencial encontrada foi de aproximadamente -0,61, indicando que um aumento de 1% na tarifa residencial induz uma diminuição de 0,61% na quantidade demandada de energia elétrica residencial. Este valor é similar aos valores encontrados por Modiano (1984), de (-0,403), por Amaral e Monteiro (2010), de (-0,432) e por Viana e Silva (2014), de (-0,707).

A demanda residencial de energia elétrica mostrou ser mais sensível às variações na tarifa da energia do que variações nos preços dos eletrodomésticos. A elasticidade-preço dos eletrodomésticos encontrada foi de -0,245, valor similar aos valores encontrados por Andrade e Lobão (1997), de (-0,186), por Silva (2001), de (-0,27), por Schmidt e Lima (2004), de (-0,147), e por Mattos e Lima (2005), de (-0,146).

A partir do modelo VCE pode-se estabelecer a equação que descreve o comportamento de curto prazo da demanda residencial de energia elétrica. A Tabela 7 apresenta as estimações para as relações de curto e longo prazos da demanda residencial de energia elétrica com as demais variáveis e, a Tabela 8 apresenta algumas estatísticas de qualidade do ajuste.

Tabela 7 - Modelo de correção de erros (VCE) para o setor residencial

Variáveis	Coefficiente	Estatística de teste	P- valor
EC_{1t-1}	-0,185581	-4,54632	0,0001
ΔC_{t-1}	-0,161873	-1,22556	0,2296
ΔY_{t-1}	-0,031723	-0,21606	0,8304
ΔT_{t-1}	0,013303	0,32983	0,7437
ΔPe_{t-1}	-0,000421	-0,02857	0,9774
c	0,033483	7,03668	0,0000
<i>Dummy_Rac</i>	-0,057604	-5,89486	0,0000
Equação de Cointegração	Coefficiente	Estatística de teste	P- valor
C_{t-1}	1	-	-
Y_{t-1}	-0,501222	-3,23447	0,0031
T_{t-1}	0,606634	6,68073	0,0000
Pe_{t-1}	0,244916	7,58761	0,0000
c	-3,737942	-	-

Nota: A variável dependente desta equação é ΔC_t

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 7, EC_{1t-1} representa o erro de desequilíbrio da relação de cointegração, c representa o intercepto e $Dummy_Rac$ representa a variável *dummy* referente ao racionamento de energia elétrica.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 7 pode-se checar que, dentre os sete parâmetros estimados, apenas o coeficiente que representa o vetor de cointegração, o termo de intercepto e a *dummy* do racionamento de energia elétrica foram significativos ao modelo a um nível de significância de 5%. Isto mostra que as variáveis explicativas não influenciam o comportamento da demanda residencial de energia elétrica a curto prazo, tendo apenas um impacto a longo prazo.

Tabela 8 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico do modelo VCE referente ao setor residencial

Qualidade do ajuste		
$R^2 = 0,74$	$R^2_{ajustado} = 0,69$	$Teste F = 14,70$
Testes de diagnóstico		
Testes	Estatística de teste	P-valor
Autocorrelação (1ª lag)	23,41	0,10
Autocorrelação (2ª lag)	19,04	0,27
Autocorrelação (3ª lag)	13,49	0,63
Autocorrelação (4ª lag)	15,18	0,51
Autocorrelação (5ª lag)	8,34	0,84
Autocorrelação (6ª lag)	19,51	0,24
Normalidade (Curtose)	2,00	0,74
Norm. (Assimetria)	3,95	0,41
Norm. (Jarque-Bera)	5,96	0,65
Heterocedasticidade	118,91	0,26

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados da Tabela 8 mostram uma boa qualidade de ajuste. Os altos valores do R^2 e o $R^2_{ajustado}$ mostram que o modelo se ajustou bem aos dados. A estatística encontrada pelo teste F (14,70) mostrou-se significativa a 1%, indicando que as variáveis explicativas são conjuntamente significativas para explicarem o comportamento da demanda residencial de energia elétrica. O teste realizado para verificar a autocorrelação serial dos erros foi o teste multiplicador de Lagrange; a tabela 7 apresenta este teste para até 6 defasagens, sendo todos não significativos a 5%, ou seja, não há autocorrelação serial até a sexta defasagem. Para verificar a normalidade dos erros foi utilizado o teste de Cholesky, proposto em Lutkepohl(1991), o qual é uma extensão multivariada do teste de normalidade Jarque-bera, que

compara os terceiro e quarto momentos dos resíduos com os da distribuição normal. Todos os componentes do teste de Cholesky concluem que não existe evidências para rejeitar a hipótese de normalidade dos erros. Para verificar a heterocedasticidade dos erros foi aplicado o teste de White, o qual fornece estimativas consistentes das covariâncias de coeficientes na presença de heterocedasticidade condicional de forma desconhecida. A um nível de 5% de significância, o teste concluiu que não há evidências para rejeitar a hipótese nula de que os erros são homocedásticos.

A equação do modelo VCE referente à variável demanda residencial de energia elétrica pode ser descrita conforme a equação (51).

$$\begin{aligned} \Delta C_t = & 0,033483 - 0,185581(C_{t-1} - 3,737942 - 0,501222Y_{t-1} + \\ & 0,606634T_{t-1} + 0,244916Pe_{t-1}) - 0,161873\Delta C_{t-1} - 0,031723\Delta Y_{t-1} + \\ & 0,013303\Delta T_{t-1} - 0,000421\Delta Pe_{t-1} - 0,057604Dummy_Rac \end{aligned} \quad (51)$$

O peso com que o desvio da relação de cointegração influencia a demanda residencial de energia elétrica é dado pelo coeficiente de ajustamento estimado (-0,185581). Esta estimativa indica que aproximadamente 18,56% da discrepância entre o valor efetivo e o valor de longo prazo são corrigidos a cada ano. Portanto, seguindo a interpretação de Mattos et al (2005), o setor residencial levaria de cinco a seis anos para ajustar a demanda residencial de energia elétrica a eventuais choques nas variáveis.

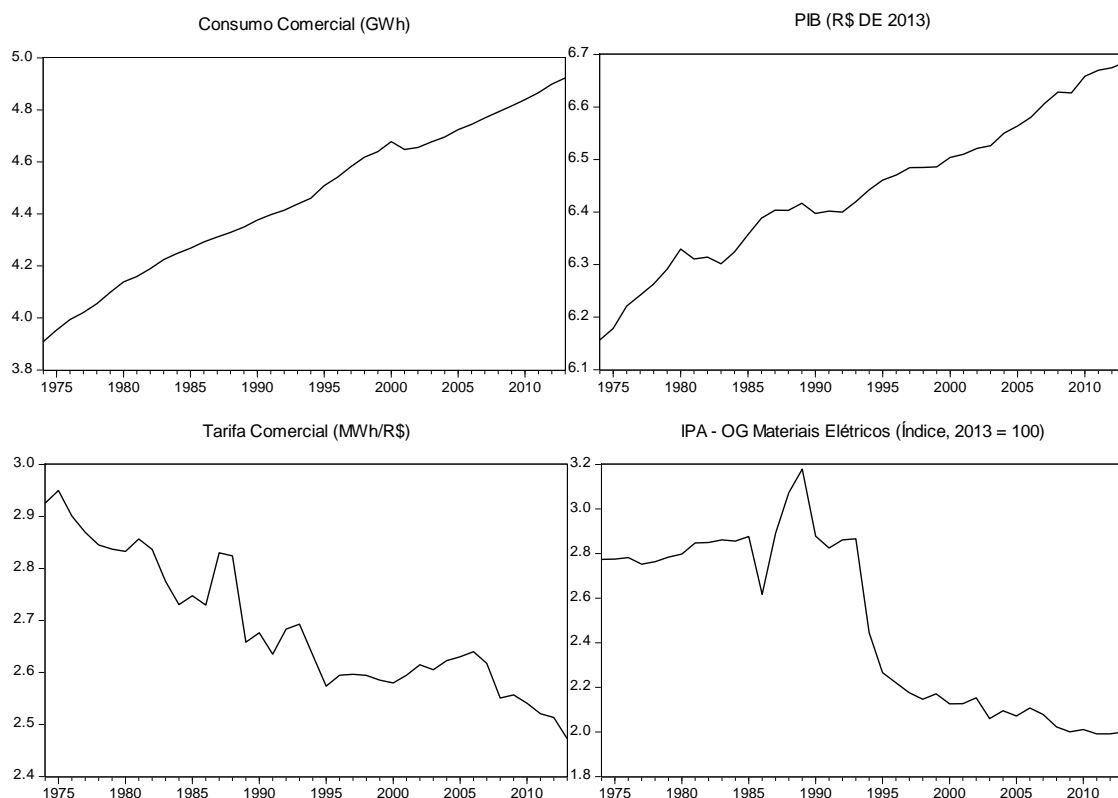
5.1.2 Modelo VCE Comercial

Como é necessário a verificação da ordem de integração das séries para a elaboração dos modelos VCE, o primeiro passo foi aplicar os testes de raiz unitária. Como no setor residencial, a decisão de incorporar ou não um termo de intercepto e um de tendência linear nos testes de raiz unitária foi feita a partir da análise gráfica das séries.

O Gráfico 3 apresenta o logaritmo neperiano das séries para o setor comercial. As séries que compõem o modelo comercial são: Consumo Comercial (GWh) representa a variável C_t , PIB (R\$ de 2013) representa Y_t , Tarifa Comercial (R\$/MWh) representa T_t e IPA-OG Material Elétrico (Índice, 2013=100) representa Pe_t .

Com base neste gráfico, pode-se concluir que é necessário incluir um termo de intercepto e um termo de tendência na equação do teste de raiz unitária em todas as séries. A Tabela 9 apresenta os testes de raiz unitária para as séries referentes ao modelo comercial.

Gráfico 3- Séries históricas (em log) do setor comercial



Fonte: Elaboração própria.

Tabela 9- Resultados dos testes de raiz unitária par o modelo comercial

Séries	Equação de teste	Estatística de teste (ADF)	Estatística de teste (ERS)	Estatística de teste (PP)
C_t	Constante + Tendência	-2,74	-1,73	-2,75
ΔC_t	Constante	-4,92***	-4,01***	-4,92***
Y_t	Constante + Tendência	-2,98	-2,20	-3,04
ΔY_t	Constante	-5,12***	-4,99***	-5,07***
T_t	Constante + Tendência	-2,95	-2,92*	-2,77
ΔT_t	Constante	-6,48***	-6,01***	-10,27***
Pe_t	Constante + Tendência	-2,05	-1,88	-2,16
ΔPe_t	Constante	-5,56***	-5,59***	-5,57***

Notas: i) ***, ** e * indicam a rejeição da hipótese nula (não estacionariedade) a 1, 5 e 10% de significância, respectivamente; ii) foi utilizado nas equações dos testes o número de termos defasados que minimizou o critério de informação de Schwarz; e iii) Δ representa o operador de diferenciação.

Fonte: Elaboração própria.

Houve apenas uma divergência de conclusão entre os testes de raiz unitária para o setor comercial. Para a tarifa comercial de energia elétrica, os testes ADF e PP indicaram que a série é I(1), enquanto que o teste ERS, a um nível de significância de 10%, indicou que a série é I(0). Contudo, adotando um nível de significância de 5%, todas as séries possuem a mesma ordem de integração, sendo I(1). Com isso, é possível que as séries do setor comercial sejam cointegradas.

Antes de verificar se existe um ou mais vetores de cointegração, é necessário determinar o número de defasagens que deve ser incluída no VAR de teste. Esta determinação foi feita a partir do número de defasagens que minimizou os critérios de informação mencionados anteriormente. A Tabela 10 apresenta os resultados dos critérios de informação para as diferentes defasagens.

Tabela 10- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) comercial

Defasagens (p)	Akaike	Schwarz	Hannan-Quin
0	-15,02801	-14,85385	-14,96661
1	-15,87257	-15,00181*	-15,56559*
2	-16,07674*	-14,50936	-15,52417

Notas: *i*) * representa o número de defasagens ideal segundo o critério, *ii*) utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena para a estimação do VAR.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 10, os critérios de Schwarz e Hannan-Quin indicam que o modelo VAR com apenas uma defasagem para cada variável é o preferível, enquanto que o critério de Akaike aponta para o VAR com duas defasagens. Como no setor residencial, este trabalho opta por trabalhar com o menor número de defasagens devido ao pequeno tamanho de amostra. Logo, será considerado o VAR com uma defasagem apenas.

Definido a ordem do VAR comercial, o próximo passo foi determinar a inclusão ou não de termos determinísticos. O Gráfico 3 apresenta evidências de que o modelo deveria incorporar tanto um termo para a constante como um para a tendência. Como no setor residencial, este trabalho também inclui a *dummy* do racionamento de energia, dado que todos os setores foram afetados.

As Tabelas 11 e 12 apresentam os resultados dos testes do Traço e do Máximo Autovalor.

Tabela 11- Teste de Cointegração do traço para o setor comercial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
$r = 0$	$r > 0$	0,664362	73,61928	47,85613	0,0000
$r \leq 1$	$r > 1$	0,451508	32,13381	29,79707	0,0264
$r \leq 2$	$r > 2$	0,211735	9,311660	15,49471	0,3373
$r \leq 3$	$r > 3$	0,007098	0,270679	3,841466	0,6029

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.
Fonte: Elaboração própria.

Tabela 12 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor comercial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
$r = 0$	$r = 1$	0,664362	41,48547	27,58434	0,0005
$r = 1$	$r = 2$	0,451508	22,82215	21,13162	0,0286
$r = 2$	$r = 3$	0,211735	9,040980	14,26460	0,2828
$r = 3$	$r = 4$	0,007098	0,270679	3,841466	0,6029

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.
Fonte: Elaboração própria.

Nota-se que os testes do traço e do máximo autovalor chegaram à mesma conclusão a um nível de 5% de significância: existem dois vetores de cointegração no sistema. Este resultado vai contra os resultados encontrados na literatura sobre o tema, os quais sempre mostraram que existe apenas um vetor de cointegração para os modelos de demanda de energia. Dado isto, este trabalho fará o exercício de comparar dois modelos: *i*) o primeiro será o modelo VCE contendo 2 vetores de cointegração como indicado pelos testes do traço e do máximo autovalor a um nível de 5% de significância; *ii*) o segundo será o modelo VCE contendo apenas um vetor de cointegração. Este último modelo é indicado caso for fixado um nível de significância de 1% nos testes do traço e do máximo autovalor.

Para a estimação do modelo VCE com dois vetores de cointegração, este trabalho estabeleceu duas restrições ao modelo: a primeira restrição foi considerar a magnitude do coeficiente do consumo comercial igual a 1 na primeira relação de cointegração; a segunda restrição foi considerar a magnitude do coeficiente do Índice IPA-OG Materiais elétricos igual a 1 na segunda relação de cointegração. A primeira restrição foi aplicada para captar as elasticidades das variáveis em relação ao consumo comercial na primeira relação de cointegração. A segunda restrição foi estabelecida devido ao fato das variáveis tarifa comercial e PIB serem variáveis exógenas, restando apenas o Índice IPA-OG Materiais elétricos para ser endógena.

Ambos modelos VCE incorporaram a variável *dummy* para o racionamento de energia elétrica como variável exógena. A Tabela 13 apresenta os resultados dos modelos VCE considerando um e dois vetores de cointegração.

Tabela 13 - Modelos de correção de erros para o setor comercial

Modelo	VCE (2 Coint.)		VCE (1 Coint.)	
	Coef.	Estatística <i>t</i>	Coef.	Estatística <i>t</i>
EC_{1t-1}	-0,126648	-1,48775	-0,131559***	-3,51777
EC_{2t-1}	-0,003198	-0,18562	-	-
ΔC_{t-1}	-0,245862**	-1,98498	-0,228136*	-1,8274
ΔY_{t-1}	-0,137891	-1,24043	-0,082095	-0,78409
ΔT_{t-1}	-0,009340	-0,25187	0,009548	0,27400
ΔPe_{t-1}	0,004015	0,27636	0,009944	0,70803
<i>c</i>	0,036016***	9,34242	0,035204***	9,11991
<i>Dummy_Rac</i>	-0,042722***	-6,39616	-0,044317***	-6,64954

Equação de Cointegração	Equação 1	Equação 2	Equação 1	Equação 2
C_{t-1}	1	4,122354	1	-
	-	-	0	-
Y_{t-1}	-0,93889	-5,038905	-0,769645***	-
	-	-	(0,11576)	-
T_{t-1}	0,583741	0,484311	0,862143***	-
	-	-	(0,11696)	-
Pe_{t-1}	0,214366	1	0,197519***	-
	-	-	(0,02535)	-
<i>c</i>	-0,509993	10,29976	-2,306371	-
	-	-	-	-

Notas: *i*) ***, ** e * denotam o nível de significância a 1, 5 e 10% respectivamente; *ii*) valores entre parênteses indicam o erro-padrão das estimativas.

Nota: A variável dependente desta equação é ΔC_t

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 13, EC_{1t-1} representa o primeiro vetor de cointegração, EC_{2t-1} representa o segundo vetor de cointegração, *c* representa o intercepto e, *Dummy_Rac* representa a *dummy* referente ao racionamento de energia elétrica (mesma variável utilizada para o setor residencial).

De acordo com a Tabela 13, o modelo VCE considerando dois vetores de cointegração (primeiro modelo) obteve três parâmetros significativos, enquanto que o modelo que considera um vetor de cointegração (segundo modelo) obteve quatro parâmetros, incluindo o vetor de cointegração. No primeiro modelo, nenhuma das duas relações de cointegração foram significativas; o coeficiente da primeira diferença do consumo comercial de energia elétrica foi significativo a 5% e o termo de intercepto e a *dummy* do racionamento foram significativos a 1%. No segundo modelo, a relação de cointegração, o termo de intercepto e a *dummy* do

racionamento foram significativos a 1%; o coeficiente da primeira diferença do consumo comercial de energia elétrica foi significativo a 10%.

Nota-se que as elasticidades do consumo comercial de energia elétrica obtidas pela equação 1 de cointegração do primeiro modelo foram bem semelhantes às do segundo modelo. O valor da elasticidade-renda no primeiro modelo foi de aproximadamente 0,94, e no segundo modelo foi de aproximadamente 0,77. Já os valores das elasticidades-tarifa mostraram-se menos semelhante, sendo que no primeiro foi de 0,58 e no segundo foi de 0,86. A elasticidade dos preços médio de equipamentos elétricos foi praticamente a mesma para ambos os modelos, sendo aproximadamente 0,21 para o primeiro e 0,20 para o segundo. A Tabela 14 apresenta algumas estatísticas dos dois modelos.

Tabela 14 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico dos modelos VCEs referente ao setor Comercial

Qualidade de Ajuste	VCE (2 Coint.)	VCE (1 Coint.)
R^2	0,665334	0,644741
R^2 ajustado	0,587246	0,575981
Teste F	8,520245	9,376695
Akaike	-6,600125	-6,593040
Schwarz	-6,255370	-6,291380
Akaike (Global)	-17,55749	-17,37796
Schwarz (Global)	-15,83372	-15,99894

Testes de diagnóstico	Estatística de teste	P-valor	Estatística de teste	P-valor
Autocorrelação (1° lag)	10,50438	0,8390	12,63109	0,6995
Autocorrelação (2° lag)	8,429975	0,9350	10,90298	0,8154
Autocorrelação (3° lag)	17,09828	0,3793	17,75664	0,3383
Autocorrelação (4° lag)	23,80660	0,0938	25,88735	0,0556
Autocorrelação (5° lag)	18,75766	0,2814	9,741287	0,8798
Autocorrelação (6° lag)	14,99491	0,5250	15,38605	0,4966
Normalidade (Curtose)	7,327438	0,1196	17,71851	0,0014
Norm. (Assimetria)	5,054601	0,2817	6,536617	0,1625
Norm. Jarque-Bera	12,38204	0,1350	24,25513	0,0021
Heterocedasticidade	167,3557	0,0151	131,5104	0,0793

Fonte: Elaboração própria.

Com o intuito de comparar os modelos, a Tabela 14 incorpora os critérios de Akaike, Schwarz, Akaike global e Schwarz na análise dos modelos, os quais penalizam modelos com muitas variáveis. Os critérios de Akaike e Schwarz são oriundos de uma equação específica do VCE ajustado, a equação em que a primeira diferença do consumo comercial de energia elétrica é a variável dependente. Os critérios Akaike e Schwarz globais são oriundos do VCE ajustado.

Os resultados da Tabela 14 mostram que ambos modelos se ajustaram bem aos dados, observando que eles apresentaram altos valores de R^2 e R^2 ajustado, além deles serem

significativos a 1% pelo Teste F. O primeiro modelo apresentou melhores valores de R^2 , R^2 ajustado, Akaike e Akaike global, porém o segundo modelo apresentou melhores valores de Schwarz e Schwarz global.

O teste multiplicador de Lagrange apontou que não se rejeita a hipótese de que a autocorrelação serial dos erros é zero para ambos modelos até a sexta defasagem. Em relação a normalidade dos erros, o teste do terceiro momento da distribuição dos erros e o teste conjunto Jarque-Bera acusaram que os erros do segundo modelo não são normais. O teste de White utilizado para verificar a heterocedasticidade acusou que, a 5% de significância, os erros do primeiro modelo não são homocedásticos.

Este conjunto de informações torna difícil a escolha do melhor modelo, dado que suas características são bem semelhantes. Este trabalho opta por escolher o segundo modelo como o que melhor se adequa ao caso por três motivos, que são: *i*) Os critérios Schwarz e Schwarz global foram melhores do que o primeiro modelo, sendo este critério o mais difundido na literatura; *ii*) o teste de White acusou que os erros do primeiro modelo são não homocedásticos, o que é uma quebra nos pressupostos do método de estimação utilizado em que deixa todas as estimativas do modelo inconsistentes (o que não ocorreria se os erros não seguissem uma distribuição normal); e por último *iii*) todos os trabalhos da literatura sobre previsão e cálculo de elasticidades da demanda comercial de energia elétrica do Brasil encontraram apenas um vetor de cointegração na relação entre estas mesmas variáveis, o que faz sentido teórico.

A equação (52) apresenta a relação de longo prazo entre o consumo comercial de energia elétrica e seus determinantes:

$$\hat{C}_t = -2,306371 + 0,769645Y_{t[-6,64]} - 0,862143T_{t[7,37]} - 0,197519Pe_{t[7,79]} \quad (52)$$

em que \hat{C}_t representa o estimador do consumo comercial de energia elétrica a longo prazo e os valores entre colchetes representam a estatística t das estimativas.

A um nível de significância de 1%, todos os parâmetros estimados da relação de cointegração são relevantes ao modelo. Com base nos resultados apresentados na equação (52), pode-se concluir que os sinais de todos os parâmetros estimados estão de acordo com a teoria econômica.

Pela equação (52), nota-se que a demanda comercial de energia elétrica responde ao nível de renda dos consumidores com uma elasticidade de aproximadamente 0,77, ou seja, um aumento de 1% na renda dos consumidores comerciais induz uma elevação de 0,77% na quantidade demandada de energia elétrica comercial. Este valor é bem superior ao encontrado

pelo setor residencial (0,50), mostrando que a demanda comercial de energia elétrica sofre mais influência da renda do que a demanda residencial. Esta elasticidade se encontra entre às elasticidades encontradas por Schmidt e Lima (2004), de 0,64 e Modiano (1984), de (1,07). O valor da elasticidade é bem semelhante com o valor encontrado por Mattos et al (2006) para Minas Gerais, de 0,778.

A elasticidade-tarifa da demanda comercial encontrada foi de aproximadamente -0,86, indicando que um aumento de 1% na tarifa comercial induz uma diminuição de 0,86% na quantidade demandada de energia elétrica comercial. Este valor, em magnitude, é superior ao valor encontrado para a elasticidade-tarifa do setor residencial (-0,61), indicando que a demanda comercial de energia elétrica também sofre mais influência da tarifa comercial do que a demanda residencial sofre de sua tarifa. A elasticidade encontrada é superior às encontradas pelos trabalhos de Modiano (1984), de -0,183, e de Schmidt e Lima (2004), de -0,174; contudo, é similar ao valor encontrado por Mattos et al (2006) para Minas Gerais, de -0,772.

A elasticidade-preço médio dos materiais elétricos encontrada foi de aproximadamente -0,20, sendo um pouco inferior ao valor encontrado para o setor residencial (0,245). A elasticidade encontrada se assemelha com à de Schmidt e Lima (2004), de -0,294. É importante informar que os autores mencionados anteriormente utilizaram os mesmos dados como proxy o preço médio dos materiais elétricos, o que reforça a estimativa encontrada.

A equação do modelo VCE referente à variável demanda comercial de energia elétrica pode ser descrita pela equação (53):

$$\begin{aligned} \Delta C_t = & 0,035204 - 0,131559(C_{t-1} - 2,306371 - 0,769645Y_{t-1} + 0,862143T_{t-1} + \\ & 0,197519Pe_{t-1}) - 0,228136\Delta C_{t-1} - 0,082095\Delta Y_{t-1} + 0,009548\Delta T_{t-1} - \\ & 0,009944\Delta Pe_{t-1} - 0,044317Dummy_Rac \end{aligned} \quad (53)$$

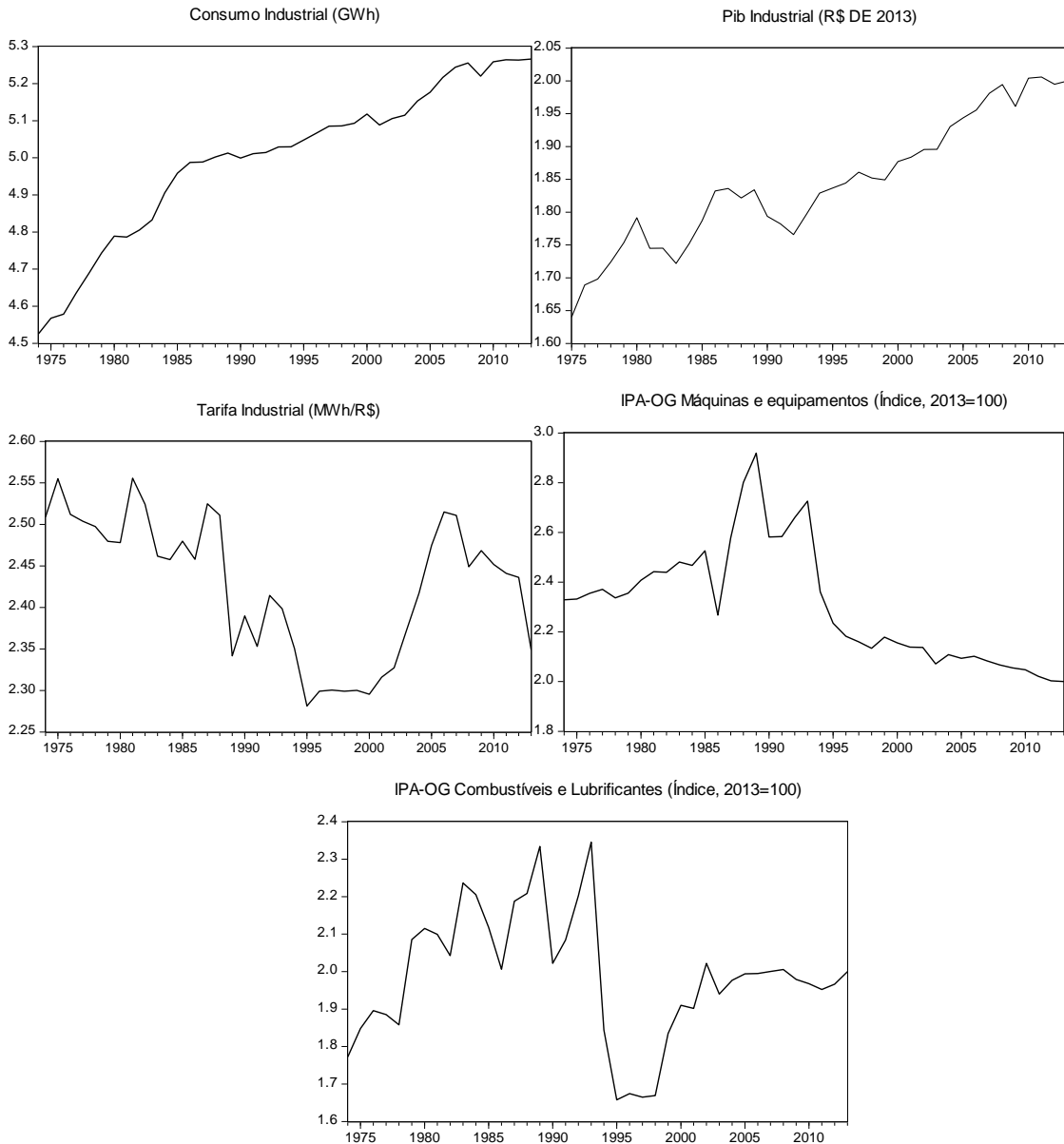
Nota-se que a estimativa para a *dummy* do racionamento para o setor comercial foi menor, em magnitude, do que para o setor residencial, indicando que o setor residencial sofreu mais com o racionamento de energia elétrica feito nos anos de 2001 e 2002 do que o setor comercial.

O coeficiente de ajustamento estimado foi de -0,131559, indicando que aproximadamente 13,16% da discrepância entre o valor efetivo e o valor de longo prazo são corrigidos a cada ano. Portanto, o setor comercial levaria de sete a oito anos para ajustar a demanda comercial de energia elétrica a eventuais choques nas variáveis.

5.1.3 Modelo VCE Industrial

O Gráfico 4 apresenta o logaritmo neperiano das séries para o setor industrial.

Gráfico 4- Séries históricas (em log) do setor industrial



Fonte: Elaboração própria.

As séries que compõem o setor industrial são: Consumo Industrial (GWh) representa a variável C_t , Produção industrial da indústria geral (R\$ de 2013) representa Y_t , Tarifa Industrial (R\$/MWh) representa T_t , IPA-OG Combustíveis e Lubrificantes (Índice, 2013=100) representa Ps_t e IPA-OG Máquinas e equipamentos industriais (Índice, 2013=100) representa Pe_t . Foi inserido um termo de intercepto e um termo de tendência na equação do teste de raiz unitária

em todas as séries. A Tabela 15 apresenta os testes de raiz unitária para as séries referentes ao modelo industrial.

Tabela 15- Resultados dos testes de raiz unitária para o modelo industrial

Séries	Equação de teste	Estatística de teste (ADF)	Estatística de teste (ERS)	Estatística de teste (PP)
C_t	Constante + Tendência	-3,29*	-1,29	-2,36
ΔC_t	Constante	-4,57***	-4,19***	-4,61***
Y_t	Constante + Tendência	-3,01	-2,71	-3,01
ΔY_t	Constante	-6,09***	-4,49***	-7,01***
T_t	Constante + Tendência	-1,97	-2,01	-1,97
ΔT_t	Constante	-6,32***	-5,85***	-6,33***
Pe_t	Constante + Tendência	-2,29	-2,12	-2,02
ΔPe_t	Constante	-2,24	-2,26**	-7,94***
Ps_t	Constante + Tendência	-2,79	-2,55	-2,77
ΔPs_t	Constante	-6,31***	-6,08***	-9,39***

Notas: i) ***, ** e * indicam a rejeição da hipótese nula (não estacionariedade) a 1, 5 e 10% de significância, respectivamente; ii) foi utilizado nas equações dos testes o número de termos defasados que minimizou o critério de informação de Schwarz; e iii) Δ representa o operador de diferenciação.

Fonte: Elaboração própria.

Adotando um nível de significância de 5%, houve apenas uma divergência de conclusão nos testes de raiz unitária. Os testes ERS e PP indicaram que a série Pe_t é I(1), enquanto que o teste ADF indicou que ela é I(2) (A estatística encontrada pelo teste ADF para a segunda diferenciação de Pe_t foi de -10,06, sendo significativo a 1%). Considerando Pe_t I(1), como os testes ERS e PP indicaram, todas as séries do modelo industrial são I(1), podendo então, haver cointegração no modelo VCE.

Será apresentado o modelo VCE para o setor industrial seguindo os mesmos passos que o setor residencial. A Tabela 16 apresenta os resultados dos critérios de informação com o intuito de determinar o número de defasagens ideais para o VAR industrial.

Tabela 16- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) industrial

Defasagens (p)	Akaike	Schwarz	Hannan-Quin
0	-16.30067	-16,08074*	-16,22391*
1	-16,56587*	-15,24627	-16,10529
2	-15,83253	-13,41326	-14,98814

Notas: *i*) * representa o número de defasagens ideal segundo o critério, *ii*) utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena para a estimação do VAR.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 16, os critérios de Schwarz e Hannan-Quin indicam que o modelo VAR sem nenhuma defasagem para as variáveis é o preferível, enquanto que o critério de Akaike aponta para o VAR com uma defasagem. Devido ao pequeno tamanho de amostra, este trabalho opta por trabalhar com o menor número de defasagens, ou seja, nenhuma defasagem para as variáveis do setor industrial.

Após uma análise gráfica do Gráfico 4, a conclusão foi que o modelo deveria incorporar tanto um termo para a constante como um para a tendência. Assim como nos setores residencial e comercial, foi incluída uma *dummy* com o intuito de captar a possível mudança estrutural da demanda de energia elétrica industrial devido ao programa de racionamento do consumo dessa energia.

Feito isto, o passo seguinte é verificar se existe cointegração entre as séries do setor industrial. As Tabelas 17 e 18 apresentam os resultados dos testes de cointegração do Traço e do máximo autovalor, considerando nenhuma defasagem na estrutura do VAR.

Tabela 17- Teste de Cointegração do Traço para o setor industrial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
$r = 0$	$r > 0$	0,561307	76,37442	69,81889	0,0136
$r \leq 1$	$r > 1$	0,481033	45,06414	47,85613	0,0894
$r \leq 2$	$r > 2$	0,260215	20,13939	29,79707	0,4135
$r \leq 3$	$r > 3$	0,169752	8,686330	15,49471	0,3952
$r \leq 4$	$r > 4$	0,041664	1,617144	3,841466	0,2035

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.

Fonte: Elaboração própria.

Conforme o teste do Traço apresentado na Tabela 17, rejeita-se a hipótese nula de que o posto da matriz de cointegração é igual a zero a um nível de 5% de significância. Já para os demais testes a hipótese nula não é rejeitada, ou seja, existe apenas um vetor de cointegração entre as variáveis do setor industrial.

Tabela 18 - Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor industrial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
r = 0	r = 1	0,561307	31,31028	33,87687	0,0982
r = 1	r = 2	0,481033	24,92475	27,58434	0,1055
r = 2	r = 3	0,260215	11,45306	21,13162	0,6021
r = 3	r = 4	0,169752	7,069186	14,26460	0,4810
r = 4	r = 5	0,041664	1,617144	3,841466	0,2035

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.

Fonte: Elaboração própria.

Ao nível de significância de 5%, o teste de cointegração do máximo autovalor chega à conclusão de que não existe relação de cointegração no modelo.

Dado que os testes de cointegração apresentaram diferentes resultados, este trabalho optou por estimar ambos modelos indicados por eles, ou seja, o modelo VCE(0) (Teste do traço) e o modelo VAR(0) em primeiras diferenças (teste do máximo autovalor). Como o último modelo apresentou um baixo poder de explicação e apenas um parâmetro significativo (para simplificação do trabalho não serão apresentados as estimações deste modelo) será apresentado o modelo VCE(0) como indicado pelo teste do traço.

O modelo VCE(0) estimado considerou uma relação de cointegração e a *dummy* para o racionamento de energia elétrica nos anos 2001 e 2002 como nos modelos anteriores. A equação que representa a relação de cointegração do VCE estimado para o setor industrial é dada por (54):

$$\hat{C}_t = -1,901642 + 2,406856Y_{t[-13,17]} - 0,928959T_{t[5,47]} + 0,286604Pe_{t[-2,91]} + 0,134037Ps_{t[-1,18]} \quad (54)$$

em que \hat{C}_t representa o estimador do consumo industrial de energia elétrica a longo prazo e os valores entre colchetes representam a estatística *t* das estimativas. A um nível de significância de 5%, apenas o coeficiente do preço substituto à energia elétrica é irrelevante ao modelo.

Conforme a equação (54), pode-se concluir que o sinal da elasticidade preço de máquinas e equipamentos industriais não está de acordo com a teoria econômica. Uma das possíveis causas disto pode ser o fato do modelo estimado ter apresentado evidências de presença de multicolinearidade. Foi constatado uma correlação positiva de 0,64 entre as variáveis preço de máquinas e equipamentos industriais e preço de combustíveis e lubrificantes.

A literatura nacional tem apresentado diferentes resultados para as elasticidades preço de bens substitutos à energia elétrica e preço de máquinas e equipamentos industriais. Modiano

(1984) não incorpora estas variáveis, ao contrário de Schmidt e Lima (2004), que apresentaram dois modelos; um incorporando apenas o preço das máquinas e equipamentos industriais e o outro incorporando também o preço de bens substitutos à energia elétrica. O primeiro modelo apresenta uma elasticidade de preço de máquinas e equipamentos industriais com sinal oposto à da teoria econômica enquanto que o segundo apresenta uma elasticidade preço de bens substitutos oposto à da teoria econômica.

Para Minas Gerais, Mattos (2005) ajusta o modelo industrial com apenas a variável de preço de bens substitutos, contudo, o modelo ajustado apresentou evidências de multicolinearidade, sendo que a correlação entre as variáveis tarifa de energia elétrica e preço de bens substitutos foi de -0,93, o que levou o autor a optar por ajustar o modelo sem a variável de preço substituto. Mattos et al (2005) ajustaram o modelo industrial com apenas a variável de preço de bem substituto, encontrando uma elasticidade de 0,28 (de acordo com a teoria econômica).

Para o Nordeste, Siqueira et al (2006) e Irffi et al (2009) encontraram elasticidades preço de máquinas e equipamentos industriais e preço de bens substitutos conforme a teoria econômica. Contudo, os autores salientam que os baixos valores para a elasticidade preço de bens substitutos encontrados indicam que a indústria nordestina sofre pouca influência com variações nos preços destes bens.

Dado que o efeito do preço de bens substitutos à energia elétrica é direto no consumo industrial de energia, ao contrário do preço de máquinas e equipamentos industriais, este trabalho optou por retirar a variável preço de máquinas e equipamentos industriais do modelo. Sendo assim, torna-se necessário reestimar o modelo industrial considerando apenas as variáveis: consumo industrial (C_t), produção industrial da indústria geral (Y_t), tarifa industrial (T_t) e IPA-OG Combustíveis e Lubrificantes.

Para determinar o número de defasagens ideal para o modelo industrial, este trabalho opta pelo número de defasagens que minimizou os critérios de informação de Akaike, Schwarz e de Hannan-Quinn, como nos modelos anteriores. A Tabela 19 apresenta os resultados dos critérios de informação.

Tabela 19- Estrutura de defasagens do modelo VAR(p) industrial

Defasagens (p)	Akaike	Schwarz	Hannan-Quin
0	-13,94735	-13,77141*	-13,88594*
1	-14,29079*	-13,41105	-13,98373
2	-13,88791	-12,30439	-13,33522

Notas: *i*) * representa o número de defasagens ideal segundo o critério, *ii*) utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena para a estimação do VAR.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 19 e seguindo o mesmo raciocínio dos outros modelos, o VAR escolhido foi o que possui nenhuma defasagem para as variáveis do setor industrial.

Para verificar a existência de cointegração entre as séries, a equação de teste utilizada incorporou um termo para a constante, um para a tendência, um para a *dummy* racionamento de energia elétrica e a estrutura do VAR com nenhuma defasagem. As Tabelas 20 e 21 apresentam os resultados dos testes de cointegração do Traço e do máximo autovalor.

Tabela 20- Teste de Cointegração do Traço para o setor industrial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
$r = 0$	$r > 0$	0,534256	46,31968	47,85613	0,0692
$r \leq 1$	$r > 1$	0,251043	17,28315	29,79707	0,6191
$r \leq 2$	$r > 2$	0,124338	6,298359	15,49471	0,6603
$r \leq 3$	$r > 3$	0,032433	1,252903	3,841466	0,2630

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.

Fonte: Elaboração própria.

Conforme o teste do Traço apresentado na Tabela 20, não se rejeita a primeira hipótese nulas a um nível de 5% de significância, ou seja, não existe vetor de cointegração entre as variáveis do setor industrial.

Tabela 21- Teste de Cointegração do máximo autovalor para o setor industrial

Hipóteses		Autovalor	Estatística de teste	Valor Crítico (5%)	P-valor
H0	H1				
$r = 0$	$r = 1$	0,534256	29,03653	27,58434	0,0323
$r = 1$	$r = 2$	0,251043	10,98479	21,13162	0,6488
$r = 2$	$r = 3$	0,124338	5,045457	14,26460	0,7361
$r = 3$	$r = 4$	0,032433	1,252903	3,841466	0,2630

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena neste teste.

Fonte: Elaboração própria.

Ao nível de significância de 5%, o teste de cointegração do máximo autovalor chega à conclusão de que existe uma relação de cointegração entre as variáveis.

Dado que os testes de cointegração indicaram diferentes modelos, um havendo um vetor de cointegração (VCE(0)) e outro sem nenhum (VAR(0)), foram estimados ambos modelos. O modelo VAR(0) em primeiras diferenças apresentou um baixo poder de explicação e apenas um parâmetro significativo, logo, todas as futuras análises serão feitas no modelo VCE(0). O modelo VCE(0) estimado considerou uma relação de cointegração e a *dummy* para o racionamento de energia elétrica nos anos 2001 e 2002 como nos modelos anteriores. A Tabela 22 apresenta a estimação do modelo VCE(0) para o setor industrial.

Tabela 22- Modelo de correção de erros para o setor industrial VCE(0)

Variáveis	Coefficiente	Estatística de teste	P- valor
EC_{1t-1}	0,083013	1,53637	0,0671
c	0,019346	5,22772	0,0000
<i>Dummy_Rac</i>	-0,018242	-1,08326	0,1435
Equação de Cointegração	Coefficiente	Estatística de teste	P- valor
C_{t-1}	1	-	-
Y_{t-1}	-1,902546	-16,6798	0,0000
T_{t-1}	1,191413	7,93039	0,0000
Ps_{t-1}	-0,424803	-6,24219	0,0000
c	-3,550134		

Notas: i) ***, ** e * denotam o nível de significância a 1, 5 e 10% respectivamente; ii) valores entre parênteses indicam o erro-padrão das estimativas.

Nota: A variável dependente desta equação é ΔC_t

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a Tabela 22 a magnitude do vetor de cointegração foi de aproximadamente 0,083, sendo relevante a um nível de 10% de significância. A variável *dummy* do racionamento não foi significativa e todos os parâmetros do vetor de cointegração foram relevantes ao modelo a um nível de 1% de significância.

A equação que representa a relação de cointegração do VCE estimado para o setor industrial é dada por (55):

$$\hat{C}_t = -3,550134 + 1,902546Y_{t[-16,68]} - 1,161413T_{t[7,93]} + 0,424803Ps_{t[-6,24]} \quad (55)$$

em que \hat{C}_t representa o estimador do consumo industrial de energia elétrica a longo prazo e os valores entre colchetes representam a estatística *t* das estimativas.

Pela equação (55), observou-se que a demanda industrial de energia elétrica responde ao nível de renda das indústrias com uma elasticidade muito elevada, de aproximadamente 1,90.

Em outras palavras, um aumento de 1% na renda das indústrias induz uma elevação de 1,90% na quantidade demandada de energia elétrica industrial. Este valor foi muito superior ao encontrado nos setores residencial e comercial, corroborando com a literatura. Valores semelhantes foram encontrados na literatura, tais como; 1,36 de Modiano (1984), 1,92 de Schmidt e Lima (2004), 1,59 para Minas Gerais de Mattos (2005), e para Nordeste os valores de 1,18 e 1,20 de Siqueira et al (2006) e Irffi et al (2009) respectivamente.

A elasticidade-tarifa da demanda industrial encontrada foi de aproximadamente -1,16, indicando que um aumento de 1% na tarifa comercial induz uma diminuição de 1,16% na quantidade demandada de energia elétrica comercial. Este valor, em magnitude, é superior aos valores encontrados para a elasticidade-tarifa do setor residencial (-0,61) e do setor comercial (-0,86), indicando que a demanda industrial de energia elétrica também sofre mais influência da tarifa industrial do que a demanda dos outros setores sofrem com suas tarifas. Comparando com outros trabalhos sobre o setor industrial, a estimativa encontrada é superior às encontradas por Modiano (1984), de -0,222, por Schmidt e Lima (2004), de -0,545, por Mattos (2005), de -0,489.

A elasticidade preço de bens substitutos representada pelo índice IPA-OG Combustíveis e Lubrificantes foi de 0,42, sendo de acordo com a teoria econômica. Este resultado indica que um aumento de 1% nos preços dos combustíveis e lubrificantes induz um aumento de 0,42% na demanda industrial de energia elétrica. Este valor é similar aos valores encontrados na literatura; para Minas Gerais, Mattos et al (2005) encontrou o valor de 0,28; para o Nordeste, Siqueira et al (2006) encontraram o valor de 0,174, e Irffi et al (2009) de 0,56. A Tabela 23 apresenta algumas estatísticas do modelo final ajustado.

Tabela 23 - Qualidade de ajuste e testes de diagnóstico do modelo VCE referente ao setor industrial

Qualidade do ajuste		
$R^2 = 0,12$	$R^2_{ajustado} = 0,08$	$Teste F = 2,47$
Testes de diagnóstico		
Testes	Estatística de teste	P-valor
Autocorrelação (1ª lag)	17,87617	0,3312
Autocorrelação (2ª lag)	12,99535	0,6731
Autocorrelação (3ª lag)	12,73172	0,6923
Autocorrelação (4ª lag)	13,49274	0,6364
Autocorrelação (5ª lag)	25,19482	0,0665
Normalidade (Curtose)	12,74589	0,0126
Norm. (Assimetria)	9,718716	0,0454
Norm. (Jarque-Bera)	22,4646	0,0041
Heterocedasticidade	29,80845	0,4755

Fonte: Elaboração própria.

Os baixos valores do R^2 e $R^2_{ajustado}$ apresentados na Tabela 23 mostram que o modelo não se ajustou bem aos dados. A estatística encontrada pelo teste F (2,47) mostrou-se significativa a 5%, indicando que o modelo é relevante para explicar o comportamento da demanda industrial de energia elétrica. O teste realizado para verificar a autocorrelação serial dos erros indicou, a um nível de significância de 5%, que não há autocorrelação serial até o lag 5. Todos os componentes do teste de Cholesky concluem que existe evidências para rejeitar a hipótese de normalidade dos erros. O teste de White indicou que, a um nível de 5% de significância, há evidências para não rejeitar a hipótese de que os erros são homocedásticos.

A equação do modelo VCE referente à variável demanda industrial de energia elétrica pode ser descrita conforme a equação (56).

$$\Delta C_t = 0,019346 + 0,083013(C_{t-1} - 3,550134 - 1,902540Y_{t-1} + 1,191413T_{t-1} - 0,424803Ps_{t-1}) - 0,018242Dummy_Rac \quad (56)$$

O peso com que a relação de cointegração influencia a demanda industrial de energia elétrica é dado pelo coeficiente de ajustamento estimado (aproximadamente de 0,08). Essa estimativa indica que aproximadamente 8% da discrepância entre o valor efetivo e o valor de longo prazo são corrigidos a cada ano. Portanto, o setor industrial levaria de doze a treze anos para ajustar a demanda de energia elétrica a eventuais choques nas variáveis.

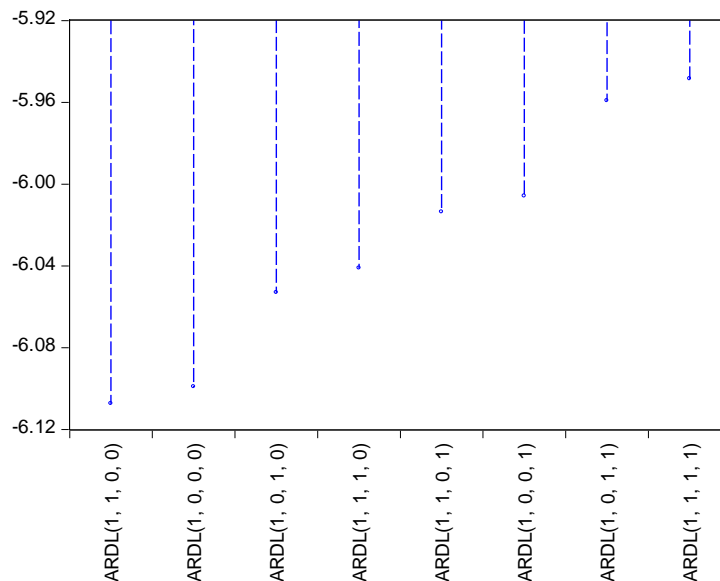
5.2 Modelos ARDL

5.2.1 Modelo ARDL Residencial

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 3 da subseção anterior, pode-se concluir que nenhuma das séries que compõe o segmento residencial são integradas com ordem igual ou mais que 2. Com isto, pode-se aplicar o método de cointegração de Pesaran para o modelo ARDL residencial, dado que esta metodologia exige que as séries sejam integradas de ordem menor do que 2. Cabe ressaltar que a variável *dummy* utilizada na metodologia VCE também será utilizada nas estimações dos modelos ARDLs.

O primeiro passo para a construção do modelo ARDL residencial é testar se existe uma ou mais relações de longo prazo. Para isto, primeiramente deve-se selecionar o número ideal de defasagens para cada variável a se incluir no modelo. Este trabalho utiliza o critério de Schwarz para selecionar o número de defasagens de cada variável e considera o número máximo de defasagens igual a 1 dado que existem poucas observações. A Figura 2 apresenta os valores dos critérios de Schwarz para os diferentes modelos.

Figura 2 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena.

De acordo com a Figura 2, o número de defasagens ideal para cada variável é: 1 para a variável dependente (consumo residencial de energia elétrica) e para a variável renda; e 0 para a variável tarifa e preço de eletrodomésticos. Feito isto, o próximo passo é aplicar o teste de cointegração de Pesaran no modelo selecionado acima. A Tabela 24 apresenta o resultado para o teste de cointegração.

Tabela 24 - Resultado do teste de cointegração

Estatística F	Valores críticos limitrofes (95%)		Valores críticos limitrofes (90%)	
	I(0)	I(1)	I(0)	I(1)
Pesaran et al.(2001)	3,23	4,35	2,72	3,77
Narayan (2005)	3,54	4,80	2,93	4,02
$F_c(C Y, T, P_e) = 7,95$				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os valores críticos foram obtidos em Narayan (2005), p.1988, case III.

Portanto, a um nível de 5% de significância pode-se afirmar que existe uma relação de cointegração entre as séries do segmento residencial. A Tabela 25 apresenta as elasticidades a longo prazo resultantes do modelo escolhido juntamente com uma série de testes de diagnóstico.

Nota-se que as elasticidades estimadas são relevantes a um nível de 5% de significância e possuem o sinal esperado de acordo com a teoria econômica. É importante salientar que as elasticidades resultantes do ARDL residencial são muito semelhantes às encontradas no VCE residencial. A elasticidade-renda encontrada no VCE foi de 0,50, enquanto que a encontrada no ARDL foi de 0,486. A elasticidade-tarifa do VCE foi de -0,61, e do ARDL foi de -0,605. A

elasticidade-preço substituto representado pelo índice de preços de eletrodomésticos foi de -0,24 no VCE, e de -0,237 no ARDL. Estas estimativas mostram que os modelos estimados são robustos. Os altos valores do R^2 e R^2 Ajustado mostram que o modelo se ajustou bem aos dados. Finalmente, os testes de diagnóstico realizados verificam que os resíduos são normais, não correlacionados serialmente e não heterocedásticos.

Tabela 25 - Análises do ARDL estimado

Painel A: Coeficientes de longo-prazos para o ARDL(1,1,0,0)					
Variáveis	c	Y	T	Pe	Dummy_Rac
Coeficiente	3,976	0,486	-0,605	-0,237	-0,287
Estatística T	2,068	2,044	-4,477	-4,981	-3,833
P-Valor	0,046	0,049	0,000	0,000	0,000
Painel B: Testes de diagnóstico para o ARDL(1,1,0,0)					
Estatísticas	Estatística calculada	Estatística de teste		P- valor	
R^2	0,999	-		-	
R^2 Ajustado	0,998	-		-	
Autocorrelação serial	-	0,99		0,45	
Normalidade	-	0,08		0,958	
Heterocedasticidade	-	2,26		0,062	

Fonte: Elaboração própria.

Nota 1: O teste para verificar a autocorrelação serial foi o teste LM de Breusch-Godfrey, o teste para a normalidade foi o de Jarque-Bera e para a heterocedasticidade foi o teste de Harvey.

Nota 2: *Dummy_Rac* representa a variável dummy que capta o racionamento de energia elétrica feito no Brasil em 2001 e 2002.

A dinâmica de curto prazo da relação de equilíbrio é obtida através do modelo de correção de erros descrito na equação (9). Os resultados desta dinâmica estão dispostos na Tabela 26. Como esperado, as elasticidades de curto prazo são menores em valor absoluto do que as de longo prazo, e permanecem relevantes a um nível de 5% de significância (exceto a elasticidade renda).

Tabela 26 - Representação do modelo de correção de erros ARDL

Variáveis	Coeficiente	Estatística T	P-Valor
ΔY_t	-0,145	-1,256	0,218
ΔT_t	-0,098	-3,489	0,001
ΔPe_t	-0,038	-3,977	0,000
$\Delta Dummy_Rac$	-0,047	-6,613	0,000
EC_{t-1}	-0,163	-5,621	0,000

Fonte: Elaboração própria.

Nota: A variável dependente é ΔC_t .

A equação do modelo ARDL residencial referente à variável demanda residencial de energia elétrica pode ser descrita conforme a equação (57):

$$\Delta C_t = -0,145\Delta Y_t - 0,098\Delta T_t - 0,038\Delta Pe_t - 0,046\Delta Dummy_Rac_t - 0,163(C_{t-1} - 3,976 - 0,486Y_{t-1} + 0,605T_{t-1} + 0,237Pe_{t-1} + 0,287Dummy_Rac_{t-1}) \quad (57)$$

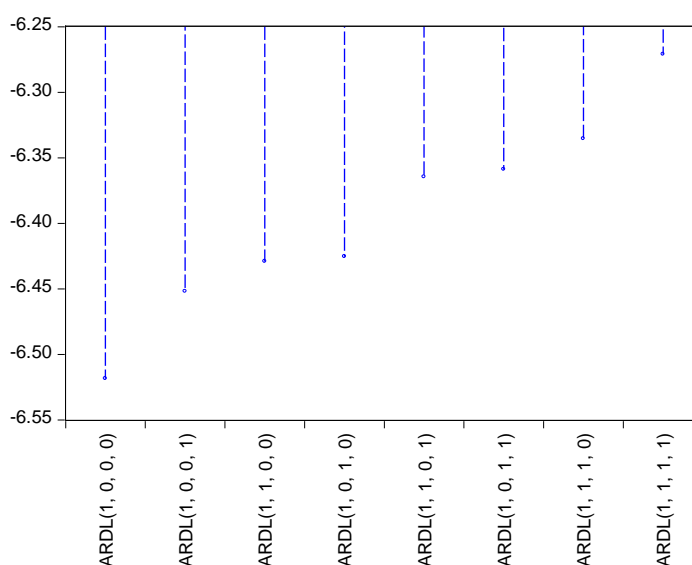
O peso com que o desvio da relação de cointegração influencia a demanda residencial de energia elétrica é dado pelo coeficiente de ajustamento estimado (-0,163), indicando que aproximadamente 16,30% da discrepância entre o valor efetivo e o valor de longo prazo são corrigidos a cada ano. Esta estimativa, que é muito próxima à encontrada no modelo VCE residencial (-0,185) indica que o setor residencial levaria um pouco mais de seis anos para ajustar a demanda residencial de energia elétrica a eventuais choques nas variáveis.

5.2.2 Modelo ARDL Comercial

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 9 da subseção anterior, pode-se concluir que nenhuma das séries que compõe o segmento comercial são integradas com ordem igual ou mais que 2. Com isto, pode-se aplicar o método de cointegração de Pesaran para o modelo ARDL comercial, dado que esta metodologia exige que as séries sejam integradas de ordem menor do que 2. Cabe ressaltar que a variável *dummy* utilizada na metodologia VCE também será utilizada nas estimações dos modelos ARDLs.

O próximo passo é testar se existe cointegração entre as séries do segmento comercial. A Figura 3 apresenta o critério de Schwarz para modelos com diferentes defasagens (defasagem máxima igual a um).

Figura 3 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Utilizou-se a variável dummy do racionamento de energia como variável exógena.

Pela Figura 3 pode-se concluir que o modelo deve incluir apenas uma defasagem para a variável dependente (consumo comercial de energia elétrica) e nenhum para as demais

variáveis, ou seja, um ARDL(1,0,0,0). A Tabela 27 apresenta o resultado do teste de cointegração de Pesaran com base no modelo apontado pelo critério de Schwarz.

Tabela 27 - Resultado do teste de cointegração

Estatística F	Valores críticos limítrofes (95%)		Valores críticos limítrofes (90%)	
	I(0)	I(1)	I(0)	I(1)
Pesaran et al.(2001)	3,23	4,35	2,72	3,77
Narayan (2005)	3,54	4,80	2,93	4,02
$F_c(C Y, T, P_g) = 3,49$				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os valores críticos foram obtidos em Narayan (2005), p.1988, case III.

A um nível de 5% de significância pode-se afirmar que o teste de cointegração não rejeita a hipótese de haver nenhuma relação de cointegração. A Tabela 28 apresenta as elasticidades a longo prazo resultantes do modelo escolhido juntamente com uma série de testes de diagnóstico.

Tabela 28 - Análises do ARDL estimado

Painel A: Coeficientes de longo-prazos para o ARDL(1,0,0,0)					
Variáveis	c	Y	T	Pe	Dummy_Rac
Coeficiente	2,097	0,757	-0,609	-0,253	-0,352
Estatística T	0,676	2,034	-2,439	-2,727	-2,223
P-Valor	0,503	0,05	0,020	0,010	0,033
Painel B: Testes de diagnóstico para o ARDL(1,0,0,0)					
Estatísticas	Estatística calculada	Estatística de teste		P- valor	
R^2	0,999	-		-	
R^2 Ajustado	0,999	-		-	
Autocorrelação serial	-	6,52		0,000	
Normalidade	-	0,05		0,973	
Heterocedasticidade	-	4,59		0,002	

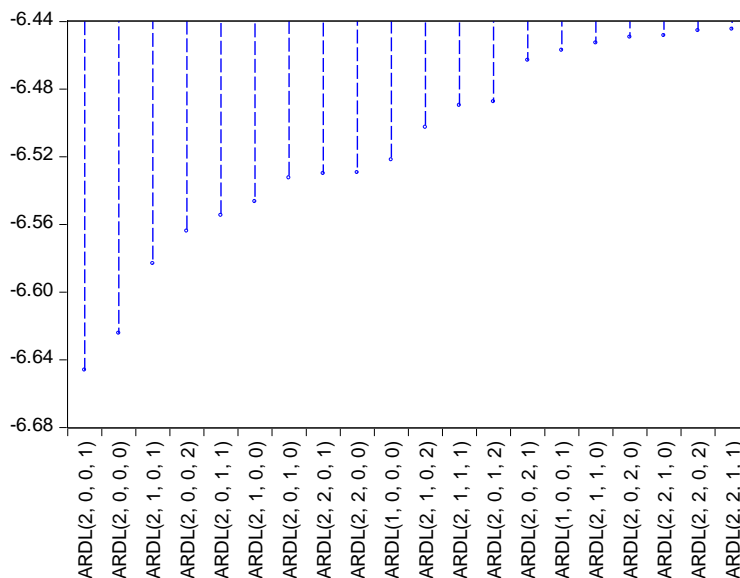
Fonte: Elaboração própria.

Nota 1: O teste para verificar a autocorrelação serial foi o teste LM de Breusch-Godfrey, o teste para a normalidade foi o de Jarque-Bera e para a heterocedasticidade foi o teste de Harvey.

Nota 2: *Dummy_Rac* representa a variável dummy que capta o racionamento de energia elétrica feito no Brasil em 2001 e 2002.

Apesar das elasticidades estimadas serem relevantes a um nível de 5% de significância e dos altos valores de R^2 e R^2 Ajustado, este modelo apresenta forte autocorrelação serial dos resíduos e heterocedasticidade dos mesmos. Quando acontece isto, a literatura aconselha aumentar o número de defasagens das variáveis com o intuito de captar esta autocorrelação. Portanto, este trabalho faz o exercício de aumentar para dois o número máximo de defasagens das variáveis no modelo ARDL comercial. A Figura 4 apresenta os resultados.

Figura 4 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena.

O melhor modelo segundo o critério de Schwarz seria o ARDL(2,0,0,1), ou seja, duas defasagens para a variável dependente e uma defasagem para a variável explicativa de preço dos equipamentos elétricos. A Tabela 29 apresenta o resultado para o teste de cointegração.

Tabela 29 - Resultado do teste de cointegração

Estatística F	Valores críticos limitrofes (95%)		Valores críticos limitrofes (90%)	
	I(0)	I(1)	I(0)	I(1)
Pesaran et al.(2001)	3,23	4,35	2,72	3,77
Narayan (2005)	3,54	4,80	2,93	4,02
$F_c(C Y, T, P_g) = 5,55$				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os valores críticos foram obtidos em Narayan (2005), p.1988, case III.

A 5% de significância pode-se afirmar que existe uma relação de cointegração no modelo ARDL(2,0,0,1). A Tabela 30 apresentam as elasticidades a longo prazo resultantes do modelo ajustado e os testes de diagnóstico.

Nota-se que apenas a elasticidade-renda é significativa a um nível de 10%, as demais são todas significativas a 5%. As elasticidades resultantes do ARDL comercial são semelhantes às encontradas no VCE comercial. A elasticidade-renda encontrada no VCE foi de 0,77 (no primeiro modelo ARDL comercial a estimativa foi de aproximadamente 0,76) enquanto que a encontrada no ARDL foi de 0,585. A elasticidade-tarifa do VCE foi de -0,86, e do ARDL foi de -0,84. A elasticidade-preço substituto representado pelo índice de preços de materiais elétricos foi de -0,20 no VCE, e de -0,253 no ARDL. Estas estimativas mostram que os modelos

estimados são robustos. Os altos valores do R^2 e R^2 Ajustado mostram que o modelo se ajustou bem aos dados e, finalmente, os testes de diagnóstico realizados verificam que os resíduos são normais, não correlacionados serialmente e não heterocedásticos.

Tabela 30 - Análises do ARDL estimado

Painel A: Coeficientes de longo-prazos para o ARDL(2,0,0,1)					
Variáveis	c	Y	T	Pe	Dummy_Rac
Coeficiente	3,836	0,585	-0,843	-0,253	-0,325
Estatística T	1,559	2,015	-4,199	-3,891	-3,188
P-Valor	0,129	0,052	0,000	0,000	0,003
Painel B: Testes de diagnóstico para o ARDL(2,0,0,1)					
Estatísticas	Estatística calculada	Estatística de teste		P- valor	
R^2	0,999	-		-	
R^2 Ajustado	0,999	-		-	
Autocorrelação serial	-	1,38		0,262	
Normalidade	-	2,59		0,273	
Heterocedasticidade	-	1,87		0,109	

Fonte: Elaboração própria.

Nota 1: O teste para verificar a autocorrelação serial foi o teste LM de Breusch-Godfrey, o teste para a normalidade foi o de Jarque-Bera e para a heterocedasticidade foi o teste de Harvey.

Nota 2: *Dummy_Rac* representa a variável dummy que capta o racionamento de energia elétrica feito no Brasil em 2001 e 2002.

A dinâmica de curto prazo da relação de equilíbrio é obtida através do modelo de correção de erros descrito na equação (9). Os resultados da dinâmica de curto prazo do ARDL(2,0,0,1) comercial estão dispostos na Tabela 31. Como esperado, as elasticidades de curto prazo são menores em valor absoluto do que as de longo prazo, e permanecem relevantes a um nível de 5% de significância (exceto a elasticidade-renda).

Tabela 31- Representação do modelo de correção de erros ARDL

Variáveis	Coeficiente	Estatística T	P-Valor
ΔC_{t-1}	-0,332	-3,144	0,003
ΔY_t	0,077	1,449	0,157
ΔT_t	-0,111	-3,423	0,001
ΔPe_t	-0,009	-0,828	0,413
$\Delta Dummy_Rac$	-0,043	-7,146	0,000
EC_{t-1}	-0,132	-4,024	0,000

Fonte: Elaboração própria.

A equação do modelo ARDL comercial referente à variável demanda comercial de energia elétrica pode ser descrita conforme a equação (58):

$$\Delta C_t = -0,332\Delta C_{t-1} + 0,077\Delta Y_t - 0,111\Delta T_t - 0,009\Delta Pe_t - 0,043\Delta Dummy_Rac_t - 0,132(C_{t-1} - 3,836 - 0,585Y_{t-1} + 0,843T_{t-1} + 0,253Pe_{t-1} + 0,325Dummy_Rac_{t-1}) \quad (58)$$

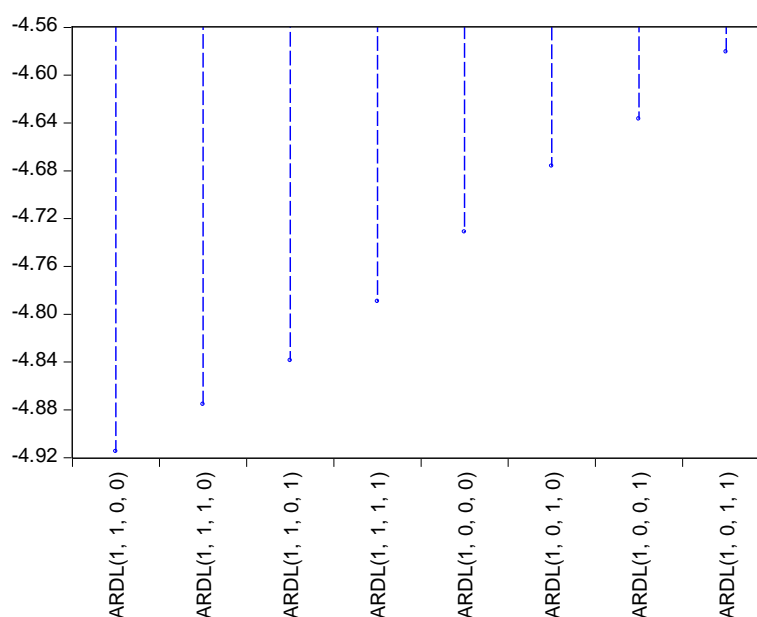
O peso com que o desvio da relação de cointegração influencia a demanda comercial de energia elétrica é dado pelo coeficiente de ajustamento estimado (-0,132), indicando que aproximadamente 13,20% da discrepância entre o valor efetivo e o valor de longo prazo são corrigidos a cada ano. Esta estimativa, que é muito semelhante a encontrada no modelo VCE comercial (-0,131) indica que o setor comercial levaria de sete a oito anos para ajustar a demanda comercial de energia elétrica a eventuais choques nas variáveis.

5.2.3 Modelo ARDL Industrial

Os resultados apresentados na Tabela 15 da subseção anterior mostram que nenhuma das séries que compõe o segmento industrial são integradas com ordem igual ou maior que 2, logo, é possível aplicar o método de cointegração de Pesaran para o modelo ARDL industrial.

A seleção do número ideal de defasagens para cada variável a se incluir no teste de cointegração é apresentada na Figura 5. Como nos outros modelos, utiliza-se o critério de Schwarz para selecionar o número de defasagens de cada variável considerando o número máximo de defasagens igual a 1 dado que existem poucas observações.

Figura 5 - Seleção do número ideal de defasagens para o teste de cointegração



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Utilizou-se a variável *dummy* do racionamento de energia como variável exógena.

O número de defasagens ideal para cada variável, de acordo com o critério de Schwarz, é: 1 para a variável dependente (consumo industrial de energia elétrica) e para a variável renda; e 0 para a variável tarifa e preço de bens substitutos, representado pelo índice de preço de combustíveis e lubrificantes. Visto qual modelo se ajusta melhor aos dados, torna-se necessário a verificação da existência de cointegração ou não. A Tabela 32 apresenta o resultado para o teste de cointegração.

Tabela 32 - Resultado do teste de cointegração

Estatística F	Valores críticos limitrofes (95%)		Valores críticos limitrofes (90%)	
	I(0)	I(1)	I(0)	I(1)
Pesaran et al.(2001)	3,23	4,35	2,72	3,77
Narayan (2005)	3,54	4,80	2,93	4,02
$F_c(C Y, T, P_s) = 2,54$				

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os valores críticos foram obtidos em Narayan (2005), p.1988, case III.

Portanto, a um nível de 5% de significância pode-se afirmar que não existe relação de cointegração entre as séries do segmento industrial. Este resultado vai contra o resultado encontrado pela metodologia VCE, a qual verifica a existência de uma relação de cointegração entre as variáveis. A Tabela 33 apresenta as estatísticas do modelo ARDL(1,1,0,0) ajustado e alguns testes de diagnóstico. Y_t

Tabela 33 - Representação do modelo ARDL(1,1,0,0)

Painel A: Coeficientes para o ARDL(1,1,0,0)			
Variáveis	Coefficiente	Estatística T	P-Valor
C_{t-1}	0,903	15,16	0,000
Y_t	0,571	4,66	0,000
Y_{t-1}	-0,451	-3,16	0,003
T_t	-0,012	-0,21	0,837
Ps_t	0,017	0,84	0,409
<i>Dummy_Rac</i>	-0,022	-1,68	0,103
c	0,275	1,33	0,194
Painel B: Testes de diagnóstico para o ARDL(1,1,0,0)			
Estatísticas	Estatística calculada	Estatística de teste	P-Valor
R^2	0,993	-	-
R^2 Ajustado	0,992	-	-
Autocorrelação serial	-	0,63	0,70
Normalidade	-	5,03	0,08
Heterocedasticidade	-	2,84	0,03

Fonte: Elaboração própria.

Nota 1: O teste para verificar a autocorrelação serial foi o teste LM de Breusch-Godfrey, o teste para a normalidade foi o de Jarque-Bera e para a heterocedasticidade foi o teste de Harvey.

Nota 2: *Dummy_Rac* representa a variável dummy que capta o racionamento de energia elétrica feito no Brasil em 2001 e 2002.

Nota-se que apenas os coeficientes estimados do consumo defasado em um tempo, a renda e a renda defasada em um tempo são relevantes a um nível de 5% de significância, possuindo o sinal esperado de acordo com a teoria econômica. Os altos valores do R^2 e $R^2_{Ajustado}$ mostram que o modelo se ajustou bem aos dados. Os testes de diagnóstico realizados verificam que os resíduos são normais, não correlacionados serialmente e não heterocedásticos.

A equação do modelo ARDL industrial referente à variável demanda industrial de energia elétrica pode ser descrita conforme a equação (59):

$$C_t = 0,275 + 0,903C_{t-1} + 0,571Y_t - 0,451Y_{t-1} - 0,012T_t + 0,017Ps_t - 0,022Dummy_{Rac} + \varepsilon_t \quad (59)$$

O modelo ARDL industrial apresentou características diferentes comparado ao VCE industrial, o que não aconteceu nos casos residencial e comercial. A relação de cointegração encontrada no modelo VCE industrial foi significativa a 10% apenas, o que mostra que há incerteza sobre qual modelo ajustar.

5.3 Modelos Estruturais

5.3.1 Modelo Estrutural Residencial

Como os modelos estruturais não precisam que as variáveis sejam estacionárias, torna-se conveniente estimar a demanda de eletricidade utilizando o TVP pelo fato deste modelo conseguir detectar fatores dinâmicos nos parâmetros (SMERAL e SONG; 2015). Quando os parâmetros estimados de um modelo são instáveis, é aconselhado utilizar o modelo TVP ao invés de aumentar a complexidade da estimação aumentando o número de fatores explicativos (ISAI AH ET AL., 2015). Segundo Wang e Mogi (2017), a maioria dos modelos TVP com filtro de Kalman não fornece testes estatísticos de adequabilidade do modelo e possíveis outros testes de diagnóstico. Os critérios de Akaike e de Schwarz são amplamente utilizados para fornecer estatísticas de ajuste do modelo, e serão usados para a comparação dos modelos estruturais.

Em ordem para estimar o TVP representado pelas equações (18)-(22), a literatura especializada recomenda a utilização dos dois métodos de estimação dos hiperparâmetros: o estimador de máxima verossimilhança e pelo método de otimização do amostrador de Gibbs (INGLESI-LOTZ, 2011; ARISOY E OZTURK, 2014 e WANG E MOGI, 2017). Deve ser salientado que para o método de otimização do amostrador de Gibbs foram consideradas a

priori distribuições Gamas Inversas com médias 1 e variâncias 1000, buscando ser uma *a priori* não informativa, como recomendado por Petris (2015). Para ter certeza de que esta *a priori* é não informativa foi feito um experimento disposto no Anexo I.

A Tabela 34 apresenta as estimações do TVPs em questão para os dois métodos de estimação.

Tabela 34 - Estimativas dos modelos estruturais obtidos pelos dois métodos de estimação

Parâmetros (Estado Final)	TVP 1 (EMV)	TVP 2 (GIBBS)
Y_t	0,82*	0,55
T_t	-0,009	0,31
Pe_t	-0,03	0,25
Constante	-0,27	0,18
Log-Verossimilhança	117,9056	42,5199
AIC	-227,8112	-77,0398
BIC	-229,40296	-78,63156003
Valores dos hiperparâmetros estimados		
$\hat{\sigma}_v^2$	1,33532E-10	0,3407
$\hat{\sigma}_\mu^2$	1,66495E-05	0,4339
$\hat{\sigma}_{v_1}^2$	2,47289E-12	0,0923
$\hat{\sigma}_{v_2}^2$	4,69188E-05	0,2036
$\hat{\sigma}_{v_3}^2$	3,45294E-05	0,1982

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Valores com * significam ser significativos a 5%.

As estimativas das elasticidades apresentadas na Tabela 34 são os estados finais do filtro de Kalman. As elasticidades estimadas do TVP 1 estão todas de acordo com a teoria econômica, enquanto que as elasticidades tarifa e preço de eletrodomésticos do TVP 2 estão com sinais invertidos. De acordo com a Tabela 34, apenas o coeficiente para a variável renda foi significativa no modelo estrutural 1 (modelo que utiliza o método de máxima verossimilhança para determinar os hiperparâmetros). Já para o modelo 2 não houve nenhuma variável significativa em um nível de significância de 5%.

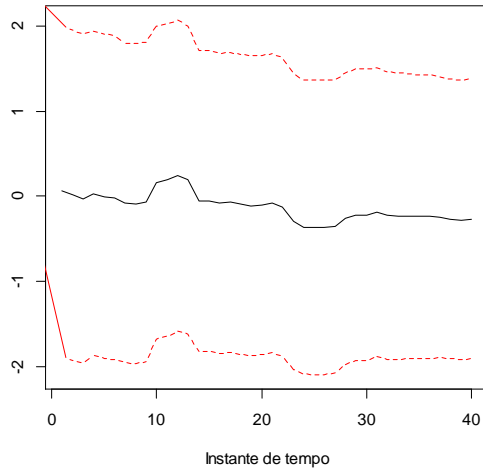
Nota-se que os valores estimados dos hiperparâmetros são claramente diferentes, sendo que os estimados pela máxima verossimilhança apresentaram pequenas magnitudes enquanto que os estimados pelo amostrador de Gibbs apresentaram grandes magnitudes. Os valores da Log-Verossimilhança, do critério de Akaike (AIC) e do critério de Schwarz (BIC) sugerem que o modelo que melhor se adequa aos dados é o modelo estrutural 1.

A teoria econômica sugere que as magnitudes das elasticidades da demanda provavelmente não permanecem constantes ao longo do tempo, pois a natureza da demanda de eletricidade e os gostos dos consumidores variam no tempo (WANG e MOGI; 2017). Por isto,

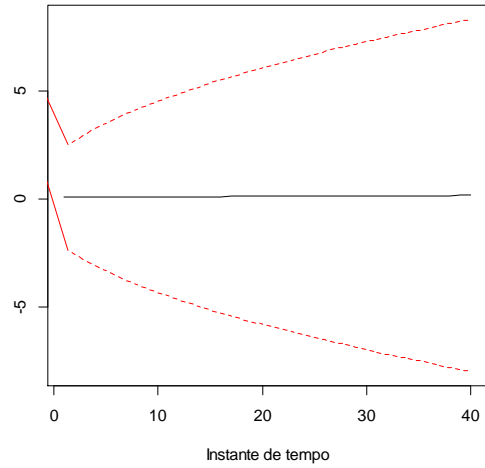
torna-se importante avaliar as elasticidades estimadas ao longo do tempo. As Figuras 6-9 apresentam a evolução das elasticidades dos dois modelos anteriores ao longo do tempo.

Figura 6 - Evolução do intercepto nos modelos estruturais

6(a) – Modelos estrutural 1 (EMV)



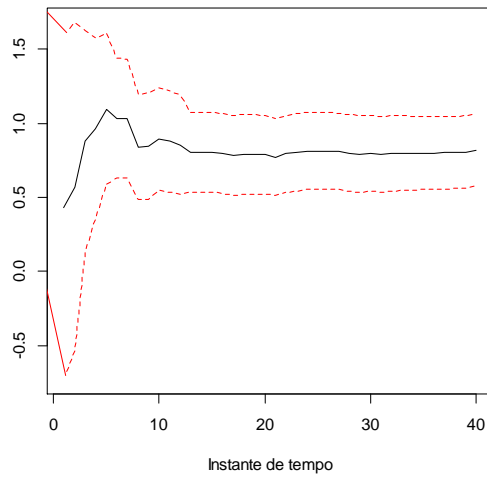
6(b) – Modelo estrutural 2 (GIBBS)



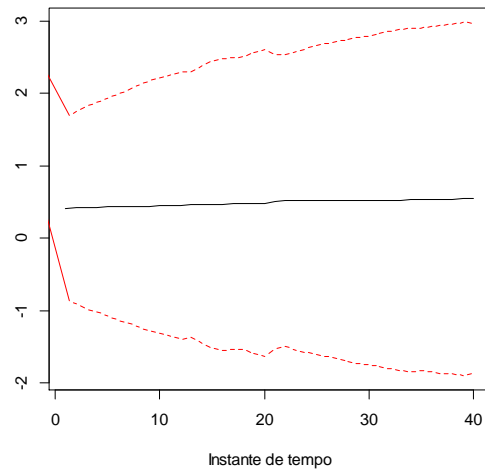
Fonte: Elaboração própria.

Figura 7 - Evolução da renda nos modelos estruturais

7(a) – Modelos estrutural 1 (EMV)



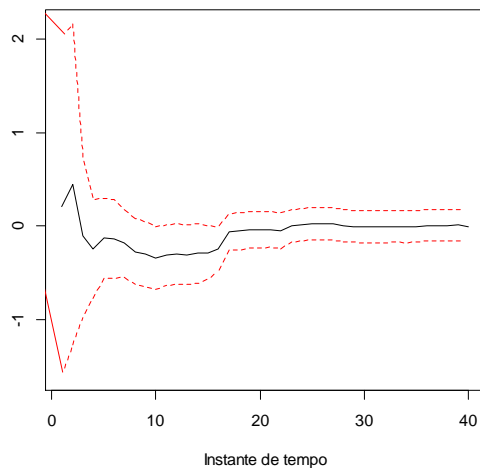
7(b) – Modelo estrutural 2 (GIBBS)



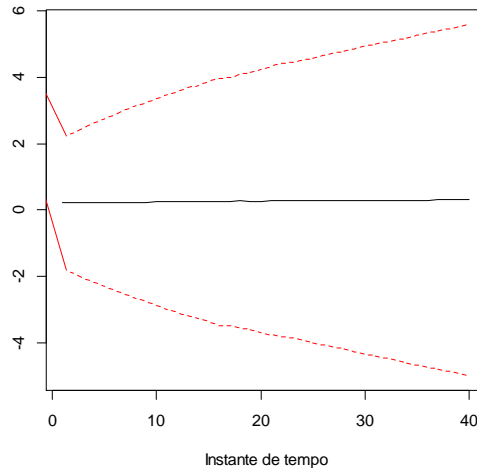
Fonte: Elaboração própria.

Figura 8 - Evolução da tarifa nos modelos estruturais

8(a) – Modelos estrutural 1 (EMV)



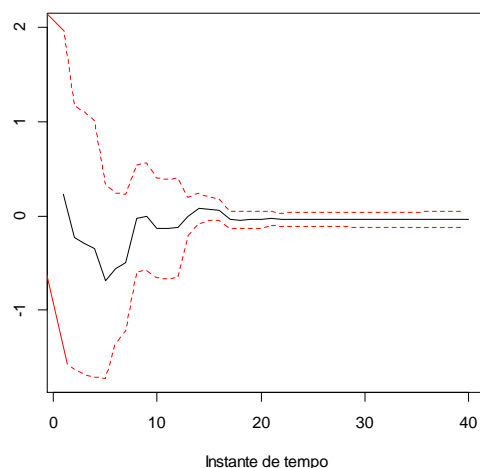
8(b) – Modelo estrutural 2 (GIBBS)



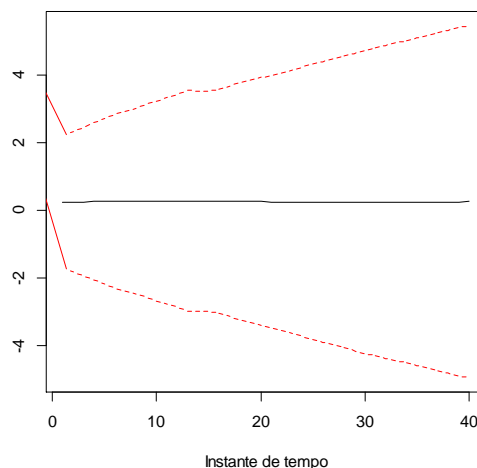
Fonte: Elaboração própria.

Figura 9 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos modelos estruturais

9(a) – Modelos estrutural 1 (EMV)



9(b) – Modelo estrutural 2 (GIBBS)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

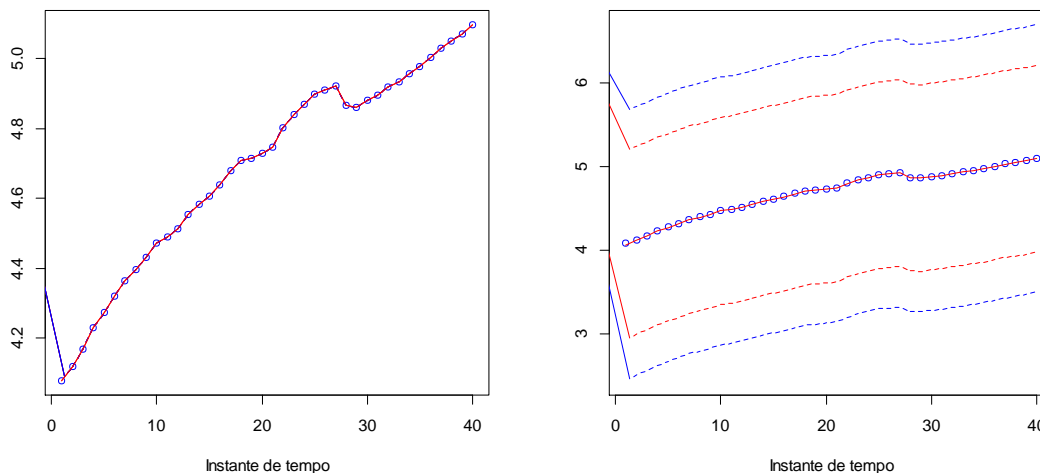
De acordo com as Figuras 6 – 9, pode-se notar que as elasticidades estão estáveis ao longo do tempo exceto para o termo de intercepto do TVP I. Este resultado é semelhante aos resultados dos trabalhos de Inglesi-Lotz (2011), Arisoy e Ozturk (2014) e Wang e Mogi (2017). Para ter mais esclarecimento sobre os TVPs ajustados, a Figura 10 apresenta um gráfico mostrando o ajuste do modelo frente às observações e seus respectivos intervalos de

credibilidade do nível (ajuste) e do modelo (que é o intervalo de credibilidade do ajuste mais a variabilidade das observações σ_v^2).

Figura 10 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade

10(a) – Modelos estrutural 1 (EMV)

10(b) – Modelo estrutural 2 (GIBBS)



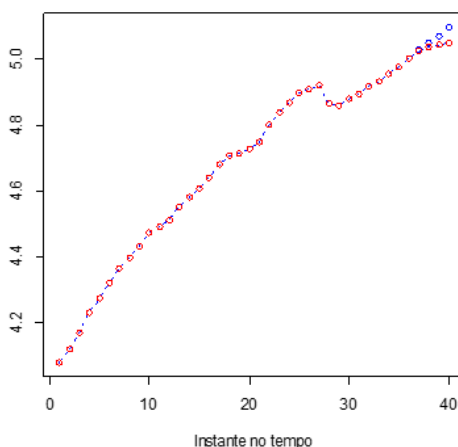
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pela Figura 10(a) é possível notar que os intervalos de credibilidade do TVP I estão degenerados, ou seja, possuem valores levemente diferentes do valor do nível do processo. Isto possivelmente se deve pelo pequeno valor encontrado da estimativa de σ_v^2 . Nota-se pela Figura 10(b) que os intervalos de credibilidade estão muito afastados do nível do processo. Isto se deve aos altos valores estimados dos hiperparâmetros, provocando uma aleatoriedade demasiadamente alta no TVP II.

Dado ao alto grau de ajuste de ambos os modelos, este trabalho opta por fazer uma análise preditiva dos modelos estruturais de modo a se obter mais informações sobre qual modelo utilizar. Foram retirados os últimos 4 valores de cada série, ou seja, as observações de 2010 a 2013, com o intuito de promover previsões com os TVPs para o logaritmo da demanda residencial de energia elétrica para comparar com o valor real. As Figuras 11 e 12 apresentam os valores previstos dos TVPs e seus intervalos de credibilidade face aos valores reais.

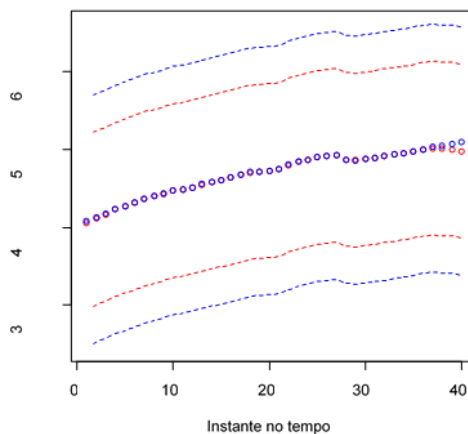
Figura 11 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Figura 12 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pode-se afirmar pelas Figuras 11 e 12 que os modelos apresentaram o *overfitting*, o modelo se adequou fortemente aos dados, gerando uma capacidade preditiva ruim. Os valores previstos pelo TVP I subestimaram os valores reais do logaritmo da demanda residencial de energia elétrica, possuindo o grave problema do intervalo de credibilidade do modelo não cobrir o caso real. Os valores previstos pelo TVP II também subestimaram os valores reais e, seus

intervalos de credibilidade para os valores de previsão não são informativos, pois não representam a variabilidade do processo estocástico.

Os resultados encontrados até aqui são semelhantes ao encontrados por Inglesi-Lotz (2011), Arisoy e Ozturk (2014) e Wang e Mogi (2017). Deve-se salientar que os autores não analisam a capacidade preditiva dos modelos ajustados e também não apresentam os valores ajustados dos mesmos frente aos valores reais.

Além destes dois TVPs estimados, foram estimados diversos outros TVPs seja mudando as *prioris* dos hiperparâmetros, seja fixando os erros de evolução das covariáveis em diferentes valores, ou seja, buscando uma nova configuração das covariáveis sem erro de evolução. Contudo nenhum TVP ajustado mostrou ser melhor do que os dois anteriormente apresentados.

Deste modo, foi estimado também o modelo estrutural de tendência, ou também chamado de modelo de tendência local (FRANCO ET AL, 2009). Este modelo não considera o efeito das variáveis explicativas e considera um termo de nível e um de tendência. O sistema de equações deste modelo é dado por (60) – (62).

$$\ln C_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (60)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + v_{\mu t} \quad (61)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + v_{\beta t} \quad (62)$$

O método de estimação para os hiperparâmetros foi pelo amostrador de Gibbs, com as mesmas *prioris* utilizadas nos modelos anteriores. Os resultados do modelo estrutural estão dispostos na Tabela 35.

Tabela 35 - Resultados da estimação do modelo de tendência local

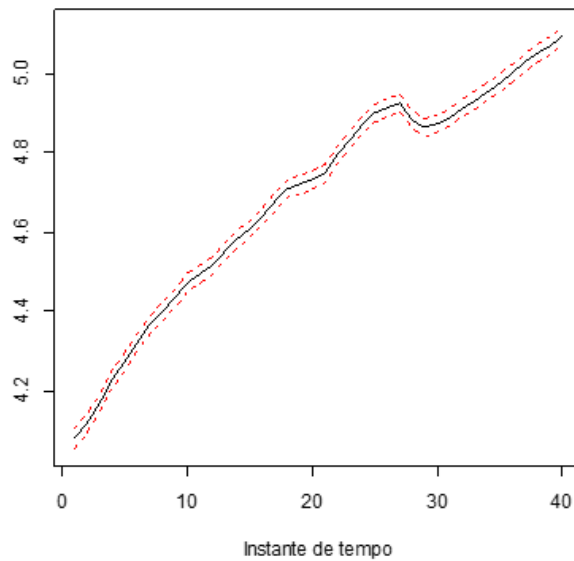
Parâmetros (Estado Final)	Modelo de tendência local
μ_t	5,0951*
β_t	0,0233
Log-Verossimilhança	111,1392
AIC	-218,2784
BIC	-215,8702
Valores dos hiperparâmetros estimados	
$\hat{\sigma}_v^2$	0,000168
$\hat{\sigma}_\mu^2$	0,000116
$\hat{\sigma}_\beta^2$	0,000102

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Valores com * significam ser significativos a 5%.

As estimativas das elasticidades apresentadas na Tabela 35 são os estados finais do filtro de Kalman. Comparando os valores da log-verossimilhança e os critérios de Akaike e Schwarz da Tabela 35 com os da Tabela 34, pode-se afirmar que o modelo de tendência local se ajustou melhor aos dados do que os demais modelos. As Figuras 13 e 14 apresentam a evolução dos estados do modelo de tendência local, sendo que é exposto o nível na Figura 13 e a tendência na Figura 14.

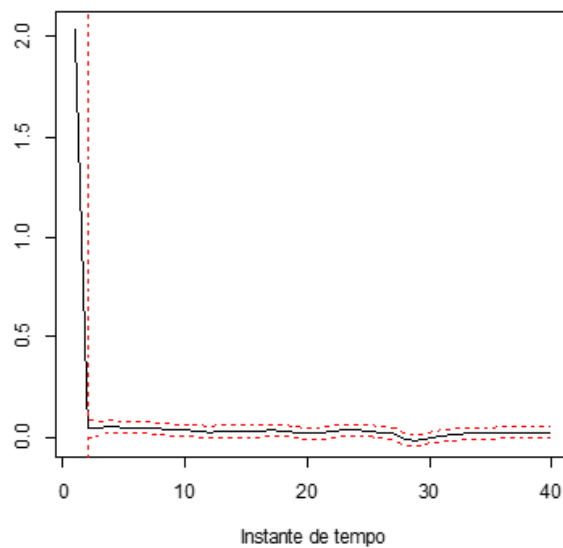
Figura 13 - Evolução do nível no modelo de tendência local



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 14 - Evolução da tendência no modelo de tendência local

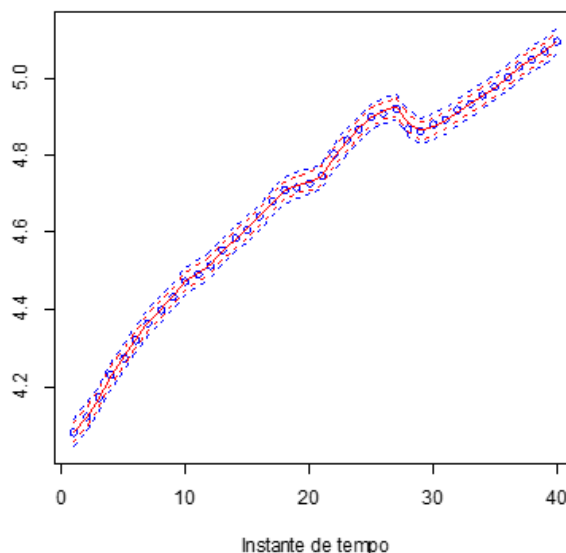


Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

De acordo com as Figuras 13 e 14 é possível afirmar que o estado do nível é significativo a um nível de 5% e o estado da tendência não. A Figura 15 apresenta o ajuste do modelo frente às observações e seus respectivos intervalos de credibilidade do nível (ajuste) e do modelo (que é o intervalo de credibilidade do ajuste mais a variabilidade das observações σ_v^2).

Figura 15 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade



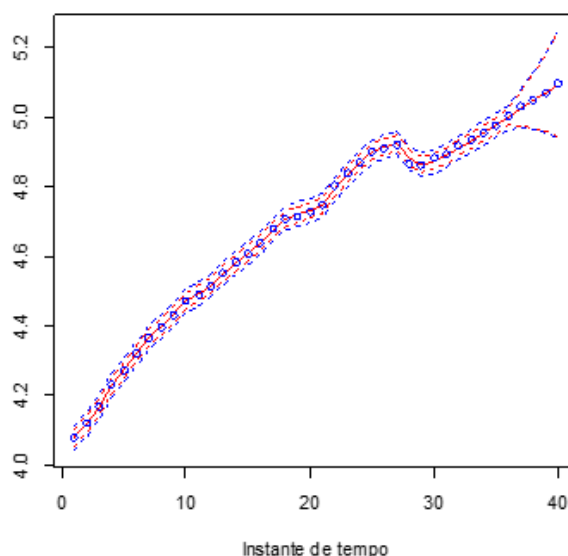
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pela Figura 15 é possível notar que o modelo se adequou bem aos dados e que, os intervalos de credibilidade para o modelo e para o nível condizem com o comportamento aleatório do modelo e dos dados.

Para não ser feita apenas a comparação dos modelos estruturais via log-verossimilhança e os critérios ótimo de decisão, serão analisados os desempenhos preditivos dos três modelos. Como no TVP I e TVP II, foram retirados os últimos 4 valores da série de demanda residencial de energia elétrica com o intuito de promover previsões com o modelo de tendência local. A Figura 16 apresenta os valores previstos do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade face aos valores reais.

Figura 16 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória vermelha representa os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pode-se afirmar a partir da Figura 16 que o modelo de tendência local apresenta um desempenho preditivo melhor do que os TVP I e II, dado que os valores previstos para a variável de interesse foram semelhantes aos valores reais e que o intervalo de credibilidade contemplou os valores reais. A Tabela 36 apresenta algumas medidas de desempenho preditivo dos modelos estruturais ajustados bem como suas estatísticas de qualidade de ajuste.

Tabela 36 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais

Desempenho preditivo	TVP I	TVP II	MTL
EQM	0,0266	0,0709	0,0035
EAM	0,0209	0,0603	0,0028
EAMP	0,0041	0,0119	0,0006
REQMP	0,0052	0,0139	0,0007
Qualidade de ajuste			
Log-Verossimilhança	117,9056	42,5199	111,1392
AIC	-227,811	-77,0398	-218,2784
BIC	-229,4030	-78,6316	-215,8702

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a Tabela 36, o TVP I foi o modelo que apresentou a melhor qualidade de ajuste, possuindo os menores valores para os critérios de informação de Akaike e de Schwarz. Contudo, quando se analisa o desempenho preditivo dos modelos, o modelo de

tendência local é o preferível dado aos menores valores de EQM, EAM, EAMP, REQMP. Deste modo, o modelo estrutural escolhido será o modelo de tendência local.

5.3.2 Modelo Estrutural Comercial

Serão ajustados para o segmento comercial os mesmos modelos estruturais ajustados para o segmento residencial com o intuito de promover comparações sobre os mesmos a fim de verificar qual modelo possui uma melhor qualidade de ajuste e um melhor desempenho preditivo.

Portanto, serão ajustados: o TVP I, o qual considera o método de estimação dos hiperparâmetros como o de máxima verossimilhança; o TVP II, o qual considera o amostrador de Gibbs como método de estimação dos hiperparâmetros e; o modelo estrutural de tendência local, o qual não incorpora nenhuma variável explicativa no modelo. As mesmas *a priori*s serão consideradas para o método de otimização do amostrador de Gibbs, sendo distribuições Gama Inversas com médias 1 e variância 1000.

A Tabela 37 apresenta as estimações dos três modelos estruturais em questão.

Tabela 37 - Resultado das estimações dos três modelos estruturais aplicados para o segmento comercial

Parâmetros (Estado Final)	TVP I	TVP II	MTL
Y_t	0,8*	0,52	-
T_t	-0,08	0,31	-
Pe_t	-0,03	0,24	-
Constante	-0,18	0,18	-
μ_t	-	-	4,92319*
β_t	-	-	0,02347*
Log-Verossimilhança	123,3275	-55,3985	119,5272
AIC	-238,6550	118,7970	-235,0544
BIC	-240,2468	117,2052	-235,8503
Valores dos hiperparâmetros estimados			
$\hat{\sigma}_v^2$	1,26E-10	0,6742	0,00014
$\hat{\sigma}_\mu^2$	0,00038	0,8475	-
$\hat{\sigma}_{v_2}^2$	4,14E-10	0,1816	-
$\hat{\sigma}_{v_3}^2$	8,34E-10	0,3971	-
$\hat{\sigma}_{v_4}^2$	1,52E-07	0,4196	-
$\hat{\sigma}_\mu^2$	-	-	7,59E-05
$\hat{\sigma}_\beta^2$	-	-	5,82E-05

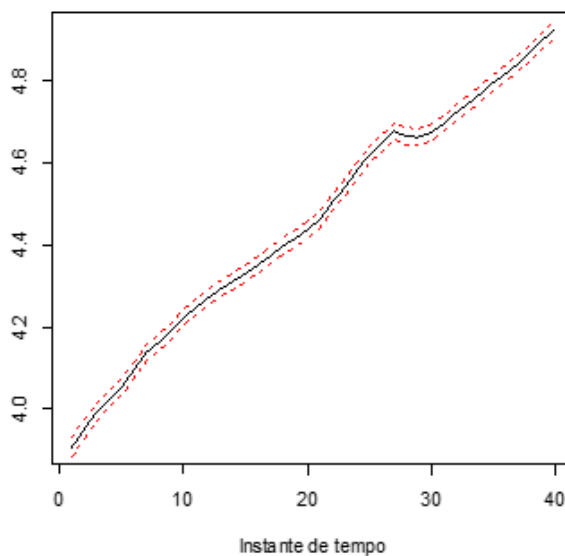
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Valores com * significam ser significativos a 5%.

Com base na Tabela 37, pode-se afirmar que o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o TVP I, dado os menores valores para os critérios de informação. Pode-se notar que para o TVP I, a única variável relevante ao modelo a um nível de 5% de significância é a renda dos

consumidores comerciais de energia elétrica, enquanto que para o TVP II nenhuma variável foi significativa ao modelo⁷. Para o modelo de tendência local, todos os estados são relevantes ao modelo a um nível de significância de 5%. As Figuras 17 e 18 apresentam a evolução dos estados do modelo de tendência local, sendo que é exposto o nível na Figura 17 e a tendência na Figura 18.

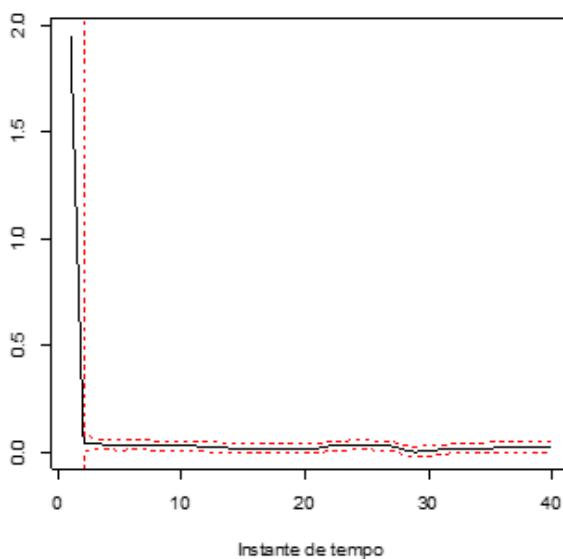
Figura 17 - Evolução do nível no modelo de tendência local



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 18 - Evolução da tendência no modelo de tendência local



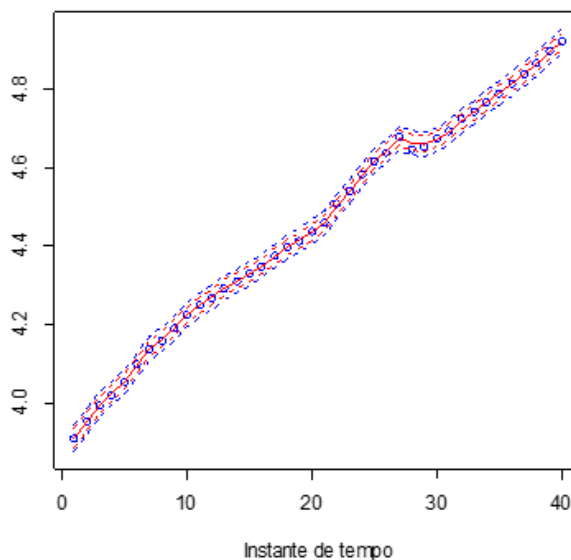
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

⁷ Para ver os gráficos de evolução dos estados dos modelos TVP I e TVP II ver Anexo II.

De acordo com as Figuras 17 e 18 é possível afirmar que ambos os estados são significativos a um nível de 5%. A Figura 19 apresenta o ajuste do modelo frente às observações e seus respectivos intervalos de credibilidade do nível e do modelo.

Figura 19 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade



Fonte: Elaboração própria.

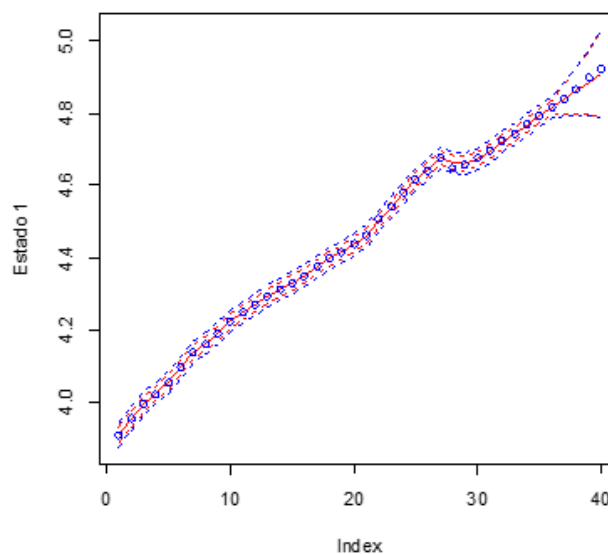
Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pela Figura 19 é possível notar que o modelo de tendência local se adequou melhor aos dados do que os TVPs I e II e que, os intervalos de credibilidade para o modelo e para o nível condizem com o comportamento aleatório do modelo e dos dados.

Analisados a qualidade de ajustamento dos modelos e a evolução de seus estados, resta apenas analisar os desempenhos preditivos dos modelos para decidir qual é o melhor modelo estrutural para as variáveis do segmento comercial. A Figura 20 apresenta os valores previstos do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade face aos valores reais.

Pode-se afirmar a partir da Figura 20 que o modelo de tendência local possui um bom desempenho preditivo, pois os valores previstos para a variável de interesse foram semelhantes aos valores reais e os intervalos de credibilidade contemplaram os valores reais. A Tabela 38 apresenta novamente as medidas de qualidade de ajuste e traz também as medidas de desempenho preditivo dos modelos estruturais ajustados.

Figura 20 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória vermelha representa os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Tabela 38 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais

Desempenho preditivo	TVP I	TVP II	MTL
EQM	0,0356	0,0682	0,0098
EAM	0,0284	0,0587	0,0079
EAMP	0,0058	0,0120	0,0016
REQMP	0,0072	0,0139	0,0020
Qualidade de ajuste			
Log-Verossimilhança	123,3275	-55,3985	119,5272
AIC	-238,655	118,797	-235,0544
BIC	-240,24676	117,20524	-235,85028

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a Tabela 38, o TVP I foi o modelo que apresentou a melhor qualidade de ajuste, possuindo os menos valores para os critérios de informação de Akaike e de Schwarz. Contudo, quando se faz a análise do desempenho preditivo dos modelos, o modelo de tendência local é o preferível dado aos menos valores de EQM, EAM, EAMP, REQMP. Deste modo, o modelo estrutural escolhido será, novamente, o modelo de tendência local.

5.3.3 Modelo Estrutural Industrial

Serão ajustados para o segmento industrial os mesmos modelos estruturais ajustados para os segmentos residencial e comercial de modo a promover comparações sobre os mesmos a fim de verificar qual modelo possui uma melhor qualidade de ajuste e um melhor desempenho preditivo. Portanto, serão ajustados novamente o TVP I, o qual considera o método de estimação dos hiperparâmetros como o de máxima verossimilhança; o TVP II, o qual considera o amostrador de Gibbs como método de estimação dos hiperparâmetros e; o modelo estrutural de tendência local, o qual não incorpora nenhuma variável explicativa no modelo. As mesmas *a priori* serão consideradas para o método de otimização do amostrador de Gibbs, sendo distribuições Gama Inversas com médias 1 e variância 1000.

A Tabela 39 apresenta as estimações dos três modelos estruturais em questão para o segmento industrial.

Tabela 39 - Resultado das estimações dos três modelos estruturais aplicados para o segmento industrial

Parâmetros (Estado Final)	TVP I	TVP II	MTL
Y_t	0,91*	0,78	-
T_t	0,09	0,96	-
Pe_t	0,03	0,45	-
Constante	3,16*	0,55	-
μ_t	-	-	5,2677*
β_t	-	-	4,30E-03
Log-Verossimilhança	114,3446	-22,91	99,9349
AIC	-220,6892	53,8200	-195,8698
BIC	-222,3249	52,1843	-196,6877
Valores dos hiperparâmetros estimados			
$\hat{\sigma}_v^2$	1,04E-08	0,241	2,50E-04
$\hat{\sigma}_\mu^2$	0,00050	0,303	-
$\hat{\sigma}_{v_1}^2$	1,39E-09	0,185	-
$\hat{\sigma}_{v_2}^2$	1,51E-10	0,146	-
$\hat{\sigma}_{v_3}^2$	8,69E-10	0,173	-
$\hat{\sigma}_{\beta_1}^2$	-	-	1,80E-04
$\hat{\sigma}_{\beta}^2$	-	-	1,21E-04

Fonte: Elaboração própria.

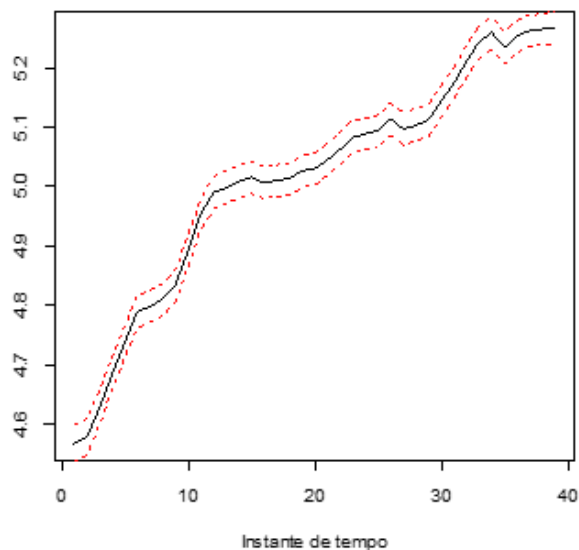
Nota: Valores com * significam ser significativos a 5%.

Com base na Tabela 39, pode-se afirmar que o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o TVP I, dados os menores valores para os critérios de informação. Pode-se notar que para o TVP I, as variáveis que foram relevantes ao modelo a um nível de 5% de significância foram a renda dos consumidores industriais de energia elétrica e o termo de intercepto, enquanto que para o TVP II nenhuma variável foi significativa ao modelo⁸. Para o modelo de tendência local,

⁸ Para ver os gráficos de evolução dos estados dos modelos TVP I e TVP II ver Anexo III.

apenas o termo de nível foi relevante ao modelo a um nível de significância de 5%. As Figuras 21 e 22 apresentam a evolução dos estados do modelo de tendência local, sendo que é exposto o nível na Figura 21 e a tendência na Figura 22.

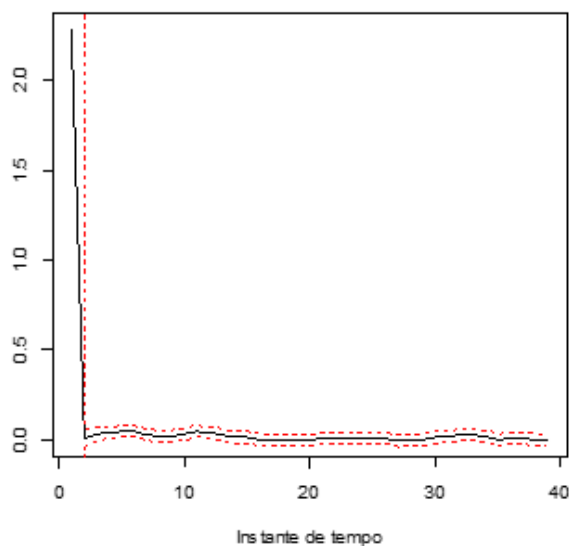
Figura 21 - Evolução do nível no modelo de tendência local



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 22 - Evolução da tendência no modelo de tendência local

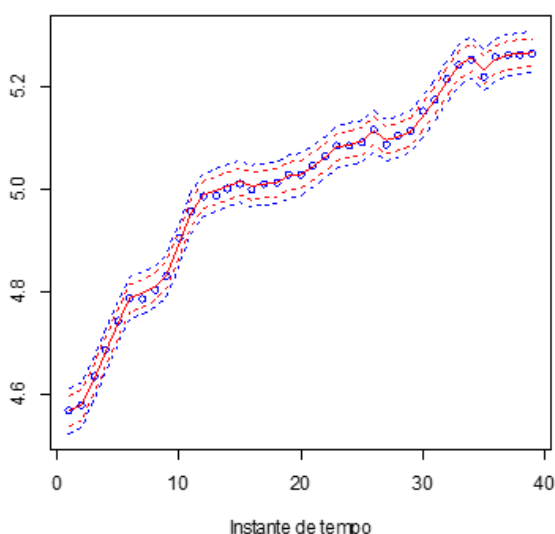


Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

De acordo com as Figuras 21 e 22 é possível afirmar que apenas o termo de nível é significativo ao modelo. A Figura 23 apresenta o ajuste do modelo frente às observações e seus respectivos intervalos de credibilidade do nível e do modelo.

Figura 23 - Ajuste do modelo de tendência local e seus respectivos intervalos de credibilidade



Fonte: Elaboração própria.

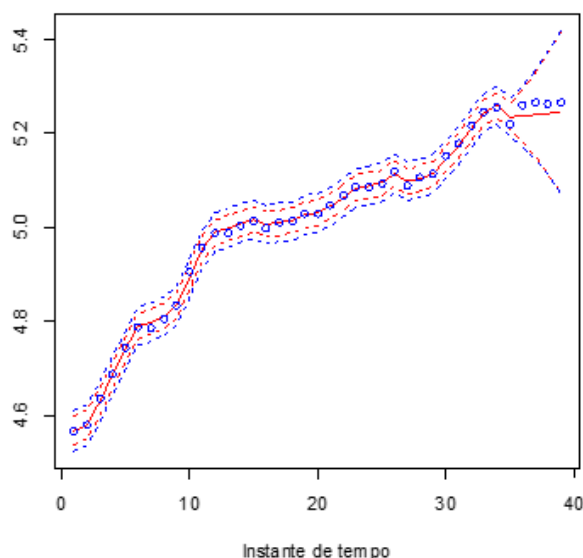
Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pela Figura 23 é possível notar que o modelo de tendência local se adequou melhor aos dados do que os TVPs I e II e que, os intervalos de credibilidade para o modelo e para o nível condizem com o comportamento aleatório do modelo e dos dados.

Analisados a qualidade de ajustamento dos modelos e a evolução de seus estados, resta apenas analisar os desempenhos preditivos dos modelos para decidir qual é o melhor modelo estrutural para as variáveis do segmento comercial. A Figura 24 apresenta os valores previstos do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade face aos valores reais.

Pode-se afirmar a partir da Figura 24 que o modelo de tendência local possui um bom desempenho preditivo, pois os valores previstos para a variável de interesse foram semelhantes aos valores reais e os intervalos de credibilidade contemplaram os valores reais. A Tabela 40 apresenta novamente as medidas de qualidade de ajuste e traz também as medidas de desempenho preditivo dos modelos estruturais ajustados.

Figura 24 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do modelo de tendência local e seus intervalos de credibilidade versus valores reais



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória vermelha representa os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Tabela 40 - Medidas de desempenho preditivo e qualidade de ajuste dos modelos estruturais

Desempenho preditivo	TVP I	TVP II	MTL
EQM	0,0143	0,0712	0,0221
EAM	0,0119	0,0617	0,0221
EAMP	0,0023	0,0117	0,0042
REQMP	0,0027	0,0135	0,0042
Qualidade de ajuste			
Log-Verossimilhança	114,3446	-22,91	99,9349
AIC	-220,6892	53,82	-195,8698
BIC	-222,32494	52,18425843	-196,687671

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a Tabela 40, o TVP I foi o modelo que apresentou melhor qualidade de ajuste e desempenho preditivo, possuindo os menores valores para os critérios de informação de Akaike e de Schwarz e os menores valores para os EQM, EAM, EAMP e REQMP. Contudo, quando se faz uma análise gráfica do desempenho preditivo do TVP I (Figura 36, Anexo III), pode-se notar que o intervalo de credibilidade da previsão da demanda industrial de energia elétrica do modelo não contempla os reais valores da série, enquanto que os intervalos do modelo de tendência local contemplam (Figura 24). Por este motivo, o modelo estrutural escolhido será o modelo de tendência local.

5.4 Comparação do desempenho preditivo dos modelos

Esta seção apresenta algumas medidas de desempenho preditivo dos modelos para os diferentes segmentos de energia elétrica com o intuito de comparar qual a metodologia fornece possui melhor capacidade preditiva. A primeira parte desta seção apresenta as medidas de desempenho preditivo que serão utilizadas para fazer a comparação dos modelos e os resultados para o segmento residencial, a segunda parte apresenta os resultados para o segmento comercial e a última os resultados para o segmento industrial.

5.4.1 Segmento Residencial

Como medidas de desempenho preditivo este trabalho utilizou o erro quadrático médio (EQM), o erro absoluto médio (EAM), o erro absoluto percentual médio (EAMP) ou também chamado de MAPE e o erro quadrático percentual médio (REQMP). A Tabela 41 apresenta estas medidas para os modelos VCE residencial, ARDL residencial, modelo de tendência local residencial (estrutural) e o modelo ARIMA residencial.

Tabela 41 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento residencial

Desempenho preditivo	VCE	ARDL	MTL	ARIMA
EQM	0,0086	0,0078	0,0035	0,0042
EAM	0,0073	0,0069	0,0028	0,0031
EAMP	0,0014	0,0014	0,0006	0,0007
REQMP	0,0017	0,0015	0,0007	0,0008

Fonte: Elaboração Própria.

A partir da Tabela 41 pode-se afirmar que a metodologia que melhor se adequou aos dados do segmento residencial foi o modelo de tendência local, dado que todas as medidas de desempenho preditivo foram menores do que os demais modelos. Nota-se que a metodologia univariada ARIMA apresenta melhores medidas de desempenho preditivo do que as metodologias multivariadas VCE e ARDL.

5.4.2 Segmento Comercial

A Tabela 42 apresenta as medidas de desempenho preditivo para os modelos VCE comercial, ARDL comercial, modelo de tendência local (estrutural) comercial e ARIMA comercial.

Pela Tabela 42 é possível afirmar que a metodologia que melhor se adequou aos dados do segmento comercial foi o modelo VCE, dado que todas as medidas de desempenho preditivo

foram menores do que os demais modelos. Nota-se que a metodologia ARDL apresenta melhores medidas de desempenho preditivo do que as dos modelos de tendência local e ARIMA.

Tabela 42 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento comercial

Desempenho preditivo	VCE	ARDL	MTL	ARIMA
EQM	0,0044	0,0050	0,0098	0,0056
EAM	0,0039	0,0042	0,0079	0,0044
EAMP	0,0008	0,0009	0,0016	0,0009
REQMP	0,0009	0,0010	0,0020	0,0011

Fonte: Elaboração Própria.

5.4.3 Segmento Industrial

A Tabela 43 apresenta as medidas de desempenho preditivo para os modelos VCE industrial, ARDL industrial, modelo de tendência local (estrutural) industrial e o modelo ARIMA industrial.

Tabela 43 - Medidas de desempenho preditivo para os modelos do segmento industrial

Desempenho preditivo	VCE	ARDL	MTL	ARIMA
EQM	0,0226	0,0098	0,0221	0,0180
EAM	0,0188	0,0076	0,0221	0,0178
EAMP	0,0036	0,0014	0,0042	0,0034
REQMP	0,0043	0,0019	0,0042	0,0034

Fonte: Elaboração Própria.

Pela Tabela 43 é possível afirmar que a metodologia ARDL foi a que melhor se adequou aos dados do segmento industrial, dado que todas as medidas de desempenho preditivo foram menores do que os demais modelos. O modelo ARIMA apresentou melhores estatísticas do que os modelos VCE e de tendência local. Nota-se ainda que o modelo de tendência local e o modelo VCE tiveram resultados semelhantes, sendo que o VCE obteve melhores EAM e EAMP, enquanto que o modelo de tendência linear obteve melhores EQM e REQMP.

Pode-se concluir que a metodologia univariada ARIMA obteve resultados levemente piores do que os outros modelos, e ainda se mostra uma técnica útil para se fazer previsões.

5.5 Previsão

Foram construídas previsões para 2014 a 2025 da demanda de energia elétrica para cada segmento a partir dos modelos que apresentaram melhores capacidades preditivas mostrados na seção anterior, ou seja, o modelo de tendência local para o residencial, o VCE para o

comercial e o ARDL para o industrial. A Tabela 44 apresenta os valores previstos para a demanda de energia elétrica por segmento para os anos 2014 a 2025.

Tabela 44 - Previsões para a demanda de energia elétrica por segmento para os anos de 2014 a 2025 (em GWh)

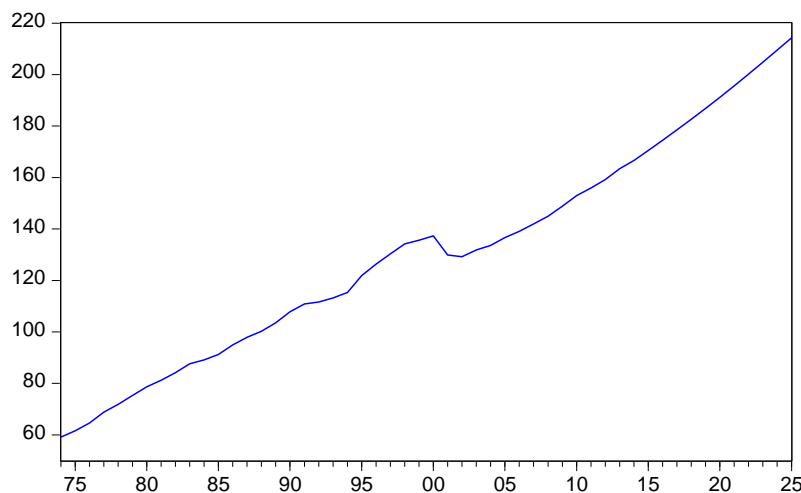
Ano	Residencial	Comercial	Industrial
2014	166,66	141,40	195,79
2015	170,52	145,31	197,58
2016	174,46	149,39	199,49
2017	178,50	153,55	201,46
2018	182,63	157,84	203,49
2019	186,85	162,25	205,57
2020	191,18	166,77	207,70
2021	195,60	171,43	209,88
2022	200,13	176,21	212,10
2023	204,76	181,13	214,37
2024	209,50	186,19	216,68
2025	214,34	191,38	219,03

Fonte: Elaboração própria.

Como o modelo ARDL industrial precisa de previsões das variáveis explicativas para realizar previsões da variável de interesse, foram imputadas as previsões das variáveis explicativas do modelo VCE industrial para o cálculo das previsões da demanda industrial de energia elétrica do modelo ARDL industrial.

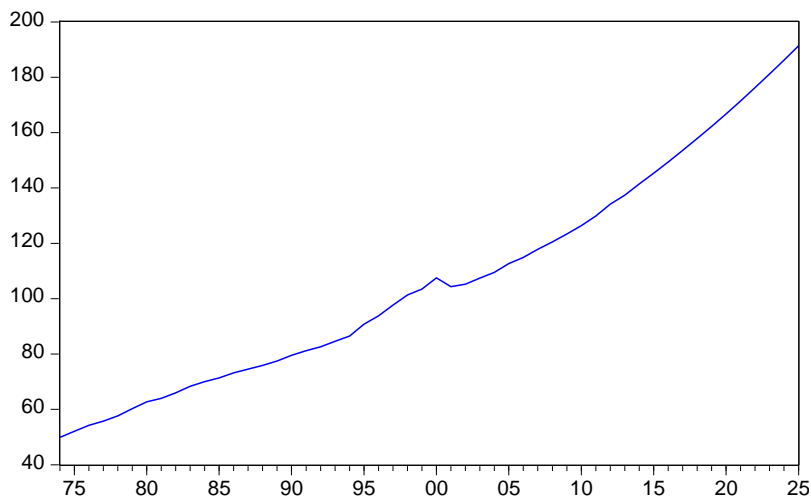
Nota-se que o segmento que mais irá crescer é o segmento comercial, seguido do residencial. As Figuras 25, 26 e 27 apresentam a evolução da demanda de energia junto com suas previsões para os segmentos residencial, comercial e industrial, respectivamente.

Figura 25- Demanda residencial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)



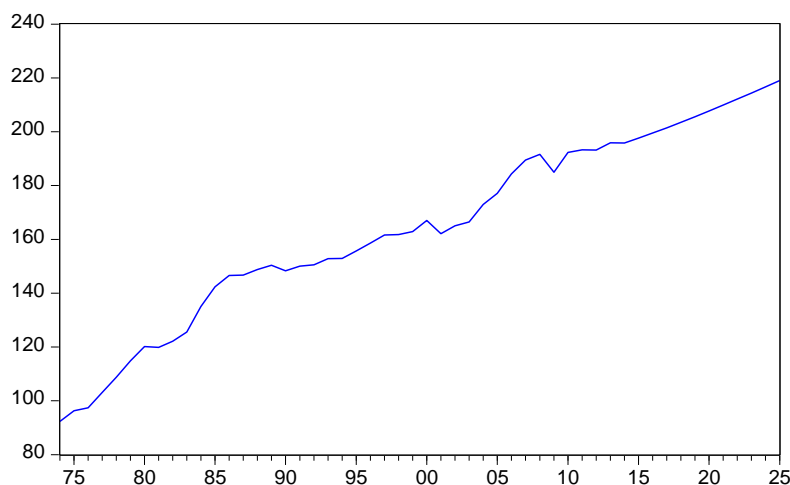
Fonte: Elaboração própria.

Figura 26 - Demanda comercial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)



Fonte: Elaboração própria.

Figura 27 - Demanda industrial de energia elétrica de 1974 – 2013 junto com suas previsões de 2014 – 2025 (em GWh)



Fonte: Elaboração própria.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste trabalho foi estabelecer uma comparação de três abordagens paramétricas para a modelagem da demanda anual de energia elétrica do Brasil nos três principais segmentos, que são os segmentos residencial, comercial e industrial. As metodologias empregadas neste trabalho foram: modelos de cointegração do tipo vetorial com correção de erros (VCE); modelos de cointegração do tipo autorregressivo com defasagens distribuídas (ARDL); modelos estruturais de séries de tempo e a metodologia univariada ARIMA. A motivação desta proposta se dá pela nota técnica NT 292/2008-SER da ANEEL,

em que é explicitamente recomendando a utilização destas três metodologias para a previsão da demanda de energia elétrica.

No contexto nacional, os trabalhos sobre previsão e elasticidades da demanda de eletricidade são majoritariamente feitos com base em modelos VCE. Não foi encontrado na literatura nacional um trabalho que aplica a metodologia ARDL tenha sido empregada e, apenas um trabalho em que modelos estruturais de séries de tempo foi aplicado (CARLOS ET AL; 2009). Ademais, nenhum trabalho apresenta uma comparação do desempenho preditivo dos modelos de séries de tempo para a demanda de energia elétrica, incorrendo uma lacuna na literatura.

Na primeira etapa deste trabalho foram construídos para cada segmento de energia as três metodologias mencionadas de forma a buscar sempre o modelo que melhor se adequa aos dados. Posteriormente, foram reservados os últimos 4 períodos de tempo para realizar as análises preditivas dos modelos a fim de buscar o modelo com a melhor capacidade preditiva.

A partir da comparação do desempenho preditivo dos modelos foi possível constatar que: para o segmento residencial, o modelo que apresentou melhor capacidade preditiva foi o modelo de tendência local (uma classe dos modelos estruturais); para o segmento comercial o melhor modelo ajustado foi o VCE e; para o segmento industrial o modelo ARDL foi o que obteve melhores resultados. Este resultado pode ser oriundo das particularidades de cada setor, dado que a regulação e o comportamento dos consumidores e das tarifas para cada segmento são diferentes.

Como resultado complementar foi possível notar que os modelos estruturais do tipo TVP (*Time varying parameter*) não possuem um bom desempenho preditivo. Ademais, há fortes evidências para acreditar que as elasticidades renda, preço, preço de equipamentos elétricos e preço de bens substitutos são estáveis ao longo do tempo, conforme encontrado por (INGLESI-LOTZ, 2011; ARISOY E OZTURK, 2014 e WANG e MOGI, 2017).

Outro resultado complementar é a inconclusão acerca da relação de cointegração das variáveis do segmento industrial. Na metodologia VCE foi encontrado uma relação de cointegração a um nível de significância de 10%, enquanto que na metodologia ARDL foi rejeitada a hipótese de que existe uma relação de cointegração. Um ponto a ser discutido para este segmento é a incorporação de variáveis significativas no modelo. A alta correlação entre o índice de preços de máquinas e equipamentos industriais e o índice de preços de bens substitutos (combustíveis e lubrificantes) promoveu multicolinearidade nos modelos ajustados, o que impossibilitou a estimação dos mesmos com as duas variáveis. Estes resultados são semelhantes

aos encontrados por Schmidt e Lima (2004), Mattos et al. (2005), Siqueira et al. (2006) e Irfi et al. (2009).

As elasticidades encontradas pelos modelos VCE e ARDL para os três segmentos de energia elétrica caíram dentro dos limites dos valores encontrados pelos outros trabalhos. Dentre os modelos escolhidos, as elasticidades encontradas no VCE comercial e do ARDL industrial foram semelhantes aos outros trabalhos da literatura

Pode-se citar duas principais contribuições deste trabalho: *i*) promove a caráter inédito uma comparação de desempenhos preditivos de modelos econométricos para a demanda por eletricidade; *ii*) este trabalho ajusta, pioneiramente, os modelos ARDL e os modelos estruturais puros para o caso da demanda de energia elétrica⁹.

Como extensão desta pesquisa é possível pensar em algumas possibilidades. A metodologia TVP-ECM torna-se uma alternativa para a construção de modelos em que as elasticidades variam ao longo do tempo, dado que os modelos estruturais se aplicam apenas na relação de cointegração. Além disso, se for desagregado o período amostral em meses, o ajuste de um modelo estrutural básico (o qual incorpora um termo de nível, um de tendência e um de sazonalidade) pode apresentar resultados satisfatórios.

⁹ Carlos et al. (2009) ajusta um TVP-ECM, uma técnica particular que mistura os modelos estruturais com os modelos VCE.

REFERÊNCIAS

- AMARAL, R. M.; MONTEIRO, MVSP. A demanda por energia elétrica residencial no Brasil: Estimativa das elasticidades renda e preço após o apagão. XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Maturidade e desafios da Engenharia de Produção: competitividade das empresas, condições de trabalho, meio ambiente. Anais. São Carlos, São Paulo, 2010.
- AMUSA, H., AMUSA, K., MABUGU, R. Aggregate demand for electricity in South Africa: na analysis using the bounds testing approach to cointegration. *Energy Policy*, 37 (10), 4167-4175, 2009.
- ANEEL. Metodologia de análise de projeção de mercado: 2º ciclo de revisão tarifária periódica. Nota Técnica n.º 292/2008-SRE/ANEEL. Secretaria de Regulação Econômica. Brasília: 2008.
- ANDERSON, B. D. O. e MOORE, J. B. *Optimal Filtering. Information and System Science Series*. New Jersey: Prentice Hall. 1979.
- ANDRADE, T. A & LOBÃO, W. J. A. Elasticidade renda e preço da demanda residencial de Energia Elétrica no Brasil. Texto para discussão nº 489. Rio de Janeiro, IPEA, 1997.
- ARISOY, I., OZTURK, I. Estimating industrial and residential electricity demand in Turkey: a time varying parameter approach. *Energy*. 66, 959-964, 2014.
- BENTZEN, J. e ENGSTED, T. *A revival of the autoregressive distributed lag model in estimating energy demand relationships*. *Energy* 26. 2001. 45–55.
- BRANTLEY, L. *Electricity intensity convergence in IEA/OECD countries: Aggregate and sectoral analysis*. *Energy Policy* 37. 2009. 1470–1478.
- CABRAL, J. A., LEGEY, L. F. L., CABRAL, M. V. F. Electricity consumption forecasting in Brazil: A spatial econometrics approach. *Energy*. V. 126, P. 124-131, 2017.
- CARLOS, A. P., NOTINI, H., MACIEL, L.F. *Brazilian Electricity Demand Estimation: What has changed after the rationing in 2001? An Application of Time Varying Parameter Error Correction Model*. Graduate School of Economics, Getulio Vargas Foundation, 2009.
- CASELLA, G. e BERGER, R. L. *Statistical inference*, Duxbury: Pacific Grove, 2002.
- CCEE. Arquivo 2012. 2012. Disponível em: <http://www.ccee.org.br>. Acesso em: 18 jan. 2018.
- CHANG, Y., KIM, C. S., MILLER, J. L., PARK, J. Y., PARK, S. Time varying long-run income and output elasticities of electricity demand with an application to Korea. *Energy Economics*. 46, 334-347, 2014.
- CHERN, W., BOUIS, H., 1988. Structural change in residential electricity demand. *Energy Economics* 10, 213-222.
- COMMANDEUR, J.J.F. e KOOPMAN, S.J. *An Introduction to State-Space Time-Series Analysis*. New York: Oxford University Press. 2007.

DE VITA, G., ENDRESEN, K., HUNT, L. C. An empirical analysis of energy demand in Namibia. *Energy Policy*, 34, 3447-3463, 2006.

DERGIADES, T. e TSOULFIDIS, L. *Estimating residential demand for electricity in the United States, 1965–2006*. *Energy Economics* 30. 2008. 2722–2730, 2008.

DERGIADES, T. e TSOULFIDIS, L. Revisiting residential demand for electricity in Greece: new evidence from the ARDL approach to cointegration analysis. *Empirical Economics*, 41 (2), 511-31, 2011.

DURBIN, J. e KOOPMAN, S. J. *Time series analysis by state space methods*. Oxford: Oxford University Press, 2001.

ELLIOT, G., ROTHENBERG, T. J., STOCK, J. H. Efficient tests for na autoregressive unit root. *Econometrica*, v.64, n. 4, p. 813-836, 1996.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE. *Plano Nacional de Energia 2030*. Brasília: 2007.

_____ *Plano Decenal de Expansão de Energia 2008-2017*. Brasília: 2009.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE. *Balço Energético Nacional 2016: Ano base 2015 / Empresa de Pesquisa Energética*. – Rio de Janeiro : EPE, 2016.

ENDERS, W. *Applied econometric time series*. Hoboken: John Wiley e Sons. 2004.

ENGLE, R., GRANGER, C., 1987. *Cointegration and error correction representation: estimation and testing*. *Econometrica* 55, 251–276.

FRANCO, G. C., GAMERMAN, D. e SANTOS, T. R. *Modelos de Espaço de Estados: Abordagens clássica e bayesiana*. Associação brasileira de Estatística, 2009.

GARCEZ, E.W. e GHIRARDI, A. G. *Elasticidades da demanda residencial de energia elétrica*. Manuscrito. 2003.

GREGORY, A. W., HANSEN, B. E. Residual-based testes for cointegration in models with regime shift. *Journal of Econometrics*, v. 70, n. 4, p. 99-126, 1996.

GELFAND, A. E. e SMITH, A. F. M. Sampling-based approaches to calculating marginal densities. *Journal of the American Statistical Association* 85 (410): 398-409, 1990.

GEMAN, S. e GEMAN, D. Stochastic relaxation, gibbs distributions and the bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 6: 721-741, 1984.

GOMES, L. S. F. *A demanda por energia elétrica residencial no Brasil: 1999-2006: uma estimativa das elasticidades-preço e renda por meio de painel*. 2010. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

GROTTON, F. *Energy Efficiency and the Rebound Effect: Does Increasing Efficiency Decrease Demand?* CRS Report for Congress OC RS20981. Washington: 2001.

- GUJARATI, D. N. *Basic Econometrics*. 3. ed. São Paulo: Pearson Makro Books, 2000.
- INGLESI-LOTZ, R. The evolution of price elasticity of electricity demand in South Africa: a Kalman filter application. *Energy Policy*. 39:3690-6, 2011.
- IVY-YAP, L. L. e BEKHET, H. A. Examining the feedback response of residential electricity consumption towards changes in its determinants: Evidence from Malaysia. *International Journal of Energy Economics and Policy*. Vol. 5, no. 3, pp. 772-781, 2015.
- JAMIL, F.; AHMAD, E. Income and price elasticities of electricity demand: Aggregate and sector-wise analyses. *Energy Policy*, v. 39, P. 5519 – 5527, 2011.
- JOHANSEN, S. Estimation and hypothesis testing of cointegrating vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*. v. 59, P. 1551 – 1580, 1991.
- JOHANSEN, S. Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*. V. 12, P. 231-254, 1988.
- JOHANSEN, S., JUSELIUS, K. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration, with application to the demand for Money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. V. 52, P. 169-210, 1990.
- IRFFI, G., CASTELAR, I., SIQUEIRA, M. L. e LINHARES, F. Previsão da demanda por energia elétrica na Região Nordeste, usando OLS dinâmico e mudança de regime. *Economia Aplicada*, 13(1). 2009. 69-98.
- HALICIOGLU, F. Residential electricity demand dynamics in Turkey. *Energy Economics*, 29, 199-210, 2007.
- HARVEY, A. C. *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*. Cambridge University Press, Cambridge: U.K. 1989.
- HARVEY, A. C. *Trends, Cycles and Autoregressions*. *The Economic Journal*, Vol. 107, (440). 1997. 192-201.
- HOUTHAKKER, H. S. Some calculations of electricity consumption in Great Britain. *Journal of The Royal Statistical Society- Series A*, 114 (3). 1951. 359-371.
- KALMAN, R. E. *A new approach to linear filtering and prediction problems*. *Journal of Basic Engineering, Transactions of the ASME, Series D*, 83 (3). 95-108, 1960.
- KOOPMAN, S. J. *Diagnostic checking and intra-daily effects in time series models*. Amsterdam: Thesis Publishers, 1992.
- LIM, K-M.; LIM, S-Y.; YOO, S-H., *et al.*, 2014, “Short- and long-run elasticities of electricity demand in the Korean service sector”, *Energy Policy*, v. 67, pp. 517–521, 2014.
- LUCAS, R. E. *Econometric policy evaluation: A critique*. In K. Brunner e A.H. Meltzer, eds., *The Phillips curve and labor markets*. Carnegie-Rochester conference series on public policy 1. North-Holland: Amsterdam. 1976. 19-46.
- LUTKEPOHL, H. *Introduction to multiple time series analysis*. Berlin: Springer-Verlag, 1991.

- MATTOS, L. B. Uma Estimativa da Demanda Industrial de Energia Elétrica no Brasil: 1974-2002. Organizações Rurais e Agroindustriais. Vol. 7, nº 2, 2005.
- MATTOS, L. B. e LIMA, J. E. Demanda Residencial de energia elétrica em Minas Gerais. Nova Economia. Vol. 15, no. 3, 2005.
- MATTOS, L.B., REIS, B. S., LIMA, J. E. e LÍRIO, V. S. Demanda industrial de energia elétrica em Minas Gerais, 1970-2002. Revista de Economia e Agronegócio, 3 (1). 2005. 97-120.
- MATTOS, L.B., REIS, B. S., LIMA, J. E. e LÍRIO, V. S. Demanda de energia elétrica pelo setor comercial em Minas Gerais, 1970-2002. Revista GEPEC 10, 1. 2006. 9-27.
- MIGON, H. S. e GAMERMAN, D. Statistical Inference: an integrated approach. London: Arnold, 1999.
- MYKAYILOV, J., I., HASANOV, F. J., BOLLINO, C. A., MAHMUDLU, C. Modeling of electricity demand for Azerbaijan: Time-Varying Coefficient Cointegration Approach. Energies, v. 10, n. 11, p. 1918, 2017.
- MODIANO, E. M. Elasticidades-renda e preços da demanda de energia elétrica no Brasil. PUC-Rio/Departamento de Economia. Texto para Discussão 68. 1984.
- MOREIRA, A. R. B., FIORÊNCIO, A., LOPES, H. F. Um modelo de previsão do PIB, inflação e meios de pagamento. Rio de Janeiro: IPEA, nov. 1996. (Texto para Discussão, n.446).
- NARAYAN, P. K. The saving and investment nexus China: evidence for cointegration tests. Applied Economics, 37,1979-1990, 2005.
- NARAYAN, P. K., SMYTH, R., The residential demanda for electricity in Australia: an application of the bounds testing approach to cointegration. Energy Policy, 33, 467-474, 2005.
- NETO, J. H. V. Modelagem conjunta de media e variância: uma aplicação ao problema de estimação em pequenos domínios. Dissertação de mestrado, IM-UFRJ, 2007.
- OLIVEIRA, B. H. A. M., DAMÁZIO, J. M., LEONE, R. J. G., LERMONTOV, M., MACHADO, M. A. S. Um modelo de previsão do consume residencial de energia elétrica no Brasil. Caderno do IME, Rio de Janeiro, v.28, p. 15-31, 2010.
- POURAZARM, E., COORAY, A. *Estimating and forecasting residential electricity demand in Iran*. Economic Modelling 35. 2013. 546-558.
- PERRON, P. NG, S. Useful modifications to some unit root tests with dependent errors and their local asymptotic properties. The Review of Economic Studies, v. 63, n. 3, p. 435-463, 1996.
- PESARAN, M.H., SHIN, Y., SMITH, R.J. *Bounds testing approaches to the analysis of level relationships*. J. Appl. Econom. 16. 289–326, 2001.
- PETRIS, G. dlm: na R package for bayesian analysis of dynamic linear models. *R package version 1.1-4*, 2015.

- PIRES, J. C. L. O processo de reformas do setor elétrico brasileiro. *Revista do BNDES*, Rio de Janeiro, v.6, n. 12, p. 137-168, 1999.
- SCHMIDT, C. A. J. & LIMA, M. A. M. A demanda por energia elétrica no Brasil. *Revista Brasileira de Economia*. v. 58, n. 1, 2004.
- SILVA, S.M. Análise econométrica da demanda de energia elétrica nos setores residencial-urbano e rural do Brasil, 1970/1999. Dissertação de Mestrado. Viçosa: UFV. 2001.
- SIQUEIRA, M. L., CORDEIRO JR. e CASTELLAR. A demanda por energia elétrica no Nordeste brasileiro após o racionamento de 2001-2002: previsões de longo prazo. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, 36(1). 2006. 131-178.
- SMERAL, E., SONG, H. Varying elasticities and forecasting performance. *International Journal of tourism research*. 17, 140 – 150.
- SOUZA, D. M., MATTOS, R. S., ALMEIDA, E. S. Efeitos espaciais e elasticidades da demanda residencial de eletricidade no Brasil. In: *Anais do XV Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, São Paulo, 2017.
- SOUZA, R. C., BRASIL, G. H. Formulação estrutural-abordagens clássica e bayeseiana: semelhanças e dessemelhanças. *Brazilian Review of Econometrics*. V. 8, n. 1, p. 111- 125, 1988.
- SOUZA, R. C., OLIVEIRA, F. L. O., FERREIRA, P. G. C., MARCATO, A. L. M., DIAS, B. H., BRANDI, R. B. S., RAMOS, T. P. Planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos no Brasil – Geração de cenários e otimização. Ed. Rio de Janeiro: PUC-Rio, 2014.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. A simple estimator of co-integrating vectors in higher order integrated systems. *Econometrica*, v. 61, n. 4, p. 783-820, 1993.
- TOLMASQUIM, M. T. Novo modelo do setor elétrico brasileiro. Brasília: Synergia, 2011.
- VIANA, G. I. M. N.; SILVA, Alexandre Lima Marques. Um modelo para projeções para demanda por energia elétrica, 2009–2017 para o setor residencial no Brasil. *Rev. Bras. Energy*, v. 20, p. 107-126, 2014.
- WANG, N., MOGI, G. Industrial and residential electricity demand dynamics in Japan: How did price and income elasticities evolve from 1989 to 2014? *Energy Policy*, 106, 233-243, 2017.
- WEST, M. e HARRISSON, J. *Bayesian Forecasting and Dynamic Models*. New York: Springer Verlag. 1989.
- ZIRAMBA, E. The demand for residential electricity in South Africa. *Energy Policy*, 36,3460-6, 2008.

ANEXO I

Neste anexo é apresentado o experimento para verificar se as *prioris* utilizadas para os hiperparâmetros dos modelos estruturais são *prioris* não informativas. Uma *priori* não informativa deve ser utilizada quando se espera que a informação dos dados seja dominante, no sentido de que a informação *a priori* seja vaga.

De modo a constatar isto, foram ajustados dois modelos de experimento utilizando as variáveis do segmento residencial: um modelo de regressão múltiplo clássico e um modelo de regressão múltiplo bayesiano. Para o segundo modelo foi considerado para σ_v^2 uma distribuição *a priori* Gama inversa com média 1 e variância 1000, semelhante à *priori* proposta nos modelos estruturais. A Tabela 41 apresentam os resultados dos ajustes dos modelos.

Tabela 45 - Ajuste dos modelos de regressão múltiplas Clássico e Bayesiano

Parâmetros	Clássico	Bayesiano
Y_t	0,85***	0,82***
T_t	-0,69***	-0,63***
Pe_t	-0,21***	-0,21***
Constante	1,64	1,69***
$\hat{\sigma}_v^2$	0,0525	0,0538

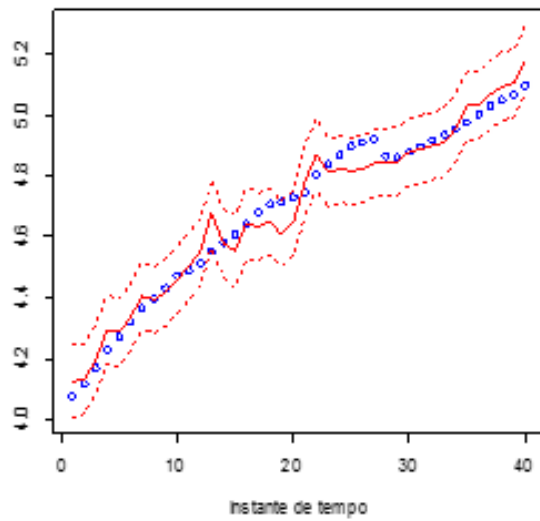
Fonte: Elaboração própria.

Pela Tabela 44 é possível afirmar que a distribuição *a priori* estabelecida para o parâmetro da variabilidade observacional no modelo de regressão múltipla Bayesiano quase não exerceu influência sobre os parâmetros estimados, dado que os valores estimados de ambos os modelos são praticamente semelhantes.

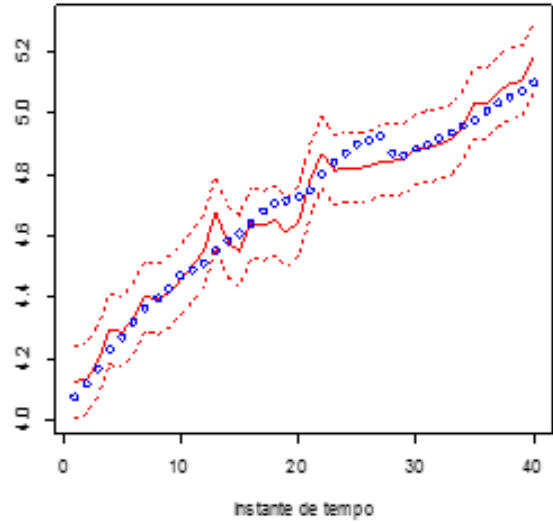
Deste modo, a conclusão que se tira com este experimento é que a *priori* Gama inversa com média 1 e variância 1000 para a variabilidade observacional é uma *a priori* não informativa. A Figura 25 apresentam os ajustes dos modelos e seus respectivos intervalos de credibilidade.

Figura 28 - Ajuste dos modelos de regressão múltipla e seus intervalos de credibilidade (segmento residencial)

28(a) – Clássico



28(b) – Bayesiano



Fonte: Elaboração própria.

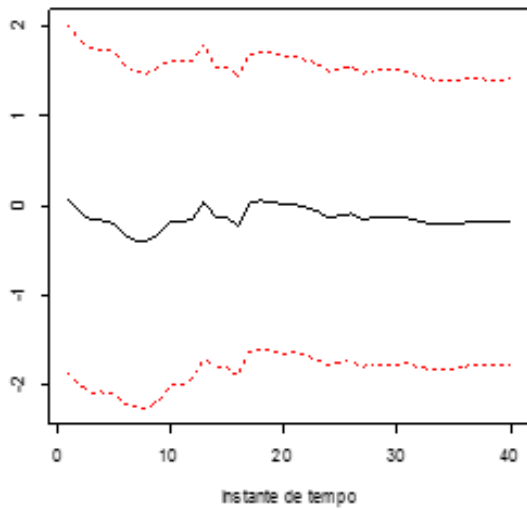
Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Pode-se concluir a partir da Figura 25 que os ajustes dos modelos são semelhantes, confirmando a hipótese de que a *priori* estabelecida para a variabilidade observacional é uma *a priori* não informativa.

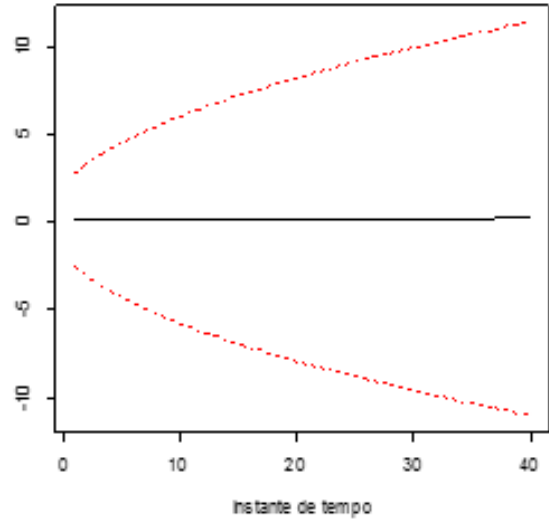
ANEXO II

Figura 29 - Evolução do intercepto nos TVPs (segmento comercial)

29(a) – TVP I (EMV)



29(b) – TVP II (GIBBS)

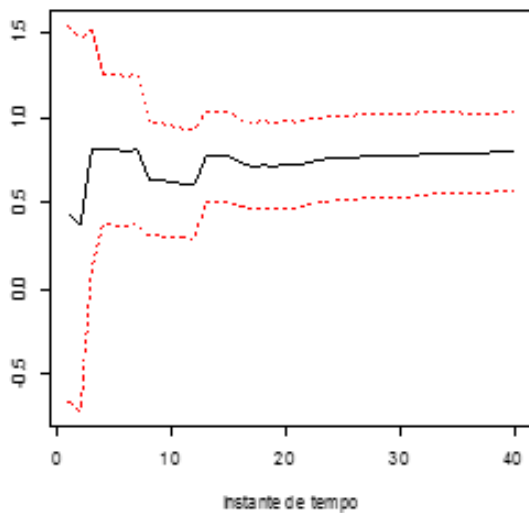


Fonte: Elaboração própria.

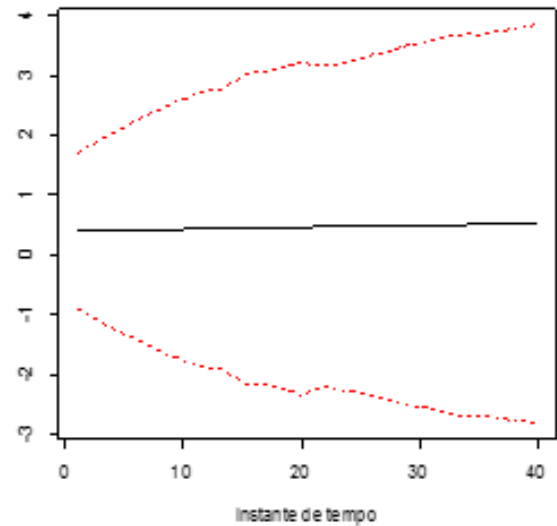
Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 30 - Evolução da renda nos TVPs (segmento comercial)

30(a) – TVP I (EMV)



30(b) – TVP II (GIBBS)



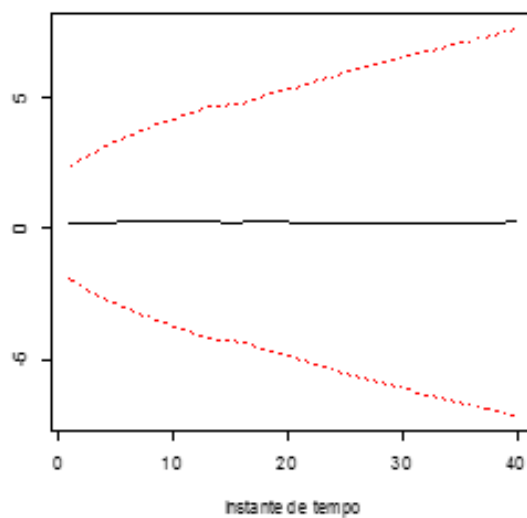
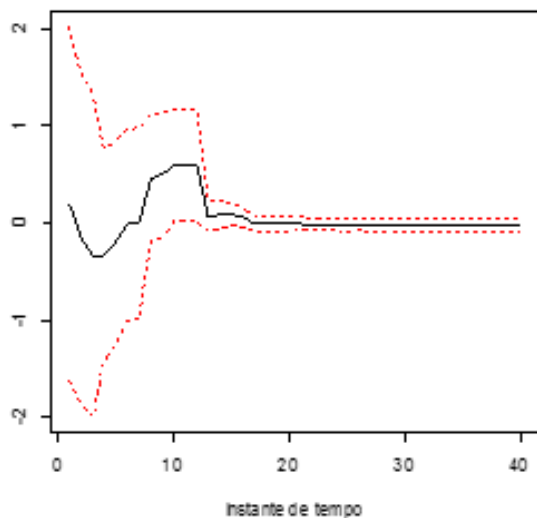
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 31 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos TVPs (segmento comercial)

31(a) – TVP I (EMV)

31(b) – TVP II (GIBBS)



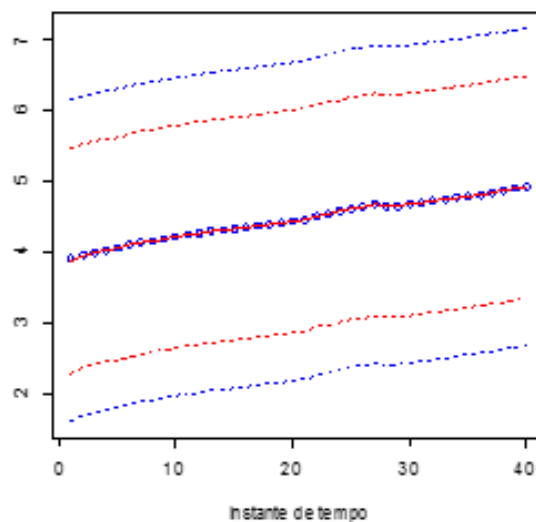
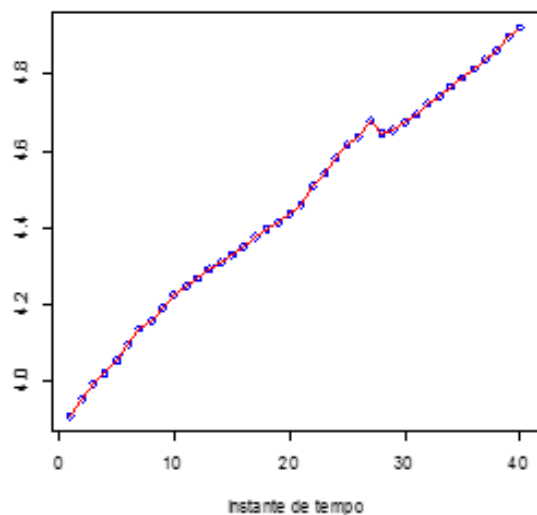
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 32 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade (segmento comercial)

32(a) – TVP I (EMV)

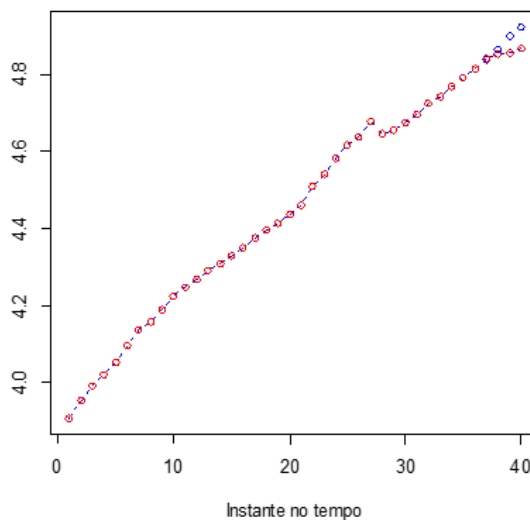
32(b) – TVP II (GIBBS)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

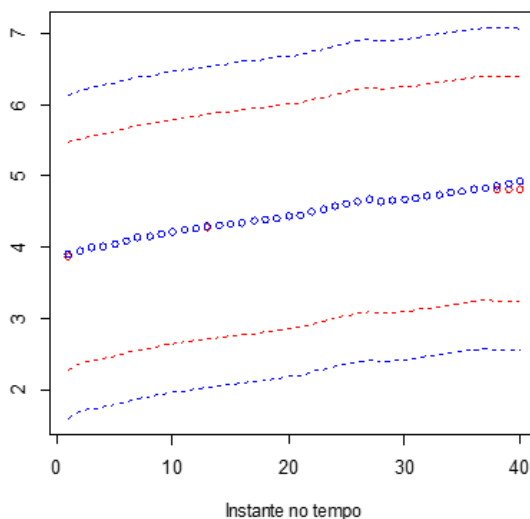
Figura 33 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento comercial)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Figura 34 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento comercial)



Fonte: Elaboração própria.

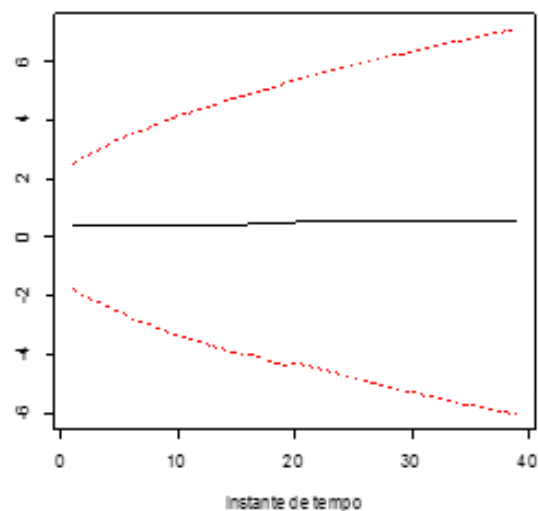
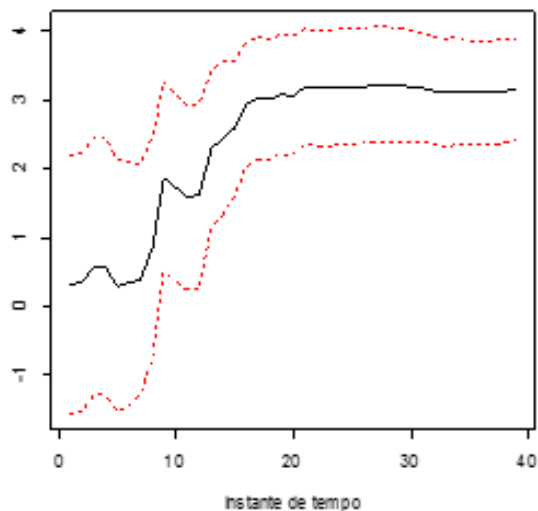
Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

ANEXO III

Figura 35 - Evolução do intercepto nos TVPs (segmento industrial)

35(a) – TVP I (EMV)

35(b) – TVP II (GIBBS)



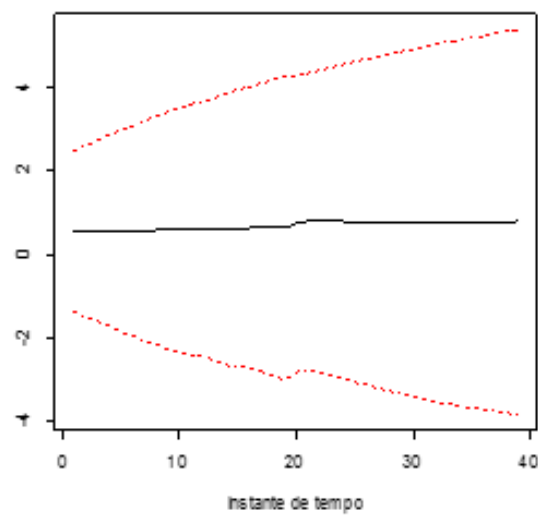
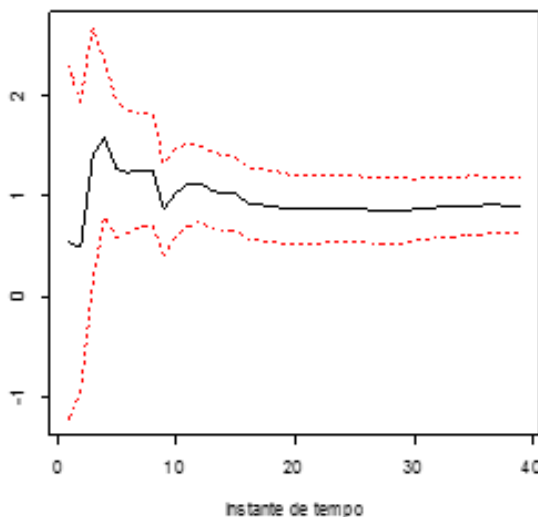
Fonte: Elaboração própria.

Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 36 - Evolução da renda nos TVPs (segmento industrial)

36(a) – TVP I (EMV)

36(b) – TVP II (GIBBS)

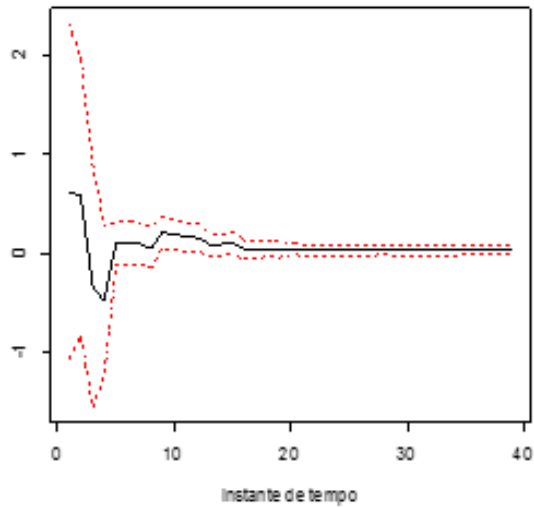


Fonte: Elaboração própria.

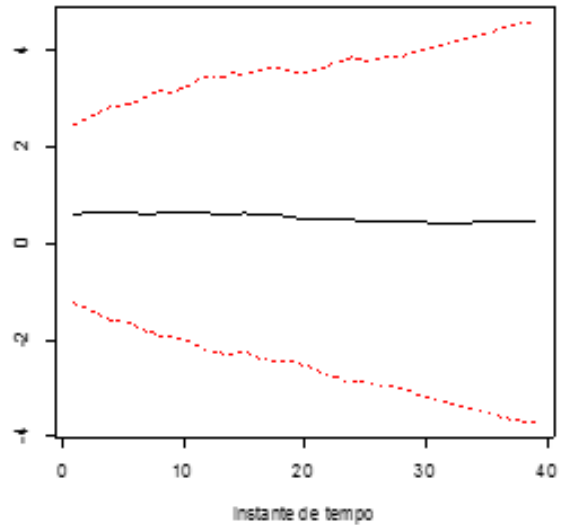
Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 37 - Evolução do preço dos eletrodomésticos nos TVPs (segmento industrial)

37(a) – TVP I (EMV)



37(b) – TVP II (GIBBS)

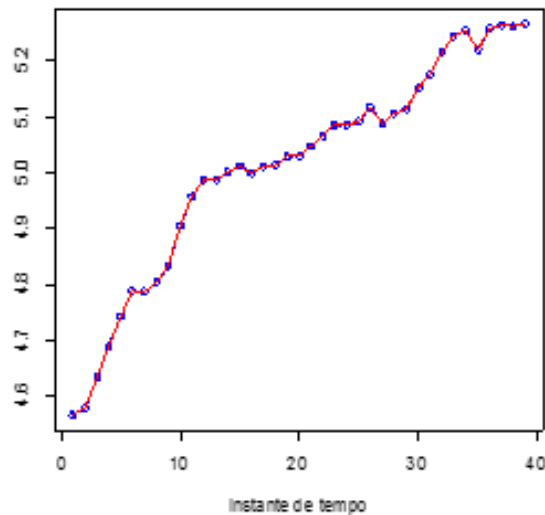


Fonte: Elaboração própria.

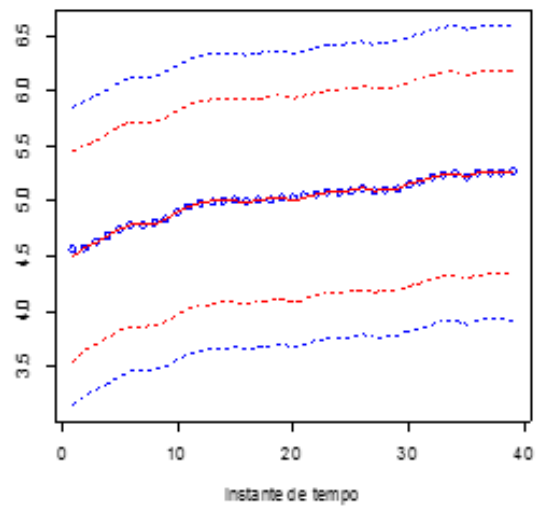
Nota: Linhas pontilhadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade de 95%.

Figura 38 - Ajuste dos TVPs e seus intervalos de credibilidade (segmento industrial)

38(a) – TVP I (EMV)



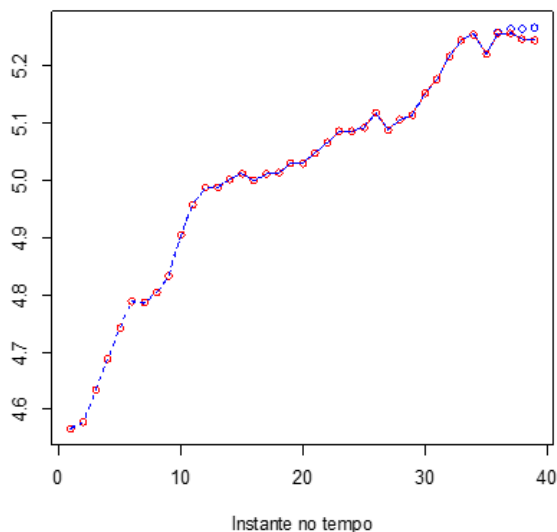
38(b) – TVP II (GIBBS)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; a trajetória contínua vermelha apresenta o ajuste do modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

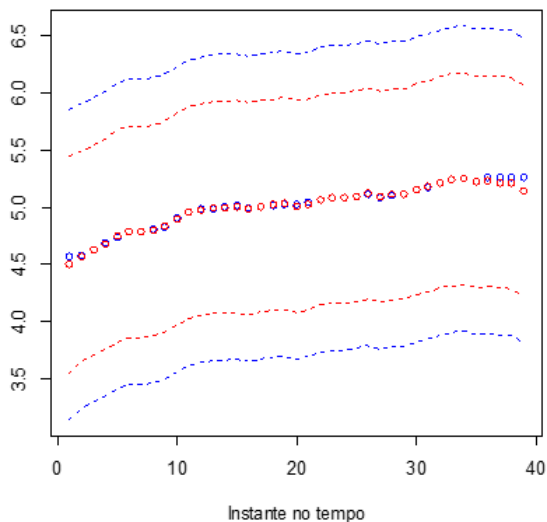
Figura 39 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP I e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento industrial)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.

Figura 40 - Valores previstos para os últimos 4 períodos de tempo do TVP II e seus intervalos de credibilidade versus valores reais (segmento industrial)



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Os pontos azuis representam as observações do log da demanda residencial de energia elétrica; os pontos vermelhos representam os valores ajustados pelo modelo e, para os últimos 4 instantes de tempo, os valores previstos pelo modelo; as trajetórias espaçadas vermelhas representam o intervalo de credibilidade do nível do processo e; as trajetórias espaçadas azuis representam o intervalo de credibilidade do modelo.