

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**ESTUDO DAS RELAÇÕES DO CONSUMO DE  
ENERGIA ELÉTRICA, EMISSÕES DE CO<sub>2</sub> E O ÍNDICE  
DE THEIL NO BRASIL**

**DISSERTAÇÃO**

**Deise Scheffer**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2015**

# **ESTUDO DAS RELAÇÕES DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA, EMISSÕES DE CO<sub>2</sub> E O ÍNDICE DE THEIL NO BRASIL**

**Deise Scheffer**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção**.

**Orientador Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2015**

**Universidade Federal de Santa Maria  
Centro Tecnologia  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

**A Comissão Examinadora, abaixo assinada,  
aprova a Dissertação de Mestrado**

**ESTUDO DAS RELAÇÕES DO CONSUMO DE ENERGIA  
ELÉTRICA, EMISSÕES DE CO<sub>2</sub> E O ÍNDICE DE THEIL NO  
BRASIL**

elaborada por  
**Deise Scheffer**

como requisito parcial para obtenção do grau de  
**Mestre em Engenharia de Produção**

**COMISSÃO EXAMINADORA:**

**Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM)**  
Presidente/ Orientador

**Alisson Eduardo Maehler, Dr. (UFPel)**

**Roselaine Ruviano Zanini, Dr<sup>a</sup>. (UFSM)**

Santa Maria, dezembro 2015.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus por me guiar durante este trabalho e também pelas oportunidades que me foram dadas nesse percurso de dois anos de curso.

À minha família pela preocupação e companheirismo nesta vida, pelo carinho e dedicação. Agradeço também ao Rafael Possebon, pelo apoio constante, compreensão e paciência nos momentos difíceis durante a execução deste trabalho por sacrificar o seu tempo em prol das minhas rotinas.

Agradeço ao meu orientador Adriano Mendonça Souza pela competência, confiança, apoio integral e pela paciência com que teve comigo diante de todas as minhas dúvidas e dificuldades em ter que estudar comigo e ter que repetir inúmeras vezes a mesma coisa para que eu pudesse aprender corretamente. Também quero expressar os meus agradecimentos à professora Roselaine Ruviano Zanini por ter desempenhado algumas atividades como congressos e artigos me apoiando e co-orientando durante muitas dúvidas surgidas no percurso.

Aos meus amigos queridos não vou citar nomes, pois foram muitos que me apoiaram e entenderam o quanto eu tive ausente nesses dois anos de curso, muito obrigada pelo apoio, orações, e pelas conversas incentivadoras.

Por fim, agradeço ao Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção pela oportunidade de estudo e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - (Capes) - pelo importante auxílio financeiro durante o curso.

*“Não se deve ir atrás de objetivos fáceis. É preciso buscar o que só pode ser alcançado por meio de maiores esforços”.*  
*(Albert Einstein)*

## RESUMO

### **O CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA ATRELADO AO DESENVOLVIMENTO SOCIOECONÔMICO NO BRASIL E OS IMPACTOS AMBIENTAIS GERADOS PELA EMISSÃO DE CO<sub>2</sub>**

AUTORA: Deise Scheffer

ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

Esta pesquisa estudou as relações existentes no Consumo de Energia Elétrica, Emissão de Dióxido de Carbono e Índice de Theil no Brasil. O período de análise se refere a dados anuais de 1980 a 2011 perfazendo um total de 31 observações do Brasil. As séries apresentaram ordem de integração igual a um com a presença de cointegração, assim, para mensurar essas influências foi utilizado um modelo de Vetor de Correção de Erros (VEC). Por meio da Função Impulso Resposta (FIR) e Análise de Decomposição da Variância (ADV) foi possível verificar como cada variável se comporta a uma mudança abrupta. Para analisar o comportamento das variáveis, foram utilizadas as metodologias de vetores auto regressivos (VAR) e gráficos de controle de resíduos. Já a modelagem VAR revelou que há um inter-relacionamento significativo entre as variáveis em estudo, mostrando assim que há uma relação de curto prazo entre estas variáveis. Quanto aos gráficos de controle de medidas individuais aos resíduos, contornou-se um problema presente nas variáveis originais que era o de autocorrelação, e mostrou-se que todas as variáveis apresentaram um período de instabilidade o que também possibilitou a identificação deste período. A Emissão de Dióxido de Carbono e o Índice de Theil são fatores determinantes na explicação dos impactos ambientais, assim como no desenvolvimento do país. A decomposição da variância indica que a Emissão de Dióxido de Carbono é o principal responsável pelos danos causados principalmente ao meio ambiente.

Palavras Chaves: Consumo de Energia Elétrica, Índice de Theil, Emissão de CO<sub>2</sub>, Vetores Autoregressivos (VAR) / Vetor de Correção de Erro(VEC), Gráficos de Controle.

## **ABSTRACT**

### **ENERGY USE ELECTRIC TRAILER SOCIOECONOMIC DEVELOPMENT IN BRAZIL AND ENVIRONMENTAL IMPACTS GENERATED BY THE CO2 EMISSION**

**AUTHOR:** Deise Scheffer

**Advisor:** Adriano Mendonça Souza

This research studies the relationships in Electric Energy Consumption, Carbon Dioxide Emission and Theil Index in Brazil. The period of analysis includes annual data from 1980 to 2011 in a total of 31 observations. The series presented order of integration equal one with the presence of cointegration thus to measure these influences we used a vector error correction model (VEC). By Function Impulse Response (FIR) and Variance Decomposition Analysis (ADV) we observed how each variable behaves to an abrupt change. To analyze the behavior of variables, methods of vector autoregressive (VAR) and residues control charts were used. The VAR modeling revealed that there is a significant interrelationship among the variables under study, thus showing that there is a short-term relationship between these variables. As for the residues control chart to individual measures, a problem in the original variables was avoided that were the autocorrelation, and showed that all variables had a period of instability and also enabled the identification of this period. The emission of carbon dioxide and Theil Index are determining factors in the explanation of environmental impacts as well as the development of the country. The variance decomposition indicates that the carbon dioxide emission is primarily responsible for mainly caused damage to the environment.

**Key Words:** Electricity Consumption, Theil Index, CO2 emission, Vector Autoregressive (VAR) / Error Correction Vector (VEC), Control Charts.

## LISTA DE FIGURAS

### ARTIGO 1

<b>Figura 1</b> - Gráficos das séries em nível do consumo de energia elétrica, emissão de $CO_2$ e índice de Theil. ....	<b>21</b>
<b>Figura 2</b> - FAC das séries em nível consumo de energia elétrica, emissão de $CO_2$ e índice de Theil .....	<b>22</b>
<b>Figura 3</b> - Gráfico de valores individuais para os resíduos do consumo de energia elétrica oriundo da modelagem VAR (1) .....	<b>26</b>
<b>Figura 4</b> - Gráfico de amplitude para os resíduos do consumo de energia elétrica oriundo da modelagem VAR (1) .....	<b>27</b>
<b>Figura 5</b> - Gráfico de valores individuais para os resíduos VAR(1) da emissão de $CO_2$ .....	<b>28</b>
<b>Figura 6</b> - Gráfico de amplitude para os resíduos VAR(1) da emissão de $CO_2$ .....	<b>28</b>
<b>Figura 7</b> - Gráfico de valores individuais para os resíduos VAR(1) do índice de Theil .....	<b>29</b>
<b>Figura 8</b> - Gráfico de amplitude para os resíduos VAR (1) do índice de Theil .....	<b>29</b>

### ARTIGO 2

<b>Figura 1</b> – Gráfico da função impulso-resposta das variáveis $CO_2$ CEE e THEIL .....	<b>42</b>
---	-----------

## LISTA DE TABELAS

### ARTIGO 1

<b>Tabela 1</b> – Siglas, variáveis, fonte de dados e periodicidade .....	<b>17</b>
<b>Tabela 2</b> – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) para as variáveis tal e tal em nível e em primeiras diferenças .....	<b>22</b>
<b>Tabela 3</b> – Teste de estacionariedade Kwaiatkowski, Pillips, Schmidt and Shein (KPSS) .....	<b>23</b>
<b>Tabela 4</b> – Valores do AIC e SBC para obtenção do número de defasagens a serem Utilizadas para ajuste do modelo VAR .....	<b>24</b>
<b>Tabela 5</b> – Teste de causalidade de Granger .....	<b>25</b>

### ARTIGO 2

<b>Tabela 1</b> – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) para as ECO2, THEIL E CEE em nível e em primeira diferença .....	<b>38</b>
<b>Tabela 2</b> – Teste de estacionariedade Kwaiatkowski, Pillips,Schmidt and Shein (KPSS).....	<b>38</b>
<b>Tabela 3</b> – Testes de Granger Causality/Block Exogeneit Wald .....	<b>39</b>
<b>Tabela 4</b> – Valores do AIC e SBC para obtenção do número de defasagens a serem utilizadas para ajuste do modelo VAR .....	<b>40</b>
<b>Tabela 5</b> – Estatísticas traço e autovalor máximo .....	<b>40</b>
<b>Tabela 6</b> – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do ECO2 .....	<b>43</b>
<b>Tabela 7</b> – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do THEIL .....	<b>44</b>
<b>Tabela 8</b> – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do CEE .....	<b>45</b>

## SUMÁRIO

<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>10</b>
<b>ARTIGO 1– O Consumo de Energia Elétrica Atrelado ao Desenvolvimento Socioeconômico no Brasil e os Impactos Ambientais Gerados pela Emissão de CO<sub>2</sub>.....</b>	<b>15</b>
<b>Resumo .....</b>	<b>15</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>15</b>
<b>Introdução .....</b>	<b>16</b>
<b>Procedimentos Metodológicos .....</b>	<b>17</b>
<b>Resultados e discussão.....</b>	<b>20</b>
<b>Considerações Finais .....</b>	<b>31</b>
<b>Referências bibliográficas .....</b>	<b>32</b>
<b>ARTIGO 2– Determinação do Comportamento da Emissão de CO<sub>2</sub> Frente a Choque Externos no CEE e THEIL.....</b>	<b>33</b>
<b>Resumo .....</b>	<b>33</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>33</b>
<b>Introdução .....</b>	<b>34</b>
<b>Procedimentos Metodológicos .....</b>	<b>35</b>
<b>Resultados e discussão.....</b>	<b>38</b>
<b>Considerações Finais .....</b>	<b>46</b>
<b>Referências bibliográficas .....</b>	<b>48</b>

## 1 INTRODUÇÃO

As novas tecnologias no ramo de *softwares* possibilitaram o aprimoramento das técnicas estatísticas, que passaram a ser desenvolvidas, objetivando maior precisão e confiabilidade na área de econometria. Essas modernas técnicas econométricas auxiliam significativamente a tomada de decisões por parte dos agentes envolvidos em atividades que necessitam de planejamento, avaliação de políticas e redução da incerteza.

Uma dessas técnicas estatísticas muito utilizadas – o modelo de vetores autorregressivos (VAR) – é, segundo Schmidt e Lima (2004), uma metodologia pertinente para analisar a relação dinâmica entre variáveis econômicas, pois leva em consideração as variáveis e suas defasagens, além de flexibilizar a relação no curto prazo entre elas. Nesse modelo, as variáveis são mutuamente afetadas, pois o VAR considera todas endogenamente (SILVA et al., 2007).

Sendo assim, no caso em que as variáveis não são estacionárias, mas possuem uma dinâmica semelhante de longo prazo, pode-se especificar o Vetor de Correção de Erros (VECM). Em suma, se as variáveis não são estáveis em nível, mas são em primeira diferença, pode-se dizer que as mesmas possuem um comportamento de curto prazo e um de longo prazo, ou são cointegradas (SOARES e LIMA, 2013).

Após estimar o VEC, realiza-se a função impulso-resposta que possibilita a análise do comportamento individual de cada variável do sistema, frente a choques externos, realizados em termos de desvios-padrão nas inovações de um modelo. O que se busca é determinar o tempo necessário de reação de uma variável até retornar a uma situação de equilíbrio, quando a mudança sofrida foi imputada. Analisa-se a sensibilidade das variáveis econômicas, através dos choques específicos ocorridos em um determinado período de análise.

Complementando a análise metodológica desta pesquisa, a decomposição da variância possibilita verificar em quais proporções a variância de determinada variável é explicada por choques nela própria, e por choques em outras variáveis no decorrer dos períodos. Sendo assim, esta análise possibilita mostrar quais as variáveis são mais explicativas no modelo proposto neste estudo e quais as variáveis, entre CEE,  $\text{ECO}_2$  e Índice de Theil, possuem maior influência (Gross e Souza, 2014).

Dessa maneira, evidencia-se a relevância em se estudar o comportamento dessas variáveis com dois objetivos fundamentais no decorrer do estudo. A hipótese de pesquisa é verificar se existe uma inter-relação entre estas variáveis de modo significativo e se este relacionamento dinâmico entre as variáveis se mantém estável ao longo do tempo analisado.

Esses gráficos de controle são amplamente utilizados com o objetivo de monitorar parâmetros do processo (MINGOTI, YASSUKAWA, 2008). Com este propósito, esta metodologia foi aplicada nesta pesquisa, pois, estudos apontam que o

gráfico de controle de Shewhart é mais apropriado para detectar a ocorrência de grandes desvios da média do processo (COSTA et. al., 2005), além de ser fundamentado na suposição de independência entre as unidades amostrais no que se refere a variável X em questão.

O objetivo do primeiro artigo é analisar o comportamento e o inter-relacionamento do Consumo de Energia Elétrica (CEE), a emissão de Dióxido de Carbono ( $CO_2$ ) e o Índice de Theil de modo a determinar a influencia entre estas variáveis, por meio de modelos econométricos e monitorar a evolução destas variáveis ao longo do tempo, por meio de gráficos de controle.

Já no segundo artigo, o objetivo principal é contribuir para a literatura econômica e ambiental, determinando o comportamento da emissão de Dióxido de Carbono ( $CO_2$ ) frente a choques externos, ao consumo de energia elétrica (CEE) e ao Índice de Theil para o Brasil, no período de 1980 a 2011, utilizando-se dos modelos de correção de erros, de modo a averiguar a existência de uma relação de curto e longo prazo entre as variáveis.

Dessa forma, este trabalho de dissertação está organizado no formato de artigos científicos assim distribuído: na primeira seção, encontra-se o artigo 1, com a seguinte estrutura: resumo, introdução, aspectos metodológicos, análise dos resultados, considerações finais e referências citadas no artigo. Posteriormente, encontra-se o artigo 2, que possui a mesma estrutura do artigo 1. Já a seção dois foi designada para uma breve discussão dos dois artigos. Na seção três encontram-se as considerações finais deste trabalho e, posteriormente, na última seção, as referências bibliográficas.

## **1.1 Tema**

O tema desta pesquisa está centrado na análise do comportamento e do inter-relacionamento das variáveis: Consumo de Energia Elétrica, Emissão de  $CO_2$  e o Índice de Theil, por meio de modelos econométricos – vetores autorregressivos e modelos de correção de erros (VAR/VEC) – e no monitoramento da evolução destas variáveis ao longo do tempo, por meio de gráficos de controle.

Esta temática faz uma ligação do campo de estudo ambiental com o de econometria, buscando-se uma forma criteriosa de análise da evolução destas variáveis no tempo e de como ela se relacionam.

## **1.2 Justificativa e importância da pesquisa**

A realização de um estudo no campo de Engenharia de Produção deve primeiramente visar uma contribuição à sociedade de forma geral. No entanto, esta pesquisa contempla a análise da relação entre crescimento socioeconômico juntamente com consumo de energia elétrica e dióxido de carbono e as possíveis degradações que causam no meio ambiente. Essa relação das variáveis se dá devido aos fatores de emissão de CO<sub>2</sub> resultantes da geração de energia elétrica verificada no Sistema Integrado Nacional (SIN) do Brasil e, por isso, o são calculados a partir dos registros de geração das usinas, centralizadas através do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS).

É importante conhecer a relação entre o consumo de energia e crescimento econômico, a fim de ter o projeto eficiente e implementação de políticas energéticas e ambientais, principalmente o Brasil que está enfrentando um fornecimento de energia restrita, pois a conservação de energia pode evitar a sua escassez, além de proteger o meio ambiente.

Essa pesquisa contribui com a literatura, porque pesquisas sobre o tema em análise ainda são escassas para o caso brasileiro. Trabalhos que procuram avaliar a relação entre crescimento econômico e consumo de energia com a degradação do meio ambiente podem contribuir de forma destacada para a formulação de políticas públicas e, sendo assim, este estudo é inovador.

Então, tendo em vista o aumento no consumo de energia elétrica que vem sendo constatado no decorrer dos anos no Brasil, assim como, o aumento anual do PIB e as mudanças climáticas, torna-se necessário estudar a relação entre essas variáveis para o país, para que se identifique se há uma relação dinâmica entre as variáveis estudadas, possibilitando assim uma visão abrangente e comprovada que torne possível mostrar as políticas públicas a serem aplicadas, objetivando a melhoria dos aspectos sociais que se refletem no meio ambiente. Neste item, estão descritos o objetivo geral e os específicos que nortearão esta pesquisa.

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1 Objetivo Geral**

O objetivo desta pesquisa é estabelecer as inter-relações tanto no curto quanto no longo prazo entre as variáveis Consumo de Energia Elétrica, Emissão de Dióxido de

Carbono (CO<sub>2</sub>) no Brasil de 1980 a 2011, assim como realizar um monitoramento para este período estabelecido por meio de gráficos de controle.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

- Verificar a relação de curto prazo entre o Consumo de Energia Elétrica com a Emissão de Dióxido de Carbono e o Índice de Theil;
- Estimar a relação de longo prazo para séries temporais pesquisadas;
- Determinar as Funções Impulso Resposta por meio da decomposição de Cholesky;
- Determinar a Análise de Decomposição da Variância.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Pode-se dizer que grande parte dos problemas ambientais atuais está relacionada de alguma forma com a exploração e utilização de energia elétrica (geração e consumo). Poluição, chuva ácida, destruição da camada de ozônio, aquecimento da Terra – por causa da intensificação do efeito estufa – e destruição da fauna e flora são apenas alguns exemplos dos efeitos dos processos atualmente disponíveis para a geração de energia. (MMA- Ministério do Meio Ambiente, 2014).

A produção e o uso da energia estão cada vez mais interligados e relacionados com o desenvolvimento das sociedades, trazendo consigo muitos benefícios, tais como: a possibilidade de aparelhos elétricos, a preparação e conservação de alimentos o conforto térmico nas residências, o transporte de pessoas e de cargas com velocidade e agilidade a diversificação das indústrias e dos produtos nelas produzidos, entre outros. No entanto, por outro lado, também traz alguns impactos negativos. De fato, a maneira como a energia é produzida e utilizada está na origem de muitos dos problemas ambientais atuais (GOLDEMBERG, 2003).

A relação existente entre energia e meio ambiente é complexa e está constantemente evoluindo. Observa-se portanto, que essa interação causam uma preocupação considerável, visto que, as mudanças no uso do solo devido à exploração dos combustíveis e construção de usinas, impactos estéticos relacionados à infraestrutura da usina de energia; além da poluição térmica advinda da queima dos combustíveis, como também, a geração de efluentes sólidos, líquidos e gasosos que provocam danos à saúde humano assim como para o ecossistema (DINCER, 1998; TESTER et al., 2005).

Estudos já realizados como o de Schaeffer e Saklo (2001), que investigam o cenário ambiental e as emissões atmosféricas da consumo de energia elétrica no Brasil. Desta forma, podendo verificar as implicações ambientais mais importantes e suas consequências.

O aquecimento global é um dos principais impactos das emissões de gases na atmosfera. Gases como o dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), metano (CH<sub>4</sub>), óxido nitroso (N<sub>2</sub>O), ozônio troposférico (O<sub>3</sub>), e clorofluorcarbonos (CFCs), absorvem a radiação infravermelha criada quando a luz visível do sol bate na terra. Essa absorção e re-irradiação impedem que parte do calor seja devolvida ao espaço, causando o aumento da temperatura na superfície da Terra (Ottinger, 1991).

A produção de energia elétrica, utilizando carvão e combustíveis fósseis, é um dos fatores que mais contribuem para o aumento de CO<sub>2</sub>, na maioria dos países. O

Brasil, pelo fato de sua geração de energia elétrica ser predominantemente hidrelétrica (76%), detém uma vantagem perante os outros países (BEN, 2008).

A discussão sobre as relações entre energia elétrica e desenvolvimento socioeconômico vem sendo promovida por vários organismos nacionais internacionais.

O objeto de estudo referente ao desenvolvimento socioeconômico sempre foi debatida e analisada por teóricos de várias áreas do conhecimento, tendo como objetivo comum galgar posições mais elevadas na escala de nível de desenvolvimento.

Segundo Goldenberg (1998), a energia é um fator essencial para o desenvolvimento, que é uma das aspirações fundamentais da população dos países pertencentes à América Latina, Ásia e África.

A sociedade e o meio ambiente geralmente são os que sofrem os impactos causados pelas fontes gerações de energia elétrica. Através da construção de usinas que gerem energia elétrica necessária a um custo inferior econômico e com um mínimo impacto socioambiental (SALES, 2011).

Existem inúmeras pesquisas referentes à energia que advogam a ideia do desenvolvimento sobre o prisma econômico, considerando a mesma como indutora do progresso e do crescimento econômico. Para outros a energia é considerada como propulsora de desenvolvimento, desde que tenha o propósito de contribuir para gerar, além de desenvolvimento econômico, melhorias nos âmbitos social e ambiental (FREITAS, 2011).

Nos países em desenvolvimento a tendência é aumentar o consumo total de energia, à medida que a economia cresce e o poder aquisitivo melhora a maior parte da população começa a ter acesso à energia e a outros bens, que lhes eram negados, por falta de poder aquisitivo e infraestrutura. Com isso a produção de bens tende a crescer e o consumo de energia também. Nesses países a intensidade energética tende a crescer, porque estes têm dificuldades em ter acesso às novas tecnologias com menor consumo de energia (ABREU et al., 2010).

A medida de distribuição de renda utilizada é o índice Theil-T, usado em larga escala na literatura, dada as suas propriedades como a da aditividade que permite que o índice seja decomposto em parcelas que possam ser adicionadas para achar o índice completo.

Muitos autores colocam a educação não apenas como fator que aumenta a produtividade, mas também capaz de promover maior igualdade a medida que é bem distribuída contribuindo para a mobilidade social [BARROS, HENRIQUE e MENDONÇA (2000c), HENRIQUES (2002), WANG (2001)]. Segundo HENRIQUES (2002), a educação é parte do conjunto mínimo de oportunidades sociais básicas que geram equidade e justiça social, contribuindo diretamente para melhoria de qualidade de vida e integração do indivíduo na sociedade, assim a educação se mostra como importante variável para mudar a situação desigual dos indivíduos de diferentes raças. BARROS, HENRIQUES e MENDONÇA (2000c) afirmam, ainda, que a principal fonte de desigualdade salarial corresponde a diferenças de produtividade ocasionadas por diferenças educacionais. Para os autores, não é descartada a influência da discriminação de gênero e raça na diferenciação de salários, mas a educação é apontada como principal determinante e uma política pública que conduza a uma redução da desigualdade salarial deve buscar uma queda significativa da heterogeneidade educacional.

Como medida de disparidade RAMOS e VIEIRA (2000) utilizaram o índice Theil-T e ainda uma medida de desigualdade sugerida por SHORROCKS (1980), analisando o desempenho na década de 1990 no Brasil. Os autores encontram como resultado que a educação, tanto em nível de contribuição bruta quanto em nível de contribuição marginal, se mostra como grande determinante da desigualdade: em 1995, a contribuição bruta da educação para a desigualdade chegou a 30,3% sendo a contribuição marginal de 23,4%.

RAMOS (2007) usa o índice Theil-T para descrever o comportamento da desigualdade brasileira, mostrando a influência das variações no nível de escolaridade sobre a distribuição de renda individual. Os resultados apontam que a educação teve papel importante para a queda da desigualdade de renda entre 1995 e 2005. Segundo o autor a fonte dessa desigualdade pode ser mensurada pela decomposição do índice Theil-T para determinado grupo da população, sendo possível observar assim a desigualdade entre e intra-grupos.

SIQUEIRA e SIQUEIRA (2006) colocam, entre outras medidas de desigualdade, os índices de Theil e Gini por estes poderem ser decompostos para diferentes subgrupos da população. Segundo estes, na decomposição as características individuais como educação, gênero, ocupação e localização urbana ou rural são

determinantes importantes da renda. Estes autores colocam que há dois elementos responsáveis pela desigualdade: o fator inter-grupos, que emerge entre os grupos identificáveis e o fator intra-grupo que se desenvolve dentro dos grupos especificados. Estes destacam que medidas de desigualdade como o índice de Theil são aditivamente decomponíveis se puderem ser decompostas de forma que ao final a desigualdade seja a soma de desigualdades intra e intergrupos. Estes autores encontraram que a maior parte da desigualdade é determinada por fatores intra-regionais, sendo o fator inter regional de menor proporção.

### 3 MÉTODOS E TÉCNICAS

#### 1.1 Descrição das Variáveis Utilizadas

Para desenvolver este estudo e alcançar o objetivo é preciso entender e analisar algumas variáveis consideradas fundamentais no decorrer deste projeto como sendo:

**Consumo de Energia Elétrica** – É o serviço que consiste na disponibilização do valor aproximado do consumo de energia elétrica (kWh) de uma instalação Residencial comum, com ICMS de 25%.

O valor resultante da simulação do consumo de energia elétrica da instalação baseia-se no consumo médio dos equipamentos elétricos que forem relacionados, não servindo, em hipótese alguma, como elemento de comprovação ou parâmetro de comparação dos valores anotados em faturas de energia elétrica (CEEE).

**O Índice de Theil (Theil):** é o índice de Theil mede o quanto a distribuição de renda observada (cada indivíduo detendo uma fração igual a  $y_i$  da renda total) descola de uma distribuição perfeitamente uniforme (cada indivíduo detendo uma fração igual a  $1/n$  da renda total), ou o grau de redundância em relação a esta última, ponderando-se cada observação pela parcela na renda.

**Emissão de Dióxido de Carbono (ECO<sub>2</sub>):** O Dióxido de carbono (queima de combustíveis fósseis) é o principal gás acusado de elevar as temperaturas da Terra.

Muitos cientistas dizem que o acúmulo dos gases do efeito estufa na atmosfera pode provocar um número cada vez maior de enchentes, secas, tempestades violentas e ondas de calor, além de elevar o nível dos oceanos (GOLDEMBERG; VILLANUEVA, KOCH, 1998).

## 1.2 Modelos econométricos para séries de tempo

Uma série temporal, também denominada série histórica, é uma sequência de dados obtidos em intervalos regulares de tempo durante um período específico de qualquer fenômeno aleatório. A análise de séries temporais versa encontrar relações de dependência existentes temporalmente nos dados buscando-se identificar o mecanismo gerador da série, objetivando extrair periodicidades relevantes nas observações, descrever seu comportamento e fazer previsões (BAYER & SOUZA, 2010).

A modelagem VAR exige que algumas análises econométricas de dados sejam feitas em uma base a priori, a fim de apoiar uma especificação de um modelo apropriado. Tais análises são: (i) análise de estacionariedade; (ii) análise de correlação, e (iii) análise de co-integração. Tais análises, respectivamente, ajudam a decidir se (i) o modelo deve ser especificado com variáveis situadas em níveis ou em diferenças, (ii) existe um risco de multicolinearidade e (iii) o modelo adequado será um VAR na sua forma original ou na forma de um VAR em um modelo de correção de erro vetorial - VECM - no caso de que há pelo menos uma associação co-integradas.

### 2.2.1 Modelo de vetores autorregressivos (VAR)

Um modelo de vetor auto-regressivo (VAR) é um modelo de série temporal usado para prever valores de duas ou mais variáveis econômicas HILL et al., (1999). Mediante esses modelos, onde se assume que todas as variáveis são endógenas (Gujarati, 2000), podem ser realizadas análises dinâmicas sem a necessidade de se especificar, previamente, um modelo teórico que retrate o relacionamento intertemporal das variáveis envolvidas. Isso porque, para a obtenção de previsões, são utilizadas como

base apenas regularidades e padrões passados de dados históricos, não sendo construído, portanto, nenhum modelo estrutural (Hill, et al.,1999).

O modelo VAR, é um modelo de séries temporais usado para prever valores de duas ou mais variáveis, sendo uma extensão do caso univariado auto-regressivo (AR), que considera apenas uma variável de cada vez. Ainda, o modelo VAR está relacionado com os modelos de equações simultâneas, pelo fato de as variáveis serem consideradas endógenas e determinadas conjuntamente. Nestes modelos especifica-se um conjunto de variáveis que se interagem, exigindo apenas que as variáveis se relacionem dentro do sistema e determine o número de defasagens necessárias para captar a dinâmica de interações entre as variáveis do modelo.

O modelo de vetor auto-regressivo (VAR), de ordem  $p$ , pode ser representado genericamente segundo Enders (1995), por:

$$Y_t = \delta + \Theta_1 Y_{t-1} + \dots + \Theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Na equação acima, denomina-se  $Y_t$  como um vetor aleatório,  $\Theta_1$  é a matriz dos coeficientes, logo, atribui-se  $\delta$  como sendo o vetor dos interceptos, o qual permite que a média do processo seja diferente de zero e  $\varepsilon_t$  um vetor  $k$ -dimensional de termos ruído branco com matriz de covariância  $\Sigma$ .

Onde  $y_t$ , e seus valores defasados e  $\varepsilon_t$  são vetores  $k \times 1$  e  $A_1, \dots, A_p$  são matrizes  $k \times k$  de constantes a serem estimadas.

Pode-se escrever o sistema em termos do operador de defasagem  $L$  como:

$$\begin{bmatrix} 1 - \alpha_{11}L & -\alpha_{12}L \\ -\alpha_{21}L & 1 - \alpha_{22}L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Disso obtém-se a solução:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 - \alpha_{11}L & -\alpha_{12}L \\ -\alpha_{21}L & 1 - \alpha_{22}L \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} 1 - \alpha_{11}L & -\alpha_{12}L \\ -\alpha_{21}L & 1 - \alpha_{22}L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

Onde:

$$\Delta = (1 - \alpha_{11}L)(1 - \alpha_{22}L) - (\alpha_{12}L)(\alpha_{21}L)$$

$$\begin{aligned}
&= 1 - (\alpha_{11} + \alpha_{22})L + (\alpha_{11}\alpha_{22} - \alpha_{12}\alpha_{21})L^2 \\
&= (1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)
\end{aligned} \tag{7}$$

Onde  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  são raízes da equação

$$\lambda^2 - (\alpha_{11} + \alpha_{22})\lambda + (\alpha_{11}\alpha_{22} - \alpha_{12}\alpha_{21}) = 0 \tag{8}$$

Como é necessário termos uma expansão convergente de  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$  em termos de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , devemos ter  $|\lambda_1|$  e  $|\lambda_2| < 1$ . Logo a matriz de coeficientes de defasagem:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \end{bmatrix} \tag{9}$$

Uma vez que a condição de estabilidade é satisfeita, podemos expressar  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$  como funções dos valores correntes e defasados de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , conhecidos como função de impulso resposta. Eles mostram os efeitos correntes e defasados no tempo de mudanças de  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$  em  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$ . Resultando na equação:

$$y_{1t} = \Delta^{-1}[(1 - \alpha_{22}L)\varepsilon_{1t} + \alpha_{12}L\varepsilon_{2t}] \tag{10}$$

Expandindo  $\Delta^{-1}$  em potências de L e agregando as expressões com as mesmas potências de L, obtemos:

$$\begin{aligned}
y_{1t} = & \varepsilon_{1t} + \alpha_{11}\varepsilon_{1,t-1} + (\alpha_{11}^2 + \alpha_{12}\alpha_{21})\varepsilon_{1,t-2} + \dots \\
& + \alpha_{12}\varepsilon_{2,t-1} + \alpha_{12}(\alpha_{11} + \alpha_{22})\varepsilon_{2,t-2} + \dots
\end{aligned} \tag{11}$$

Com uma expansão similar para  $y_{2t}$  (MADDALA, 2003).

Na concepção de (Caiado, 2002), estudos empíricos de sistemas econômicos dinâmicos tem, por vezes, interesse em determinar a resposta de uma variável ao impulso de outra variável num sistema formado igualmente por outras variáveis. Logo, a existência da resposta de uma variável ao impulso de outra variável pode resultar uma relação causal da última para a primeira variável.

Em notação matricial, um VAR(p) pode ser representado como:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_1\mathbf{X}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p\mathbf{X}_{t-p} + \mathbf{u}_t \tag{12}$$

Onde:  $X_t$  é um vetor com  $n$  variáveis endógenas incluídas no modelo;  $A_i$  são matrizes  $n \times n$  de coeficientes, que relacionam os valores defasados das variáveis aos valores correntes das mesmas;  $p$  representa o número de defasagens de cada variável; e  $u_t$  é um vetor  $n \times 1$  de erros bem comportados (LÜTKEPOHL E KRÄTZIG, 2004).

De acordo com Pindyck e Rubinfeld (2004), a metodologia VAR faz exigências mínimas relativas à estrutura de um modelo. Nesse sentido, deve-se observar quatro pontos principais: 1) especificar as variáveis que são julgadas interagirem entre si e, que dessa forma, devem ser incluídas como parte do sistema econômico que se tenta modelar; 2) certificar que as equações do modelo são lineares; 3) utilizar séries temporais estacionárias; e 4) identificar o maior número de defasagens ( $p$ ) necessárias para capturar a maioria dos efeitos que as variáveis exercem entre si. O resultado dos modelos VAR, segundo os referidos autores, é deixar os dados especificarem a estrutura dinâmica do modelo.

Enders (1995) menciona a preocupação quanto a especificação correta do modelo, quanto ao número de defasagens e a forma funcional do modelo. Logo, o cuidado com o número de defasagens é de grande relevância, uma vez que interfere no número de graus de liberdade das estimações. Segundo MARGARIDO, 2004, para a tomada de decisão em relação ao número de defasagens que devem ser aplicadas, utilizam-se os critérios AIC (Akaike Information Criterion) ou então o SBC (Schwarz Bayesian Criterion).

Outra maneira de identificar a ordem de um VAR segundo Morettin (2008), é usar algum critério de informação ou critérios penalizadores que auxiliam na identificação do melhor modelo podem ser expressos pelas equações matemáticas descritas abaixo:

$$AIC(k) = \ln(|\hat{\Sigma}_k|) + 2kn^2/T \quad (13)$$

$$BIC(k) = \ln(|\hat{\Sigma}_k|) + kn^2 \ln(T)/T \quad (14)$$

A estimação do melhor modelo VAR consiste na escolha do número de defasagens mais adequado. O modelo VAR tem por finalidade a avaliação do número de defasagens a serem incluídas nas análises de curto e longo prazo, bem como a avaliação das relações de curto prazo entre o conjunto de variáveis incluídas no estudo.

Os modelos de vetores autoregressivos seguem alguns processos na sua construção final. No entanto, o pressuposto básico é o da estacionariedade das series do conjunto de dados.

Um das vantagens de uma especificação VAR é que esta permite estimar as funções de impulso de resposta (*Impulse Response Functions* IRF), ou seja, as funções de resposta de qualquer variável endógena para um choque de um desvio padrão de qualquer outra variável endógena no sistema. Habitualmente, tais funções são calculadas através da decomposição de Cholesky da matriz de covariância dos choques. Os choques transformados possuem desvios padrão unitários e são ortogonais entre si consequentemente a IRF é normalmente conhecida como função impulso de resposta ortogonal. De acordo com Lee (1992), a análise de VAR é um método mais apropriado para investigar a causalidade entre variáveis que um simples teste causal bivariado, por causa da intransitividade da ordenação causal e das interações dinâmicas em grandes sistemas de variáveis.

### 2.2.2 Teste de raiz unitária

O teste de raiz unitária consiste em um conjunto de procedimentos alternativos para a análise de processos eventualmente caracterizados pela presença de rumo aleatório. Pode ser apresentado através do seguinte modelo:

$$Y_t = Y_{t-1} + u_t \quad (15)$$

$u_t$ : erro estocástico de média zero, variância  $\sigma^2$  constante, não autocorrelacionado.

A equação (15) consiste em uma regressão de primeira ordem, AR(1), pois o valor de Y no instante t está regredido contra o valor de Y no instante t-1. Caso o coeficiente de  $Y_{t+1}$  for igual a 1, o processo torna-se caracterizado pelo problema da raiz unitária, que revela uma série não estacionária. Em econometria de séries temporais, uma série com raiz unitária é conhecida como série temporal de rumo aleatório, ou seja, série temporal não estacionária (BRUNI, 2004).

Os testes de raiz unitária fornecem outra base para avaliar se uma série temporal é não-estacionária e integrada de determinada ordem, pode ser descrito conforme abaixo:

$$Y_t = Z_t - Z_{t-1} = \mu + e_t + \alpha_1 e_{t-1} \quad (16)$$

Também podendo ser descrito como:

$$Z_t = \theta_1 Z_{t-1} + \mu + e_t + \alpha_1 e_{t-1} \quad (17)$$

Onde  $\theta_1=1$ .  $\theta_1=1$  é considerado como raiz unitária, assim denominado porque é raiz de um polinômio. Também, é o fato de ser  $\theta_1=1$  que faz  $Z_t$  uma série I(1) não estacionária. Se  $-1 < \theta_1 < 1$ , a equação descreve um processo estacionário de série temporal que tem um componente AR de primeira ordem e um componente MA de primeira ordem. Desta forma, para avaliar se  $Z_t$  é uma série I(1) não-estacionária, podemos testar  $H_0: \theta_1=1$  contra a alternativa  $H_1: \theta_1 = -1 < \theta_1 < 1$  (Hill, et al., 1999). O teste amplamente utilizado na literatura é conhecido como *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), que tem na hipótese nula a presença de raiz unitária ou não estacionariedade da série.

$H_0: \rho = 0$ , existe raiz unitária, a série é não estacionária.

$H_1: \rho < 0$ , a série é estacionária.

O teste ADF possui a seguinte estrutura:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \eta y_{t-1} + \sum_{i=0}^{p-1} \lambda_i \Delta y_{t-1} + \mu \quad (18)$$

Onde,  $\lambda_i = \sum_{j=i+1}^p \rho_j$

Logo, o critério de rejeição indica rejeitar  $H_0$  se  $|ADF| > VC$  em que VC é o valor crítico da distribuição, ou então, se o teste rejeitar a hipótese nula, há uma série estacionária da série temporal (MADDALA, 1992).

A escolha correta dos *lags* é importante já que pode influenciar no desempenho do teste. O que se faz é escolher um número que seja o suficiente para eliminar uma possível correlação serial dos resíduos. A escolha é feita pela minimização de um critério de informação. Para esse teste, utilizamos o critério de Schwarz (BIC), como sugerido por Stock (1994, p. 2781).

O teste de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (KPSS, 1992) foi criado com o intuito de criar um contraponto aos tradicionais testes de raiz unitária em que a hipótese nula é de existência de raiz unitária. Nesse teste a hipótese nula é de que a série seja estacionária. Em sua versão mais simples supõe-se que:

$y_t = d_t + u_t$ , onde  $\Delta u_t$  é um MA(1), isto é:  $\Delta u_t = (1-\theta L)v_t$ , onde  $v_t$  é estacionário.

A hipótese nula é  $\theta=1$  (e nesse caso  $u_t$  é estacionário, pois  $u_t = v_t + u_0 - v_0$ ). A hipótese alternativa é de que  $|\theta|<1$ , já que neste caso  $u_t$  tem uma raiz unitária autorregressiva e portanto é não-estacionária. Os valores críticos são aqueles tabulados por KPSS (1992) de acordo com os resultados assintóticos descobertos pelos autores. O critério de rejeição é: Rejeitar  $H_0$  se  $LM_{KPSS} > VC$ .

Assim como ocorre com os testes com hipótese nula de existência de raiz unitária autorregressiva, nesses casos onde a hipótese nula é de que a série seja estacionária, também não existe um teste invariante uniformemente de melhor poder. Apesar de existirem poucos trabalhos sobre esse tipo de teste, Stock (1994) mostra que os resultados indicaram que o KPSS apresenta bom desempenho.

### 2.2.3 Co-integração

Na concepção de Engle e Granger (1987):

Se as variáveis de um conjunto de séries temporais não são estacionárias de ordem um,  $I(1)$ , mas se uma série temporal que é estacionária de ordem zero,  $I(0)$ , pode ser gerada através de combinações lineares daquelas variáveis, as variáveis serão consideradas cointegradas. Engle e Granger interpretaram esta combinação linear como um equilíbrio de longo prazo e revelaram que a coitegração implica que este equilíbrio de longo prazo se sustente, apesar das séries temporais apresentarem componentes de curto prazo com especificações dinâmicas e flexíveis. (ENGLE; GRANGER, 1987).

Se as variáveis forem não estacionárias, a análise também consistirá em observar se estas são co-integradas. A combinação de duas ou mais séries não-estacionárias pode ser estacionária, e, se essa combinação linear estacionária existir, diz-se que a série é co-integrada. Essa combinação pode ser interpretada como uma relação de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis.

Quando duas variáveis são integradas de ordem um, mas sua combinação linear for estacionária, elas são co-integradas, desde que os resíduos da regressão sejam estacionários. Se duas variáveis são co-integradas, elas possuem uma relação de equilíbrio no longo prazo (MARGARIDO, 2004).

Na aplicação da metodologia de Johansen (1990), considera-se um vetor autorregressivo (VAR) de ordem  $p$ :

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + B Y_t + e_t \quad (19)$$

É preciso ter o conhecimento do número de defasagens utilizado no modelo VAR em um passo anterior.

Segundo Coelho e Baptista (2004), para a determinação do número de vetores de integração, utiliza-se testes como estatística do traço ( $\lambda_{traço}$ ) e do máximo autovalor ( $\lambda_{max}$ ).

Para a estatística do traço ( $\lambda_{traço}$ ), em que a hipótese nula ( $H_0$ ) é de que existem pelo menos  $r$  vetores de co-integração, tem-se:

$H_0$ : O número de vetores de co-integração distintos é  $\leq a r$ .

$H_1$ : O número de vetores de co-integração é  $>$  do que  $r$ .

Para verificar a co-integração entre as variáveis foi a estatística do traço ( $\lambda_{traço}$ ). Segundo Johansen e Juselius (1990), a hipótese nula a ser considerada é de que existam pelo menos  $r$  vetores de co-integração, sendo a mesma representada como:

$$H_0: \lambda_i = 0 \quad i = r + 1, \dots, n$$

Ou seja, somente os primeiros  $r$  autovalores ( $\lambda$ ) são diferentes de zero. A estatística do traço é representada matematicamente por:

$$\lambda_{traço} = -2 \log(Z) = -T \sum_{i=r+1}^n \log(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (20)$$

$$r = 0, 1, 2, \dots, n-2, n-1$$

onde  $Z$  é a função de verossimilhança restrita maximizada.

Para o teste do máximo valor ( $\lambda_{max}$ ) tem-se:

$H_0$ : O número de vetores de co-integração é igual a  $r$  vetores.

$H_1$ : O número de vetores de co-integração é igual  $r + 1$  vetores.

$$\lambda_{\max(r,r+1)} = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (21)$$

Pela razão de verossimilhança, apontam o número de relações lineares existentes e T correspondente ao número de observações.

Quando as séries são cointegradas exigem que tenham um tratamento diferenciado, de forma que existe um desequilíbrio de curto prazo ou um afastamento entre os valores observados das séries em estudo. A incorporação dessa nomenclatura de equilíbrio contribui para a determinação do comportamento da variável dependente em função as demais.

### 2.2.5 Modelo de Correção de Erros (VECM)

Após a verificação de existência de co-integração por meio da metodologia de Johansen, inclui-se o modelo de correção de erro. A principal vantagem de se escrever o sistema em termos do modelo de correção de erro está no fato de que, nesse formato, são incorporadas informações tanto de curto quanto de longo prazo para ajuste nas variações das séries.

Bueno (2008), afirma que este modelo possui significado econômico, pois pode-se dizer que suas variáveis, em virtude da dinâmica comum, têm um componente de longo prazo e um de curto prazo. O autor também salienta que o modelo de correção de erros é uma versão mais completa do VAR. Partindo da ideia básica que o VAR com variáveis não estacionárias, mas diferenciadas, omite variáveis relevantes. O VECM corrige esse problema.

Um VEC é um VAR na forma de primeira-diferença, embutindo explicitamente uma co-integração que captura a informação de longo prazo contida na tendência estocástica de cada série utilizada. Segundo o método, do ponto de vista econômico, quando duas ou mais séries estão co-integradas, as mesmas se movem conjuntamente no tempo e suas diferenças são estáveis (estacionárias), mesmo quando cada série em particular tem uma tendência estocástica e seja, portanto, não estacionária.

Uma vez constatada que as variáveis são integradas de mesma ordem, parte-se, então, para a fase de se testar a existência de co-integração entre elas. Conforme Lopes (2012), o método abordado para realizar o teste de co-integração, proposto por Johansen

é baseado em uma versão reparametrizada de um modelo de VAR onde temos ordem  $p$  para termos de um modelo de correção de erros (VEC).

O modelo de mecanismo a correção de erro (ECM) é utilizado nos casos em que as variáveis apresentam co-integração. Sua apresentação é da seguinte forma:

Para o caso de  $Y_t$  e  $X_t$ ,

$$\Delta Y_t = \beta + \beta_1 \Delta X_t - \beta_2 U_{t-1} + e_t \quad (22)$$

Onde:

$e_t$  = ruído branco;

$\beta_2$  = é a velocidade de ajustamento para o equilíbrio de longo prazo, sendo que  $|\beta_2| < 0$  para garantir que o ECM obtenha a equação de longo prazo;

$U_{t-1} = U_t$  defasado da equação estática ( $Y_t = b_0 + b_1 X_t + U_t$ )

Se as variáveis não são estacionárias, mas integradas de mesma ordem  $I(d)$  e co-integradas, então o VECM é o modelo apropriado para estimar a equação de curto prazo.

### 2.2.6 Causalidade de Granger

O teste de causalidade, utilizado como ferramenta neste estudo, visa comprovar uma possível existência causal entre a variável dependente e as variáveis regressoras.

A esse respeito (Granger, 1969), manifestou-se quando afirmou que uma variável  $X$  causa outra variável  $Z$  no sentido de Granger se a observação de  $X$  no presente ou no passado ajuda a prever os valores futuros de  $Z$  para algum horizonte de tempo.

Diversos estudos têm sido realizados fazendo uso da causalidade de Granger, em específico na área de economia. Alguns casos são: [1] o estudo de (Cavalcanti, 2008), identificando os modelos VAR e causalidade de Granger nas literaturas macroeconômicas brasileiras; [2] o estudo de (Carneiro, 1997), abordando que os resultados da análise de causalidade podem se apresentar bastante sensíveis à escolha da estrutura de defasagens das variáveis a serem testadas; [3] o estudo de (Gadelha e Cerqueira, 2013), analisando a causalidade entre o consumo de energia elétrica e

crescimento econômico no Brasil de 1952 a 2010; [4] o estudo de (Fernandez e Pereira, 2002), utilizando a causalidade de Granger para realizar um trabalho na área de política de tarifação social ótima para a energia elétrica.

O teste de Granger (1969) procura determinar o sentido causal entre duas variáveis. Basicamente, o teste estipula que X "Granger" causa Y se valores passados de X ajudam a prever o valor presente de Y. O teste é formulado como segue:

$$X_t = \sum a_i Y_{t-i} + \sum b_i X_{t-i} + u_{1t} \quad (23)$$

$$Y_t = \sum c_i Y_{t-i} + \sum d_i X_{t-i} + u_{2t} \quad (24)$$

Onde  $u_{it}$  são os resíduos que assumimos serem não- correlacionados.

A equação (23) postula que valores correntes de X estão relacionados a valores passados do próprio X assim como a valores defasados de Y; já a equação (24), postula um comportamento similar para variável Y.

As relações de causalidade entre duas variáveis podem ocorrer nas seguintes formas:

1. *Causalidade unilateral de Y para X*: quando os coeficientes estimados em (23) para a variável defasada Y são conjuntamente diferentes de zero ( $\sum a_i \neq 0$ ), e quando o conjunto de coeficientes estimados em (24) para a variável X não forem estatisticamente diferentes de zero ( $\sum d_i \neq 0$ ).
2. *Causalidade unilateral de X para Y*: quando o conjunto de coeficientes defasados para a variável Y na equação (23) não for estatisticamente diferente de zero ( $\sum a_i \neq 0$ ) e o conjunto de coeficientes defasados para a variável X em (24) for ( $\sum d_i \neq 0$ ).
3. *Bicausalidade ou simultaneidade*: quando os conjuntos de coeficientes defasados de X e Y forem estatisticamente diferentes de zero em ambas as regressões.
4. *Independência*: quando, em ambas as regressões, os conjuntos de coeficientes defasados de X e Y não forem estatisticamente diferentes de zero.

Em termos mais gerais, desde que o futuro não pode prever o passado, se a variável X Granger-causa a variável Y, ou seja, mudanças em X devem preceder temporalmente mudanças em Y.

O teste *Granger Causality/Block Exogeneity Wald* tem como função calcular a significância conjunta de cada variável endógena defasada para cada equação do VAR. É responsável também por fornecer a significância conjunta de todas as variáveis endógenas defasadas na equação.

O teste é representado algebricamente por:

$$X^2 = \sum \left[ \frac{(f_0 - f_e)^2}{f_e} \right] \quad (25)$$

Onde:  $f_0$  = frequência observada para cada classe e;

$f_e$  = frequência esperada para aquela classe

### 2.2.7 Impulso resposta

Sims (1980) apud Bueno (2008) sugere a especificação de um sistema recursivo para identificar um modelo, onde impõe que alguns coeficientes sejam iguais a zero. Usualmente utilizam-se argumentos econômicos para defini-los quais são iguais a zero. Logo, a sugestão de Sims é o efeito *feedback* seja limitado. Por exemplo, em um modelo bivariado, em que  $a_{12} = 0$ . Tem-se:

$$y_t = a_{10} + b_{11}y_{t-1} + \epsilon_{yt} \quad (26)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_t + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + \epsilon_{zt} \quad (27)$$

Tal restrição torna os parâmetros estruturais identificáveis:

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_y & 0 \\ 0 & \sigma_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (28)$$

Com  $a_{12} = 0$ , logo os erros reduzidos ficam:  $\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_t \epsilon_{yt} \\ \sigma_z \epsilon_{zt} - a_{21} \sigma_y \epsilon_{yt} \end{bmatrix}$ , de maneira que:  $\text{Var}(e_1) = \sigma_y^2$ ;  $\text{Var}(e_2) = \sigma_z^2 + a_{21}^2 \sigma_y^2$ ;  $\text{Cov}(e_1, e_2) = -a_{21} \sigma_y^2$ .

A combinação dessas equações mais as seguintes, servem para identificação dos parâmetros estruturais do modelo:  $\phi_{10} = a_{10}$ ;  $\phi_{11} = b_{11}$ ;  $\phi_{21} = -a_{21}b_{11} + b_{21}$ ;  $\phi_{20} = a_{20} - a_{10}a_{21}$ ;  $\phi_{12} = b_{12}$ ;  $\phi_{22} = -a_{21}b_{12} + b_{22}$ .

A decomposição de Choleski é um método triangular de decompor os resíduos e pode ser generalizada para um vetor com  $n$  variáveis endógenas. No caso de  $n$  variáveis endógenas torna-se de dimensão  $n \times n$  a matriz de covariância. E é necessária como condição de identificação a imposição de  $(n^2 - n)/2$  restrições. Para Bueno (2008), esta decomposição é triangular e força que a porção superior da diagonal tenha zeros, o que equivale à imposição das restrições requeridas. O problema dessa imposição é a definição de ordenação das variáveis que normalmente é arbitrária. Então a ordenação das variáveis define o formato das restrições de modo que diferentes ordenações originam distintas restrições. Então, se os autovalores da polinomial  $(I - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i)$  estiverem fora do círculo unitário é possível estimar um VAR (p) em um vetor de médias móveis infinito VMA ( $\infty$ ). Por exemplo, o VAR (1) bivariado exposto por Bueno (2008):

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_1^i e_{t-i} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\phi_1^i}{1 - a_{12}a_{21}} \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \epsilon_{t-i} \begin{bmatrix} \sigma_y \epsilon_{yt} \\ \sigma_z \epsilon_{zt} \end{bmatrix}, \quad (29)$$

Em que  $\bar{X} \equiv (I - \phi)^{-1} \phi_0$  é a média de longo prazo. Após a definição da matriz:

$$\psi_i = \frac{\phi_1^i}{1 - a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

Desse modo:

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \epsilon_{t-i} \quad (31)$$

$$= \bar{X} \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \psi_{i,11} & \psi_{i,12} \\ \psi_{i,21} & \psi_{i,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_y \epsilon_{yt-i} \\ \sigma_z \epsilon_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (32)$$

Onde, “os elementos da matriz  $\psi$  são os multiplicadores de impacto de um choque sobre as variáveis endógenas” (BUENO, 2008, p. 183). De modo que o impacto total de um choque de  $\epsilon_{yt}$  sobre  $y_{t+h}$  é composto pela soma dos coeficientes  $\psi_{i,11}$ , sendo  $i=0, 1, 2, \dots, h$ . E também, sobre  $z_{t+h}$  somam-se os coeficientes  $\psi_{i,21}$ . Logo,

quando se desenham os coeficientes contra  $i$  gera-se a função impulso-resposta, e a soma dos coeficientes contra  $i$  desenhada em um gráfico origina a função impulso-resposta acumulada (BUENO, 2008).

A função impulso-resposta possibilita a análise do comportamento individual das variáveis de um sistema a partir dos choques e desvios-padrão nas inovações de um modelo. Analisa a sensibilidade das variáveis econômicas através dos choques específicos ocorridos em um determinado período de análise. Cada coeficiente apresenta a resposta de uma variável do modelo para uma inovação específica, deixando constantes as demais inovações nos outros períodos. No entanto, os choques ocorridos no modelo tornam-se ortogonais pela decomposição de Cholesky. Contudo a ordenação das variáveis exerce um papel de extrema importância sobre o desempenho do modelo (DANIELI, 2011).

De acordo com Vartanian (2010), a função de resposta ao impulso é um método, que possibilita avaliar os efeitos de um choque em uma série temporal sobre outra série. Logo, os resultados apresentados na função de resposta a impulso permitem avaliar adequadamente resultados de choques em qualquer uma das variáveis do sistema. Em síntese, representa o horizonte temporal dos efeitos dos choques das demais variáveis no VAR sob uma determinada variável (ENDERS, 2010).

Enquanto que as funções de resposta ao impulso traçam os efeitos de um choque de uma variável endógena sobre as restantes variáveis no VAR para descrever a dinâmica do sistema, a decomposição da variância atribuí à variação de uma variável endógena em termos das perturbações ortogonais no sistema VAR.

### 2.2.7 Gráficos de controle

Apesar da grande difusão e ampla utilização dos gráficos de controle nos mais diversos tipos de processos, ainda existem algumas dificuldades ou até mesmo barreiras, quando essa ferramenta é empregada para controlar processos que apresentam autocorrelação e, ou, sazonalidade. Nesse sentido, Runger e Willemain (1995), concluíram que processos com autocorrelação positiva desqualificam os gráficos de controle tradicionais. Se um modelo de série temporal é adequadamente ajustado a um processo autocorrelacionado, o uso de gráficos de controle dos resíduos desse modelo é recomendado, como se pode ver em Kenneth et al. (1997), Montgomery e Mastrangelo (1991) e Zhang (1998). Os limites dos gráficos de controle convencionais têm como uma de suas premissas a independência dos dados do processo. Em processos

autocorrelacionados essa premissa não é satisfeita o que inviabiliza a utilização dos gráficos de controle convencionais especialmente em certos tipos de processos, como concluíram Atienza et al (1998).

Neste trabalho após seleção do modelo Box-Jenkins adequado, é considerada a construção de gráficos de controle para os resíduos do modelo ajustado, com a finalidade de se controlar o processo de interesse e identificar os possíveis falsos alarmes. Após a etapa de modelagem já será possível saber onde os dados futuros do processo deverão se localizar. Percebe-se que sem a modelagem de um processo autocorrelacionado seria praticamente impossível estabelecer o controle estatístico do processo, pois nesses processos o comportamento natural dos dados adquire formas que, em princípio, poderiam ser atribuídas a causas especiais atuando no processo, mas na verdade seriam falsos alarmes.

Montgomery (2004) cita alguns objetivos do CEP que justificam a sua utilização:

- Permite prever até que ponto o processo manterá as tolerâncias estabelecidas;
- Auxilia os elaboradores/planejadores de um produto na seleção de modificações de um processo;
- Permite planejar a sequência de processos de produção quando há um efeito interativo de processo sobre as tolerâncias.

#### Gráfico de controle de resíduos

Definindo-se o resíduo de um modelo como sendo a diferença entre o valor observado da variável resposta e o valor ajustado pelo modelo, conforme a equação (1).

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

O desvio-padrão dos resíduos do modelo é estimado pela raiz quadrada do quadrado médio dos erros (QMR), conforme a equação (2).

$$\hat{\sigma}_e = \sqrt{QMR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n - k}}$$

Onde: k é o número de parâmetros do modelo.

O resíduo padronizado do modelo é obtido através da divisão dos resíduos pelo desvio padrão dos resíduos do modelo:

$$z_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_e}$$

É importante frisar que os resíduos padronizados dos modelos ARIMA e MRLM devem ser:

- Normalmente distribuídos;
- Média zero; e
- Desvio-padrão = 1.

Sendo assim, os limites de controle apresentados por Alwan e Robert (1988) e Haworth (1996) são:

$$LSC = +k$$

$$LC = 0$$

$$LIC = -k$$

### 2.2.8 Decomposição da variância no erro de previsão no modelo VAR

Uma forma alternativa de analisar os resultados do modelo VAR é através da decomposição da variância. Ela consiste numa forma de explicar a porcentagem da variância do erro de previsão decorrente de cada variável endógena do modelo dentro de um horizonte de previsão.

A decomposição da variância é uma forma de mostrar que a porcentagem da variância do erro de previsão é decorrente de cada variável endógena, ao longo do horizonte de previsão (BUENO, 2008). Ou seja, é a identificação da responsabilidade de cada uma das variáveis na explicação da variância de todas as variáveis do sistema, após um choque, servindo como “classificação” da importância relativa de cada variável na determinação dela mesma e das demais (VARTANIAN, 2010).

A decomposição da variância segundo Bueno (2008) é uma forma de dizer que proporção da variância do erro de previsão decorre de cada variável endógena ao longo do horizonte de previsão. Considerando:

$$X_{t+h} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_i \epsilon_{t+h-i} \quad (33)$$

Calculando o erro de previsão tem-se:

$$X_{t+h} - E_t(X_{t+h}) = \bar{X} + \sum_{i=0}^{h-1} \Psi_i \epsilon_{t+h-i} \quad (34)$$

Trabalhando apenas a variável  $y_{t+h}$ :

$$y_{t+h} - E_t(y_{t+h}) = \psi_{0,11}\epsilon_{yt+h} + \psi_{1,11}\epsilon_{yt+h-1} + \dots + \psi_{h-1,11}\epsilon_{yt+1} \\ + \psi_{0,12}\epsilon_{zt+h} + \psi_{1,12}\epsilon_{zt+h-1} + \dots + \psi_{h-1,12}\epsilon_{zt+1} \quad (35)$$

Logo:

$$\sigma_y^2(h) = \sigma_y^2(\psi_{0,11}^2 + \psi_{1,11}^2 + \dots + \psi_{h-1,11}^2) + \sigma_z^2(\psi_{0,12}^2 + \psi_{1,12}^2 + \dots + \psi_{h-1,12}^2) \quad (36)$$

A decomposição da variância dos erros de previsão mostra a evolução do comportamento dinâmico apresentado pelas variáveis do sistema econômico, ao longo do tempo, isto é, permite separar a variância dos erros de previsão para cada variável em componentes que podem ser atribuídos por ela própria e pelas demais variáveis endógenas, isoladamente apresentando, em termos percentuais, qual o efeito que um choque não antecipado sobre determinada variável tem sobre ela própria e sobre as demais variáveis pertencentes ao sistema (MARGARIDO et al., 2002)

A decomposição de variância do erro de previsão é um instrumento utilizado para descrever a dinâmica do sistema na abordagem VAR. Por esse método, torna-se possível identificar a proporção da variação total de uma variável produzida devido a cada choque individual nas  $k$  variáveis componentes do modelo. Além disso, fornece informações sobre a importância relativa de cada inovação sobre as variáveis do sistema (PINTO, 2007).

O método de decomposição da variância mede assim a importância relativa de cada perturbação aleatória para as variáveis do sistema VAR.

## **ARTIGO I – O CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA ATRELADO AO DESENVOLVIMENTO SOCIOECONÔMICO NO BRASIL E OS IMPACTOS AMBIENTAIS GERADOS PELA EMISSÃO DE CO<sub>2</sub>**

### **RESUMO**

O objetivo desta pesquisa é analisar o comportamento e o inter-relacionamento do Consumo de Energia Elétrica, Emissão de CO<sub>2</sub> e do Índice de Theil de modo a determinar a influência entre estas variáveis por meio de modelos econométricos e monitorar a evolução destas variáveis ao longo do tempo por meio de gráficos de controle no período 1980-2011. Para analisar o comportamento das variáveis, foram utilizadas as metodologias de vetores auto regressivos (VAR) e gráficos de controle de resíduos. A modelagem VAR revelou que há um inter-relacionamento significativo entre as variáveis em estudo, mostrando assim que há uma relação de curto prazo entre estas variáveis. Ao aplicarem-se gráficos de controle de medidas individuais aos resíduos, contornou-se um problema presente nas variáveis originais que era o de autocorrelação, e mostrou que todas as variáveis apresentaram um período de instabilidade, ou seja, fora de controle e também possibilitou a identificação deste período.

Palavras Chaves: Consumo de Energia Elétrica, Índice de Theil, Emissão de CO<sub>2</sub>, Vetores Autoregressivos (VAR), Gráficos de Controle.

### **ABSTRACT**

The purpose of this study was to analyze the behavior of the front power consumption with economic and environmental aspects. For this, it examines the relationship between electricity consumption and Theil index and the CO<sub>2</sub> emission rate during the annual period of 1980-2011. To analyze the behavior of variables, methods of autoregressive vectors (VAR) and Control Charts were used. The main results reveal that, in the short term, there is a relationship between variables. Control charts used in monitoring processes whose observations can be described by a VAR (1) model. We conclude that the results of empirical methodologies corroborate the literature and confirm the existing influence between variables.

Key Words: Electricity Consumption, Theil Index, CO<sub>2</sub> emission, Vector Autoregressive (VAR), Control Charts.

## 1 INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas têm sido apontadas como um dos maiores obstáculos ao crescimento econômico e à qualidade de vida que os seres humanos enfrentarão nas próximas décadas (Silva e Pinho, 2007). De acordo com o Banco Mundial, os indicadores de qualidade ambiental se deterioraram a partir da década de 1960, devido ao aumento da temperatura do planeta, advindo das emissões de gases causadores do efeito estufa, sendo essa emissão de  $CO_2$  a responsável por mais de 57% do total da emissão (IPCC, 2012).

O desenvolvimento constante de novas tecnologias está diretamente ligado às exigências e necessidades dos seres humanos. Nesse aspecto, a energia é um ingrediente fundamental do desenvolvimento socioeconômico e do crescimento econômico (GOLDEMBERG, 1998).

As projeções do International Energy Outlook 2007 (EIA/DOE, 2007) indicam que o consumo mundial de energia deverá crescer aproximadamente 65% de 2003 a 2030. Devido a isso, o meio ambiente vem sofrendo alguns impactos com este consumo, que ano após ano vem aumentando. Exemplo disso são os constantes desastres ecológicos e alterações climáticas que, por sua vez, possuem um elo notável com o suprimento desse consumo de energia que tem surgido gradativamente (Silva et al., 2003; Souza, 2011). Na mesma linha de pesquisa, (GADELHA e CERQUEIRA, 2013) analisam a causalidade entre o consumo de energia elétrica e crescimento econômico no Brasil de 1952 a 2010.

Aliado ao crescimento econômico e ao desenvolvimento humano tem-se o Índice de Theil como medidor da desigualdade da renda entre as pessoas. RAMOS e VIEIRA (2000) e SHORROCKS (1980) utilizaram esse índice como uma medida de desigualdade e encontraram como resultado que a educação, tanto em nível de contribuição bruta quanto em nível de contribuição marginal, mostra-se como a grande determinante da desigualdade. No ano de 1995, a contribuição bruta da educação para a desigualdade chegou a 30,3%, sendo a contribuição marginal de 23,4%. RAMOS (2007) usou o índice Theil para descrever o comportamento da desigualdade brasileira,

mostrando a influência das variações no nível de escolaridade sobre a distribuição de renda individual. Os resultados indicaram que a educação tem papel fundamental na queda da desigualdade de renda entre 1995 e 2005.

As três variáveis representativas do desenvolvimento econômico utilizadas nesta pesquisa são o consumo de energia elétrica CEE e a emissão de  $CO_2$ , representando os impactos ambientais, e o índice de Theil, representando o desenvolvimento socioeconômico.

Assim, o objetivo desta pesquisa é analisar o comportamento e o inter-relacionamento do Consumo de Energia Elétrica, Emissão de  $CO_2$  e do Índice de Theil de modo a determinar a influência entre estas variáveis utilizando modelos econométricos, e monitorar a evolução destas variáveis ao longo do tempo, por meio de gráficos de controle.

A relação de causalidade entre o Consumo de Energia Elétrica (CEE), a emissão de  $CO_2$  e o índice de Theil é tema relevante no atual debate acadêmico, com importantes implicações na política econômica e ambiental, uma vez que a definição da direção da causalidade pode fornecer um retrato claro quanto à elaboração de políticas eficientes para o setor de energia elétrica, tanto em função do crescimento econômico quanto do meio ambiente.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste estudo, foram utilizadas as séries anuais do Consumo de Energia Elétrica, Emissão de  $CO_2$  e o Índice de Theil do Brasil no período de 1980-2011. A Tabela 1 apresenta as variáveis utilizadas, a fonte de dados e a periodicidade de coleta das observações.

Quadro 1 – Sigla, variável, fonte de dados e periodicidade.

<b>Sigla</b>	<b>Variável</b>	<b>Fonte de dados</b>	<b>Periodicidade</b>
CEE	Consumo de energia elétrica	IPEA	Anual
THEIL	Índice de Theil	PNUD	Anual
$CO_2$	Índice de dióxido de carbono	Banco Mundial	Anual

Fonte: Autores

Primeiramente foi necessário verificar a estacionariedade das séries, por meio dos testes de raízes unitárias, por meio do teste Augmented Dickey-Fuller (ADF) (1979), que possui as seguintes hipóteses:

$H_0$ :  $\rho=0$ , a série não estacionária

$H_1$ :  $\rho<0$ , a série é estacionária

Também foi utilizado o teste Kwaiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin (KPSS) (1992), como forma de corroborar os resultados expressos no teste (ADF), que tem hipóteses enunciadas de forma inversa ao teste ADF.

$H_0$ :  $\rho=0$ , a série é estacionária

$H_1$ :  $\rho<0$ , a série não é estacionária

A seguir, procedeu-se ao ajuste do modelo VAR, no qual as variáveis participam da estimação deverão ser estacionárias (DOS SANTOS; SOUZA; WOLFF, 2013). Foi necessário determinar o número de defasagens a serem incluídas no modelo (MARGARIDO, 2004), onde, inicialmente, foi utilizada uma modelagem do geral para o específico, isto é, com um grande número de defasagens as quais foram reduzidas de modo a produzirem melhores estatísticas os critérios AIC e BIC conforme equações 1 e 2.

$$\text{AIC} = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (1)$$

$$\text{BIC} = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q) \ln(n)}{n} \quad (2)$$

Determinadas as defasagens necessárias para comporem o modelo VAR, o mesmo foi ajustado por meio do método de Máxima Verossimilhança. O VAR permite avaliar as relações de curto prazo e as inter-relações entre as variáveis, e estudar as transmissões ocorridas de uma variável para a outra (SOUZA et al., 2004a). A estimação conjunta das variáveis que estão inicialmente correlacionadas, possibilita um aumento da acurácia das estimativas do modelo, utilizando-se informações adicionais fornecidas pelas inter-relações.

Nos modelos VAR cada variável endógena é explicada por seus valores defasados e pelos valores defasados de todas as outras variáveis endógenas do modelo, ao passo que normalmente não há variáveis exógenas presentes no modelo (ENDERS, 2010), representado na equação:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}_0 + \sum_{i=1}^p \mathbf{A}_i \mathbf{x}_{t-i} + \mathbf{e}_t \quad (3)$$

Onde,  $x_t$  é um vetor de variáveis endógenas,  $A_0$  é um vetor de interceptos,  $A_i$  são matrizes e  $e_t$  é um vetor de termos de erros utilizando-se das pressuposições usuais, estacionariedade de todas as séries, normalidade e ausência de autocorrelação entre os termos de erros.

Ainda, após a estimação do modelo, foi analisada a relação causal entre as variáveis estudadas por meio do teste de causalidade de Granger (1969), em que se procura determinar não somente a direção de influência de cada variável como também da existência de uma precedência temporal. Basicamente, o teste estipula que X "Granger" causa Y se valores passados de X ajudam a prever o valor presente de Y. O teste é formulado como segue nas equações 4 e 5:

$$X_t = \sum a_i Y_{t-i} + \sum b_i X_{t-i} + u_{1t} \quad (4)$$

$$Y_t = \sum c_i Y_{t-i} + \sum d_i X_{t-i} + u_{2t} \quad (5)$$

Onde  $u_{it}$  são os resíduos que assume-se serem não-correlacionados.

Ajustado o modelo econométrico, avaliou-se os resíduos em relação a sua condição de ruído branco, isto é, média zero, variância constante e não autocorrelacionados, portanto independentes. Satisfeitas estas condições dos resíduos foi possível utilizar os gráficos de controle para monitorar a evolução das variáveis, cumprindo assim as condições exigidas de que as observações são independentes e identicamente distribuídas (*i.i.d.*), o que não ocorreu com as variáveis originais, pois apresentavam autocorrelação e correlação entre elas.

Assim, aplicou-se, os gráficos de controle para medidas individuais nos resíduos, avaliando a evolução das variáveis e a busca por algum padrão atípico.

Os resíduos foram determinados pela diferença entre o valor original das variáveis observadas e o valor estimado pelo modelo VAR, representados na equação (6).

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (6)$$

O desvio-padrão dos resíduos do modelo foi estimado pela raiz quadrada do quadrado médio dos erros (QMR), conforme a equação (7).

$$\hat{\sigma}_e = \sqrt{QMR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n - k}} \quad (7)$$

Onde:  $k$  é o número de parâmetros do modelo.

A amplitude móvel é expressa por  $MR_i = |\varepsilon_i - \varepsilon_{i-1}|$  e os limites de controle do gráfico de médias individuais (GMIR), sabendo que a média dos resíduos é  $\bar{\varepsilon} = 0$ , são dados por:

$$LSC = \bar{\varepsilon} + 3 \frac{\overline{MR}_\varepsilon}{d_2} \rightarrow LSC = +3 \frac{\overline{MR}_\varepsilon}{d_2} \quad (8)$$

$$LC = \bar{\varepsilon} \rightarrow LC = 0 \quad (9)$$

$$LIC = \bar{\varepsilon} - 3 \frac{\overline{MR}_\varepsilon}{d_2} \rightarrow LIC = -3 \frac{\overline{MR}_\varepsilon}{d_2} \quad (10)$$

Destaca-se que não devem ser utilizados testes de sequência no gráfico de amplitude móvel (MR), pois as observações são correlacionadas e essa correlação pode induzir a um padrão de sequência ou ciclos no gráfico. Entretanto, no caso do gráfico GMIR, qualquer padrão não aleatório deve ser investigado por meio da utilização dos testes de sequência COSTA et al. (2004); HAWORTH (1996).

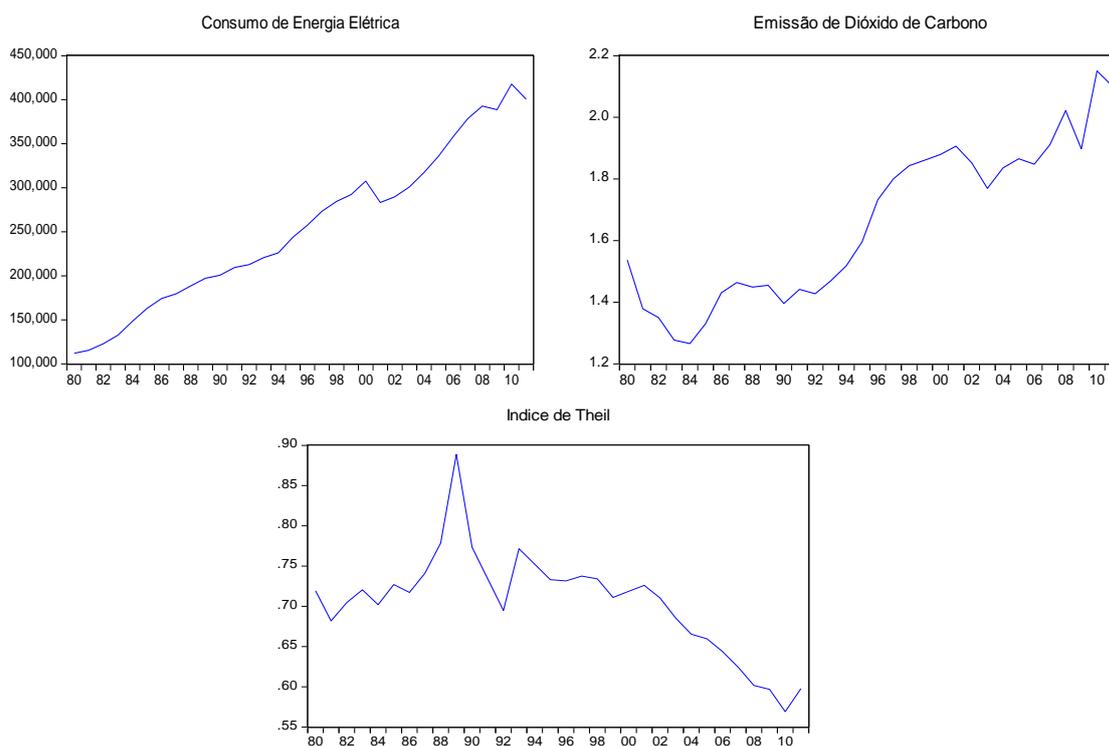
Por fim, a análise da estabilidade do processo foi realizada utilizando os gráficos de controle para medidas individuais (X) aplicando aos resíduos oriundos da modelagem VAR, utilizando-se subgrupos amostrais de tamanho unitário, com limites de controle de 1 e 2 desvios padrões. Os limites de controle mais estreitos (um desvio), serviram apenas de alerta, o de dois desvios padrões foi o que caracterizou a instabilidade do processo.

A estimação e a modelagem das variáveis foram realizadas por meio do software E-VIEWS 8 e a aplicação dos gráficos de controle com uso do software STATISTICA 8.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Figura 1 são apresentas as séries originais em nível do Consumo de Energia Elétrica, Emissão de Dióxido de Carbono e do Índice de Theil.

**Figura 1** – Gráficos das séries em nível do Consumo de Energia Elétrica, Emissão de Dióxido de Carbono e Índice de Theil no Brasil.

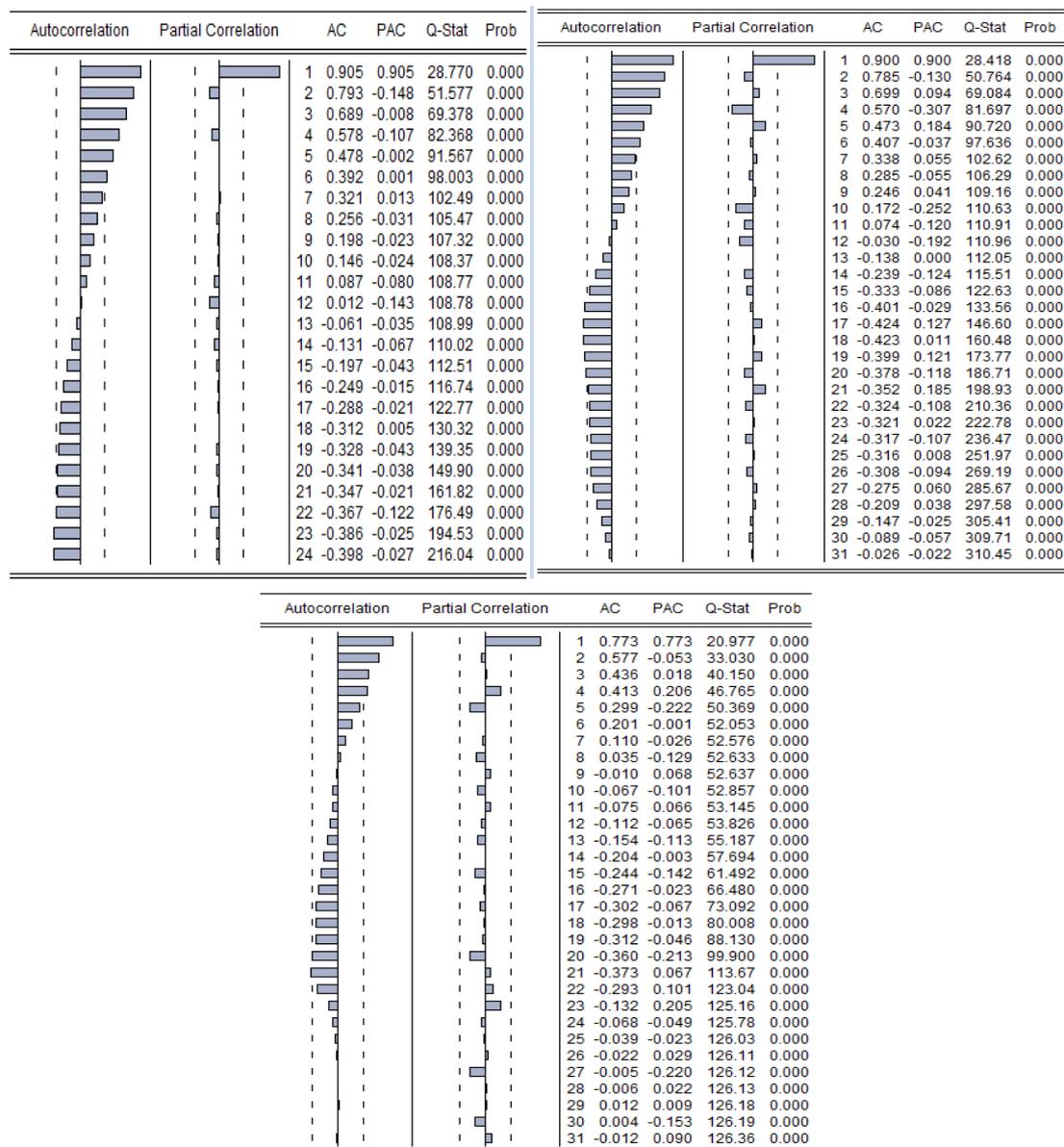


**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

Observa-se que o consumo de energia elétrica possui uma tendência crescente, assim como a variável de dióxido de carbono. O índice de Theil apresenta um pico, seguido de um decaimento acentuado e, portanto pela inspeção visual as séries podem ser consideradas não estacionárias.

Para investigar a autocorrelação nas séries assim como a estacionariedade, calculou-se a função de autocorrelação e autocorrelação parcial (Figura 2), sendo que as séries apresentaram um decaimento lento, confirmando uma não estacionariedade. Também foi possível observar pela função de autocorrelação que todas as séries apresentam uma evidência de comportamento sazonal. O consumo de energia elétrica tem a característica de apresentar um marcante movimento sazonal (OLIVEIRA, et al. 2000).

**Figura 2 -** FAC das séries em nível consumo de energia elétrica, emissão de  $CO_2$  e índice de Theil



Fonte: Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

Na Tabela 2 são apresentados os resultados do teste ADF e, na Tabela 3, do KPSS.

**Tabela 2** – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) para as variáveis tal e tal em nível e em primeira diferença

Nível de confiança	Em nível			Em primeira diferença		
	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL
Valor crítico do ADF	-0,026	-0,181	1,285	-6,582	-5,66	-6,188
1%	-3,661	-3,661	-3,661	-3,67	-3,67	-3,67
5%	-2,960	-2,960	-2,960	-2,963	-2,963	-2,963
10%	-2,619	-2,619	-2,619	-2,621	-2,621	-2,621
<i>p-valor</i>	0,9489	0,9308	0,6235	0,0001	0,1000	0,0000

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

Observa-se na Tabela 2 que não se rejeitou a hipótese nula de que as séries, em nível, possuem raízes unitárias –  $I(1)$  e, portanto, as séries foram não estacionárias, onde o valor crítico do teste foi menor do que o valor das estatísticas calculadas para os níveis de significância determinados, ou seja, *p-valor* não foi significativo para as três variáveis em estudo. Quando as séries foram analisadas em primeira diferença, não se pode rejeitar a hipótese alternativa de ausência de raiz unitária, ou seja, as séries foram consideradas estacionárias, todas com *p-valor* significativo, com exceção da variável CEE que foi significativa a 10%.

**Tabela 3** – Teste de estacionariedade Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shein (KPSS)

Nível de confiança	Em nível			Em primeira diferença		
	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL
LM - stat	0,691	0,745	0,467	0,220	0,047	0,343
1%	0,739	0,739	0,739	0,739	0,739	0,739
5%	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
10%	0,347	0,347	0,347	0,347	0,347	0,347

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8. Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)

Ao aplicar-se o teste KPSS, (Tabela 3), observou-se que, nas séries em nível, não se pode rejeitar a hipótese nula de estacionariedade, mas após uma diferença pode-se dizer que as séries foram estacionárias. Logo, pode-se dizer que todas as séries foram estacionárias em primeira diferença, tanto pelo teste ADF como KPSS ao nível de significância de 5%.

**Tabela 4** – Valores do AIC e SBC para obtenção do número de defasagens a serem utilizadas para ajuste do modelo VAR

Critérios de informação	Número de defasagens		
	1	2	3
AIC	15,21723*	15,50	15,83
SBC	15,35868*	16,07	16,82

**Fonte:** Elaborado pelos autores 2015, E-views 8

De acordo com a Tabela 3, o menor valor de AIC e SBC foram obtidos ajustando o modelo com uma defasagem para cada variável – VAR (1), sendo inicialmente testadas três e duas defasagens na estimação do modelo.

O modelo VAR (1) ajustado para cada variável é representado pelas equações 11, 12 e 13:

$$\begin{aligned} \Delta CEE = & 10224.1664 + 0.0360 \Delta CEE_{t-1} - 55818,3476 \Delta ECO_{2t-1} \\ & - 11030.6746 \Delta THEIL_{t-1} \end{aligned} \quad (11)$$

(2816,61)      (0,22929)      (26725,8)      (48866,1)

$$\begin{aligned} \Delta ECO_2 = & 0.0150 + 1.1675 \times 10^{-6} \Delta CEE_{t-1} - 0.1937 \Delta ECO_{2t-1} - 0.2112 \Delta THEIL_{t-1} \end{aligned} \quad (12)$$

(0,02124)      (1,7x10<sup>-6</sup>)      (0,20153)      (0,36848)

$$\begin{aligned} \Delta THEIL = & -0,0048 + 2.9326 \times 10^{-8} \Delta CEE_{t-1} + 0.0455 \Delta ECO_{2t-1} - 0.1613 \Delta THEIL_{t-1} \end{aligned} \quad (13)$$

(0,01119)      (9,1x10<sup>-7</sup>)      (0,10615)      (0,19409)

Onde:  $\Delta CEE$  representa o consumo de energia elétrica,  $\Delta ECO_2$  representa a emissão de dióxido de carbono e  $\Delta THEIL$  representa o índice de Theil, todos em primeiras diferenças e os valores entre parênteses representam o p-valor.

Na equação (11), o consumo de energia elétrica é influenciado positivamente por ela mesma com uma defasagem, já a emissão de dióxido de carbono e o índice de Theil influenciam negativamente.

Na equação (12), a emissão de dióxido de carbono é influenciado negativamente por ela mesma com uma defasagem, já o consumo de energia elétrica é influenciado positivamente, pois quando mais energia for consumida, mais será a emissão de dióxido de carbono. Entretanto, o índice de Theil é influenciado negativamente.

O índice de Theil equação (13), é influenciado negativamente por ele mesmo, e para as variáveis consumo de energia elétrica e emissão de dióxido de carbono é influenciado positivamente ao nível de significância de 10%.

Determina-se assim, de forma conjunta e dinâmica, a relação entre as variáveis, com apenas uma defasagem, isto significa que o consumo de energia elétrica, a emissão de dióxido de carbono e o índice de Theil, são dependentes de apenas um ano, onde o ano anterior influencia o ano corrente, confirmando desta forma que o modelo VAR capta apenas as relações de curto prazo.

**Tabela 5** – Teste de causalidade de Granger

Hipótese Nula	Observações	Estatística F	<i>p</i> -valor
ECO2 não Granger causa CEE	31	2,97773	0,0954
CEE não Granger causa ECO2		17,6710	0,0002
CEE não Granger causa THEIL	31	3,83518	0,0602
THEIL não Granger causa CEE		0,13441	0,7167
ECO2 não Granger causa THEIL	31	3,15855	0,0864
THEIL não Granger causa ECO2		0,73553	0,3984

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

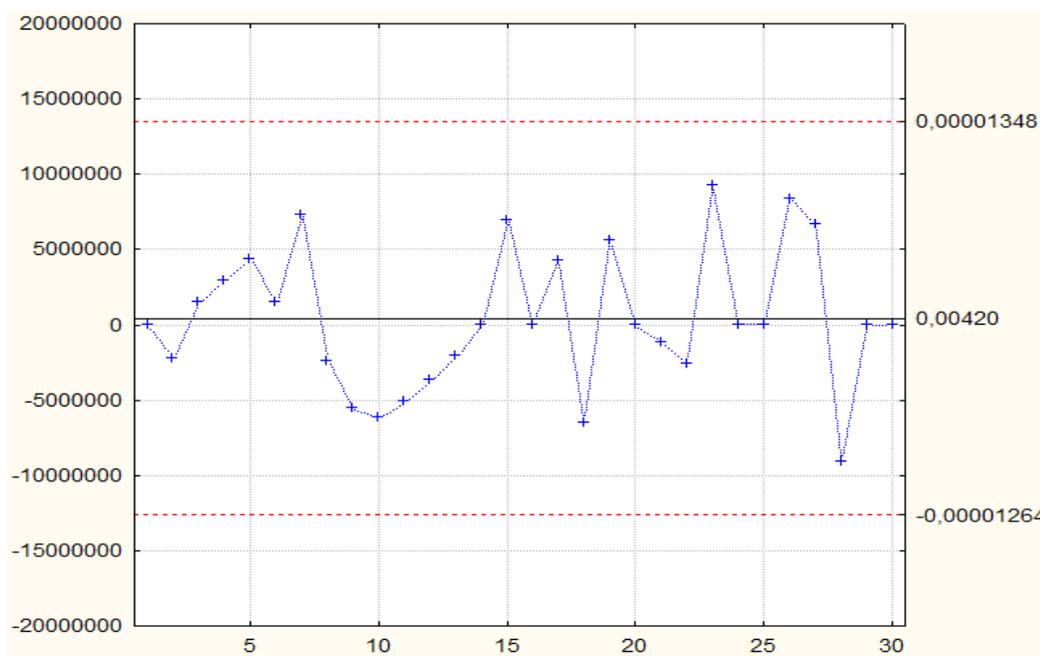
Identifica-se pelo teste de causalidade de Granger, (Tabela 5), que o consumo de energia elétrica (CEE) causa a emissão de dióxido de carbono ( $ECO_2$ ) e vice-versa (*p*-valor = 0,0954 e *p*=0,0002, respectivamente), o que já era esperado, pois no momento em que se tem mais uso de energia elétrica automaticamente se emite mais dióxido de carbono, sendo uma relação bidirecional.

O consumo de energia elétrica (CEE) causa fracamente o índice de Theil (THEIL) (*p*-valor = 0,0602). Já o índice de Theil não causa o consumo de energia elétrica (*p*-valor = 0,7167).

A emissão de dióxido de carbono ( $ECO_2$ ) causa o índice de Theil ( $p$ -valor = 0,0864) e o índice de Theil causa fracamente a emissão de dióxido de carbono ( $ECO_2$ ) ( $p$ -valor = 0,3984)

Após estabelecidas as relações entre as variáveis e seus impactos, buscou-se investigar se as mesmas apresentam-se estáveis ao longo do tempo. Desta forma, os gráficos de controle para resíduos de medidas individuais foram estabelecidos. O ajuste do modelo VAR foi importante, pois possibilitou que, simultaneamente, a correlação e a autocorrelação fossem tratadas, sendo que os resíduos apresentaram características de ruído branco e foram *i.i.d.* A seguir são apresentados os gráficos de controle de medidas individuais para os resíduos.

**Figura 3** - Gráfico de valores individuais para os resíduos do consumo de energia elétrica oriundo da modelagem VAR (1)

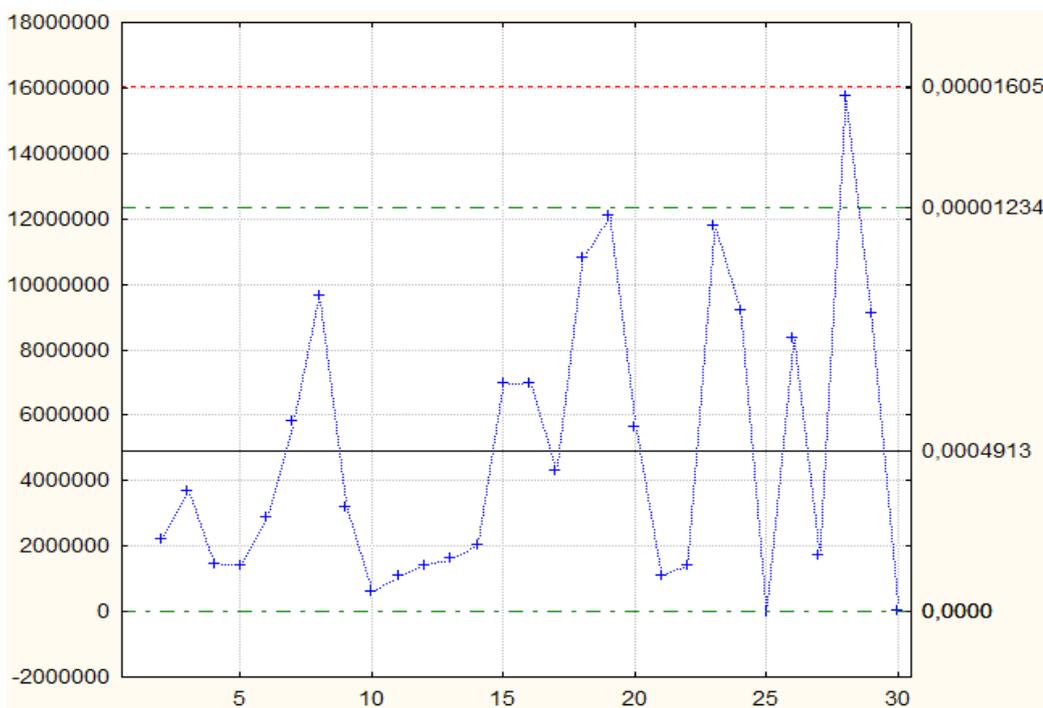


**Fonte:** Autores

**Figura 4:** Gráfico de amplitude para os resíduos do consumo de energia elétrica oriundo da modelagem VAR (1)

Observa-se que o consumo de energia elétrica se mantém sob controle, dentro dos limites de controle a dois e três desvios padrões e, também pode-se observar na Figura 4, que apenas a amostra de número 28 se mostra fora de controle, indicando que,

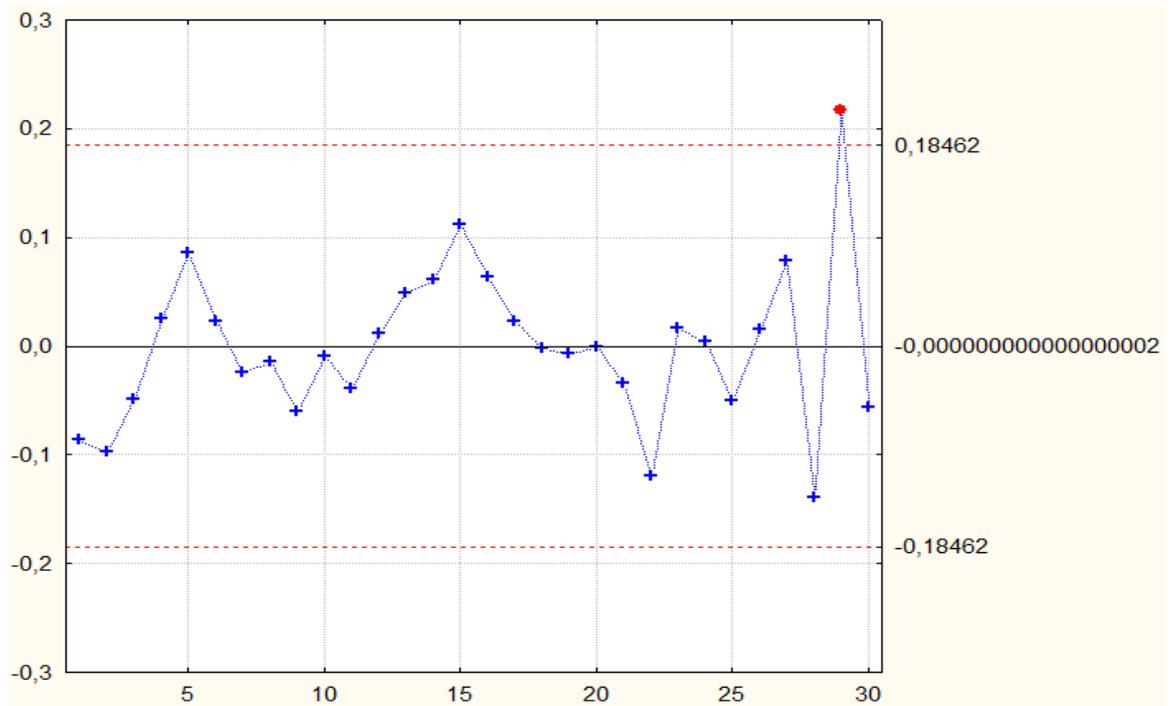
neste instante de tempo, o consumo de energia foi maior do que o previsto. Entretanto, após este período, o consumo de energia elétrica retorna à estabilidade.



Fonte: Autores

Na Figura 5, pode-se observar que a aplicação dos gráficos de controle para medidas individuais para resíduos para a emissão de dióxido de carbono atingiu o objetivo de monitorar e averiguar a evolução das variáveis e identificar algum padrão atípico.

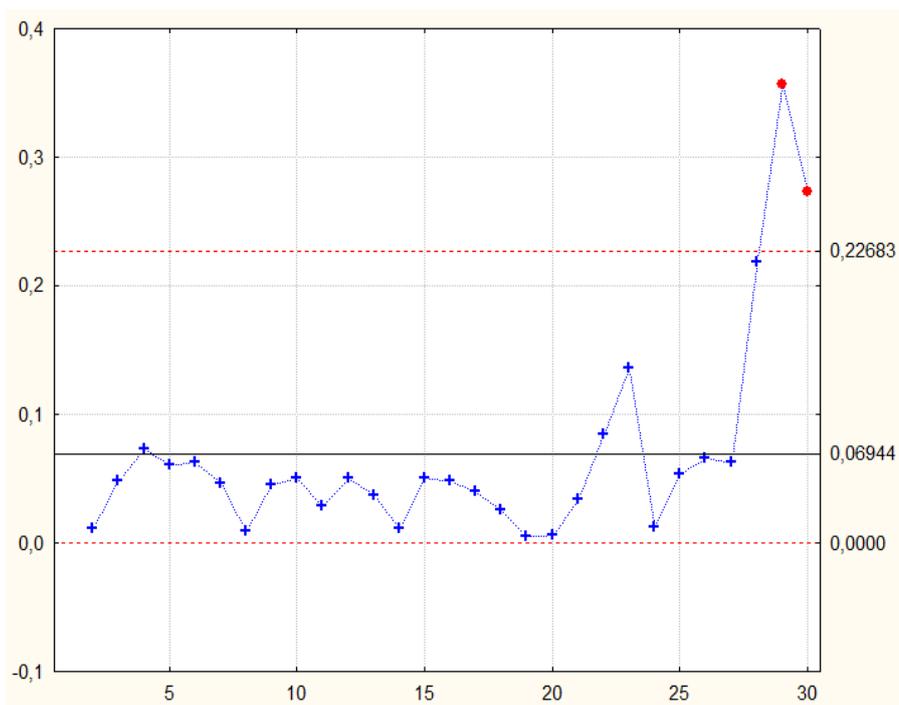
**Figura 5:** Gráfico de valores individuais para os resíduos VAR(1) da emissão de  $CO_2$



**Fonte:** Autores

Desta forma, observa-se gráficos da emissão de dióxido de carbono uma observação fora do controle no limite de 29. Mas durante todo o passado manteve-se constante.

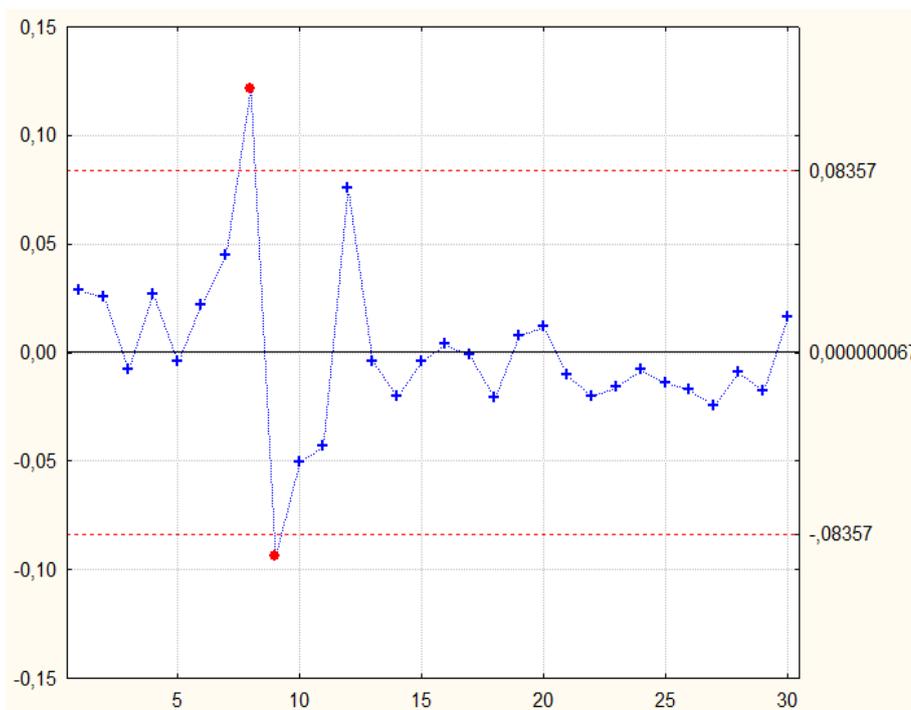
**Figura 6:** Gráfico de amplitude para os resíduos VAR(1) da emissão de CO<sub>2</sub>



Fonte: autores

Na Figura 7, observa-se que a aplicação dos gráficos de controle para medidas individuais para resíduos para o índice de Theil atingiu o objetivo de monitorar e averiguar a evolução das variáveis e identificar algum padrão atípico.

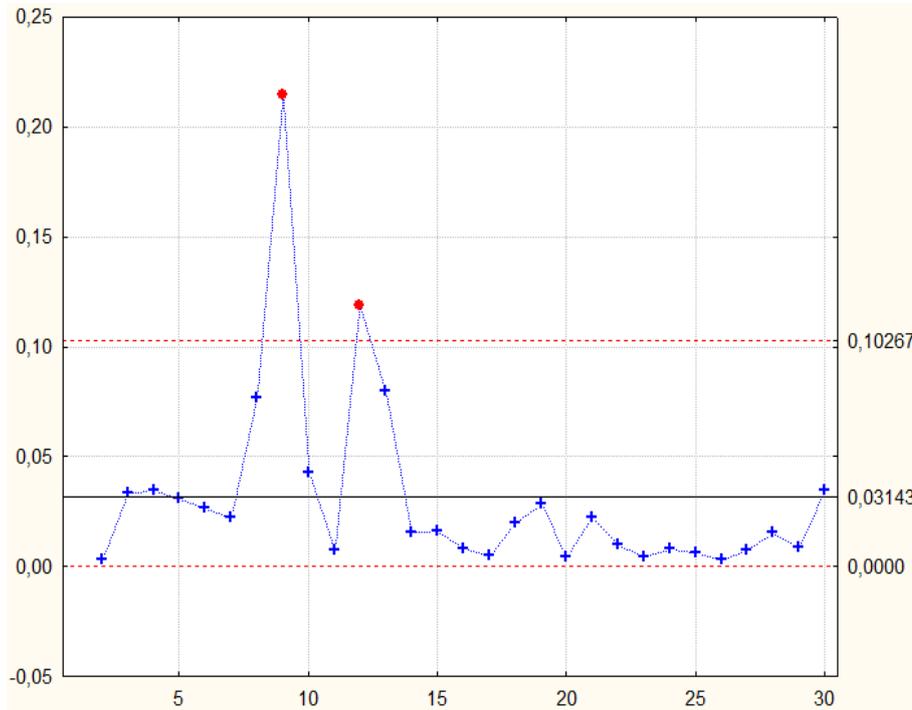
**Figura 7:** Gráfico de valores individuais para os resíduos VAR(1) do índice de theil



Fonte: Autores

Pode-se verificar que, verifica-se que o índice de Theil apresentou uma instabilidade pontos entre 9 a 12, estando nos demais sob controle.

**Figura 8:** Gráfico de amplitude para os resíduos VAR(1) do índice de theil



**Fonte:** Autores

Observando-se os gráficos de controle nas figuras de 3 a 6, vê-se que as variáveis CEE e CO<sub>2</sub> se mantêm estáveis até o período 25, tanto para os gráficos da amplitude quanto para os gráficos das medidas individuais dos resíduos. Como há uma estabilidade no fim do período das variáveis CEE e CO<sub>2</sub> entende-se que há preocupação com o meio ambiente, também outro fato relevante é que estas variáveis apresentam uma causalidade bidirecional, apontada pelo teste de causalidade.

O índice de Theil apresentou comportamento inverso, apresentando instabilidade nos períodos iniciais, Figuras 7 e 8, e instabilidade no fim do período lembrando também que esta variável recebe influência unidirecional das variáveis CEE e CO<sub>2</sub>. Este comportamento inverso merece ser investigado, pois ele reflete um índice de desenvolvimento socioeconômico que apresenta uma grande variabilidade.

## 4 CONCLUSÃO

Conclui-se neste estudo que a humanidade esta sendo mais conscientizada dos impactos ambientais causados no consumo de energia elétrica. Hoje é visível e com base em confirmações científicas perceber o impacto que este consumo causa ao meio ambiente tais como: chuva ácida, rompimento da camada de ozônio, aquecimento global e alterações climáticas. Diante dessas mudanças a humanidade busca soluções para enfrentar tais problemas.

A modelagem VAR revelou que há um interrelacionamento significativo entre as variáveis em estudo, mostrando assim que há uma relação de curto prazo. As relações de causalidade entre as variáveis identificadas por meio do teste de Causalidade de Granger, mostrou em que o consumo de energia elétrica causa a emissão de  $CO_2$  de forma bicausal, significando que essas duas variáveis são mutuamente afetadas e conjuntamente determinadas ao mesmo tempo, ou seja, o uso da energia elétrica aumenta a emissão de  $CO_2$ , constatando também que quanto mais se consome energia elétrica mais emite-se dióxido de carbono no planeta. O índice de Theil e a emissão de  $CO_2$  interligam-se de forma bicausal também, isto é, quanto mais aumenta o nível de renda de uma população, mais ela tem condições aquisitivas, pois aumenta o seu poder de compra e desta forma faz mais uso de equipamentos aumentando a emissão de dióxido de carbono. Por fim, o uso da energia elétrica tem uma relação de causalidade unidirecional com o índice de Theil, ou seja, o consumo de energia elétrica influencia o índice de Theil, pois quanto mais energia é consumida mais impacta o desenvolvimento.

Ao aplicarem-se gráficos de controle de medidas individuais aos resíduos, contornou-se um problema presente nas variáveis originais que era o de autocorrelação, o que prejudicaria a avaliação e o desempenho dos gráficos de controle, desta forma o ajuste do modelo VAR proporcionou resíduos com características independentes e que seguissem a distribuição Normal, mostrando que todas as variáveis apresentaram um período de instabilidade e também possibilitou a identificação deste período.

O estudo da estacionariedade das variáveis revelou que todas são estacionárias em primeiras diferenças, isto é,  $I(1)$ , desta forma indica que, no futuro, é possível ajustar um vetor de correção de erros VEC, captando as relações de curto e longo prazo, simultaneamente, assim como interpretar a impulsos de respostas no sistema de equações.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Dos Santos, E; Wolff, L; Mendonça S, A. Transmissão e a influência do volume dos estoques públicos sobre o preço do arroz no Brasil *Ciência Rural*, vol. 43, núm. 3, marzo, 2013, pp. 559-564, Santa Maria, Brasil. Disponível: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=33125632023>
- COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, E. K.; CARPINETTI, L. C. R. *Controle Estatístico de Qualidade*. São Paulo: Atlas, 2. ed., 2005. 334 p.
- ENDERS, W., **Applied Econometric Time Series**. New York: John Wiley and Sons.Press, 2010.
- EIA/DOE - Energy Information Administration. *International Energy Outlook – 2007*, May 2007, (DOE/EIA-0484(2007)). Disponível em: [www.eia.doe.gov/oiaf/ieo/](http://www.eia.doe.gov/oiaf/ieo/).
- GOMES, F. C. Os modelos ARIMA e a abordagem de Box-Jenkins – Uma aplicação na Previsão do Ibovespa a curtíssimo prazo. **RAE – Revista de Administração de Empresas**, v. 29, n. 2, 1989.
- GADELHA, S. R. B. ; CERQUEIRA, R. M. G. . **Consumo de Eletricidade e Crescimento Econômico no Brasil, 1952-2010: Uma Análise de Causalidade 2013** (Texto para Discussão).
- GOLDEMBERG, J. **Energia e desenvolvimento**. São Paulo: USP. *Revista Estudos Avançados*, n.12. (33), 1998.
- GOLDEMBERG, J. VILLANUEVA D. **Luz Energia, Meio Ambiente & Desenvolvimento**. 2ª edição revista. São Paulo, EDUSP, 2003.
- GRANGER, C. W. J. **Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods**. *Econometrica*, Chicago, n. 37, p. 424-438, 1969.
- IPCC (INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE). Disponível em: <<http://www.ipcc.ch>>. Acessado em: 01 out. 2014.
- SILVA, S., SOARES, I., PINHO, C. **The impacto f renewable energy souces on economic growth and CO<sub>2</sub> emissions – a SVAR approach**. FEP Working Paper. N.407, mar., 2007.
- SOUZA, D. A.; AZEVEDO, L. A. **O impacto das variáveis macroeconômicas na emissão de ações na bolsa de valores**. In: II Encontro de Economia do Espírito Santo, 2011, Vila Velha - ES. *Anais do II EEES*, Vila Velha, 2011.
- SOUZA, A. M.; SAMOHYL, R. W.; MALAVÉ, C. O. **Multivariate feedback control: an application in a productive process**. *Computers & Industrial Engineering*, v. 46, p. 837-850, 2004a.

OLIVEIRA, S. L. Tratado de Metodologia Científica. 2. ed. São Paulo: Pioneira, 2000, 320 p.

HAWORTH, D. A. Regression Control Charts to Manage Software Maintenance. *Journal of Software Maintenance, Sussex*, v. 8, n. 1, p 35-48, 1996.

RAMOS, Lauro; VIEIRA, Maria Lucia. Determinantes da desigualdade de renda no Brasil nos anos 90: discriminação, segmentação e heterogeneidade dos trabalhadores. In: HENRIQUES, RICARDO (ORG), *Desigualdade e pobreza no Brasil*. Rio de Janeiro: IPEA, 2000. Cap.6 p.159-176.

RAMOS, Lauro. A desigualdade de rendimentos do trabalho no Período pós-Real: o papel da escolaridade e do desemprego. *Economia Aplicada*, São Paulo, v. 11, n. 2, p. 281-301, abril-junho 2007

## **ARTIGO 2 – DETERMINAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA EMISSÃO DE CO<sub>2</sub> FRENTE A CHOQUE EXTERNOS NO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA E THEIL**

### **RESUMO**

Esta pesquisa explorou a relação entre a Emissão de Dióxido de Carbono, o índice de Theil e o Consumo de Energia Elétrica no período anual de 1980-2011 por meio da metodologia VAR-VEC. Também aplicou-se a decomposição da variância e a função impulso-resposta com decomposição de Cholesky para analisar a relação entre as variáveis em estudo e o tempo necessário que estas variáveis levam para se estabilizarem após um choque externo. A Emissão de Dióxido de Carbono e o Índice de Theil são fatores determinantes na explicação dos impactos ambientais assim como no desenvolvimento do país. A decomposição da variância indica que a Emissão de Dióxido de Carbono é o principal responsável pelos danos causados principalmente ao meio ambiente.

Palavras Chaves: Consumo de Energia Elétrica; Índice de Theil, Emissão de CO<sub>2</sub>; Modelos de Correção de Erros (VEC); Impulso Resposta.

### **ABSTRACT**

This research explored the relationship between carbon dioxide emission, the Theil index and the Electricity Consumption in the annual period of 1980-2011 through the VAR-VEC methodology. Also applied to variance decomposition and impulse response function with Cholesky decomposition to analyze the relationship between the study variables and the time that these variables lead to stabilize after an external shock. The emission of carbon dioxide and Theil Index are determining factors in the explanation of environmental impacts as well as the development of the country. The variance decomposition indicates that the carbon dioxide emission is primarily responsible for mainly caused damage to the environment.

Key words: Electricity Consumption, Theil Index, CO<sub>2</sub> emission, Vector Autoregressive (VAR), Control Charts.

## 1 INTRODUÇÃO

Os efeitos nocivos para o meio ambiente, decorrentes do desenvolvimento socioeconômico das populações, ainda são poucos mensurados, e isso tem preocupado tanto os agentes ligados ao meio ambiente quanto pesquisadores da área. Um problema encontrado na mensuração de tais variáveis é a escassez de ferramental técnico - equipamentos e metodologias (SERRANO, BARBIERI, 2008).

O desenvolvimento socioeconômico e sua relação com o meio ambiente é um tema presente tanto no cotidiano acadêmico quanto nos demais segmentos da sociedade, pois esse crescimento desordenado, sem um cuidado especial com o meio ambiente, gera impactos irreversíveis na sociedade, como o aumento da temperatura, as mudanças climáticas bruscas e as enchentes, entre outras implicações ambientais. Vale salientar que o desenvolvimento social na maioria das vezes é interpretado erroneamente, sendo julgado apenas como busca pelo padrão de consumo por países mais industrializados e desenvolvidos, esquecendo-se de avaliar conjuntamente as implicações no meio ambiente e a duração de tais efeitos na natureza.

Por ser um fator determinante do progresso e desenvolvimento da sociedade, transformou-se um ícone da modernidade, tornando a energia elétrica elemento essencial para o crescimento e o desenvolvimento socioeconômico, tendo em vista que ela aumenta a produção e melhora a qualidade de vida da sociedade.

As três variáveis utilizadas nesta pesquisa, para avaliar o desenvolvimento econômico e as implicações no meio ambiente, são o consumo de energia elétrica CEE, representando o crescimento econômico, a emissão de  $CO_2$  representando os impactos ambientais, e o índice de Theil, representando o desenvolvimento sócio econômico.

Esta pesquisa tem como objetivo averiguar a existência de uma relação de curto e longo prazo entre o Consumo de energia elétrica (CEE), a emissão de Dióxido de Carbono ( $CO_2$ ) e o Índice de Theil para o Brasil, no período de 1980 a 2011, utilizando-se dos modelos de correção de erros.

Para o cumprimento dos objetivos propostos, o presente artigo está assim dividido: na próxima seção, é feita a apresentação dos dados e a exposição dos métodos econométricos utilizados; na segunda seção, é apresentada a metodologia empregada, bem como a apresentação da estratégia empírica para as relações entre as variáveis

estudadas. A seção posterior traz os resultados obtidos com a aplicação da metodologia e, na última seção, são feitas as considerações finais sobre os resultados.

## MATERIAIS E MÉTODOS

Neste estudo, foram utilizadas séries de periodicidade anual para o Consumo de Energia Elétrica, da Emissão de  $CO_2$  e do Índice de Theil do Brasil, no período de 1980 a 2011. As variáveis foram obtidas nos bancos de dados do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) e do Banco Mundial.

Para identificar as inter-relações entre as variáveis estudadas, segue procedimentos metodológicos, seguindo os seguintes passos:

### a) Teste da raiz unitária (ADF e KPSS)

Para estimar o modelo econométrico vetores auto regressivos (VAR), as variáveis precisam ser estacionárias. Essa condição foi averiguada por meio dos testes de raízes unitárias e de Dickey-Fuller (ADF)(1979) e *Kwiatkowski Phillips Schmidt and Shin* (KPSS) (1992), sugeridos por Bueno(2008) e Pais(2012).

### b) Estimação do VAR

Se as variáveis são não-estacionárias  $I(d)$  e de mesma ordem de não estacionariedade, é possível se estimar um modelo VEC, sendo necessário primeiro se estimar um modelo VAR, para captar as inter-relações entre as variáveis. Em ambos os casos, faz-se a análise dos resíduos para verificar se os mesmos são ruído branco, isto é, se possuem média zero, variância constante e não são autocorrelacionados, além de se utilizar as estatísticas de ajustes AIC e BIC, para determinar o melhor modelo, (BUENO, 2008).

### c) Teste de co-integração de Johansen (teste do traço e máximo valor)

O próximo passo foi verificar se houve co-integração e o número de co-integrações existentes entre as variáveis, utilizando o método de Johansen, o teste desenvolvido por Johansen (1988) e explicado detalhadamente em Johansen e Juselius (1990) permite a detecção de um ou mais vetores de cointegração, por meio das

estatísticas traço e auto-valor. Este teste é preferível a outros testes como o teste de Engle-Granger, pois, permite a identificação de mais de um vetor de cointegração, caso exista. Logo, uma análise de co-integração permitirá testar a hipótese nula de inexistência de uma combinação linear estacionária entre as variáveis (DUTRA et al., 2008).

d) Critério de seleção de defasagem do VAR

Primeiro seleciona-se o número de defasagens no modelo VAR pelo teste Lag Criteria, que com o auxílio de das estatísticas *Akaike Information Criteria* (AIC) and Schwarz (SBC), ao representarem menores valores, determinarão o número de lags a serem utilizados na modelagem. Após estimar essa relação no VAR utiliza-se o mesmo número de defasagens no VEC.

e) Estimação do VEC

Dada a existência de co-integração, estima-se o vetor de correção de erros (VEC), de modo a se determinar em que período as variáveis entrarão em equilíbrio de longo prazo (HARRIS, 1995). O modelo VEC pode ser escrito da seguinte forma:

$$\Delta x_t = A_0 + \pi x_{t-1} + A_1 \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Onde,  $\pi = \alpha\beta'$ , a matriz  $\beta$  é a matriz dos parâmetros co-integrados e  $\alpha$  é a matriz dos pesos de cada vetor de cointegração tem nas  $n$  equações do VAR, sendo também a matriz de velocidade de ajustamento dos parâmetros. Quanto maior for o coeficiente da correção de erros, maior será a velocidade de ajustamento das variáveis. Quando o modelo sai de sua trajetória de longo prazo, mais efeito terá o coeficiente no sentido de reajustar o modelo em direção ao seu equilíbrio de longo prazo (BUENO, 2011, p. 253).

O VEC permite analisar se o modelo está em equilíbrio no curto prazo e incorpora informações de longo prazo. Havendo co-integração entre as variáveis se incorpora o Mecanismo de Correção de Erros (MCE) afim de se verificar as relações de curto prazo entre as variáveis. O MCE desses desvios do equilíbrio mantém a relação entre as variáveis ao longo do tempo (ENGLE; GRANGER, 1987). Na realidade, o MCE permite medir a distância entre as variáveis em relação ao seu equilíbrio de longo

prazo, indicando a velocidade em que as variáveis convergem para uma situação de equilíbrio de longo prazo (VENÂNCIO et al., 2013).

f) Função impulso-resposta pelo método de Cholesky

Após estimar o VEC obteve-se a função impulso-resposta, que possibilita a análise do comportamento individual de cada variável do sistema frente a choques externos realizados em termos de desvios-padrão nas inovações de um modelo. O que se busca é determinar o tempo necessário de reação de uma variável até retornar a uma situação de equilíbrio, quando a mudança sofrida foi imputada. Além disso, permite analisar a sensibilidade das variáveis econômicas por meio dos choques específicos ocorridos em um determinado período sendo que, cada coeficiente apresenta a resposta de uma variável do modelo para uma inovação específica, deixando constantes as demais inovações nos outros períodos. Entre as várias decomposições possíveis, utilizou-se a decomposição de Cholesky, em decorrência de sua ampla utilização pela literatura e dos efeitos dinâmicos proporcionados pelo método de ortogonalização das variáveis. A decomposição de Cholesky é utilizada para a solução de sistemas lineares ( $n \times n$ ), cuja matriz do sistema seja simétrica e definida positiva (VARTANIAN, 2010). Contudo a ordenação das variáveis exerce um papel de extrema importância sobre o desempenho do modelo (NETO, 2011). Para determinar a ordem de importância das variáveis que foram utilizadas, tanto no modelo VAR como no modelo VEC, utilizou-se o teste *Block Exogeneity*, desta forma as variáveis do modelo foram ordenadas conforme o seu grau de importância.

g) Decomposição da variância

De acordo com Vartanian (2010), a função de resposta ao impulso é um método que possibilita avaliar os efeitos de um choque em uma série temporal sobre outra série. Logo, os resultados apresentados na função de resposta ao impulso permitem avaliar adequadamente resultados de choques em qualquer uma das variáveis do sistema. Em síntese, representa o horizonte temporal dos efeitos dos choques das demais variáveis no VAR sob uma determinada variável (ENDERS, 2010).

Após realizadas estas etapas metodológicas, determinar determina-se as relações entre as variáveis, e o tempo de influência que uma variável tem sobre a outra, assim como o comportamento de cada variável frente a um choque externo. O tratamento

estatístico, bem como as estimações dos parâmetros das equações foram realizados através do programa *EViews* (versão 8).

## RESULTADO E DISCUSSÃO

Ao realizar o teste de raiz unitária, constatou-se que as três séries analisadas são não estacionárias em nível, isto é, o valor crítico do ADF foi maior que o valor calculado para os três níveis de confiança. Logo, faz-se necessário que seja aplicada uma diferenciação em todas para torna-las estacionárias.

**Tabela 1** – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) para as ECO<sub>2</sub>, THEIL E CEE em nível e em primeira diferença

Nível de confiança	Em nível			Em primeira diferença		
	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL
Valor crítico do ADF	-0,026	-0,181	1,285	-6,582	-5,66	-6,188
1%	-3,661	-3,661	-3,661	-3,67	-3,67	-3,67
5%	-2,960	-2,960	-2,960	-2,963	-2,963	-2,963
10%	-2,619	-2,619	-2,619	-2,621	-2,621	-2,621
<i>p-value</i>	0,9489	0,9308	0,6235	0,0001	0,1000	0,0000

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

Observa-se que as séries estando em primeira diferença, não se pode rejeitar a hipótese alternativa de ausência de raiz unitária, ou seja, as séries são consideradas estacionárias, todas com *p-value* significativo, com exceção da variável CEE que foi significativa apenas a 10%. Desta forma as séries são consideradas I(1), isto é, integradas de ordem 1.

Ao aplicar-se o teste KPSS, Tabela 2, observa-se que, após uma diferença, pode-se concluir que as séries são estacionárias – I(1). Portanto, pode-se dizer que todas as séries são estacionárias em primeira diferença, tanto pelo teste ADF como KPSS ao nível de significância de 5%.

**Tabela 2** – Teste de estacionariedade Kwiatkowski, Pillips, Schmidt and Shein (KPSS)

Nível de confiança	Em nível			Em primeira diferença		
	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL	ECO <sub>2</sub>	CEE	THEIL
LM - stat	0,691	0,745	0,467	0,220	0,047	0,343

1%	0,739	0,739	0,739	0,739	0,739	0,739
5%	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
10%	0,347	0,347	0,347	0,347	0,347	0,347

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8. Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)

É importante salientar que para estimar o modelo VAR as variáveis devem ser estacionárias e para estimar o modelo VEC as variáveis devem possuir o mesmo grau de integração, e neste caso todas as variáveis são I(1).

Com o intuito de ordenar as variáveis estudadas no modelo pelo grau de endogeneidade, foi aplicado o teste VAR *GrangerCausality/Block Exogeneity*, onde testou-se a significância de cada uma das variáveis endógenas defasadas na equação. O valor total da estatística do teste mostrou a significância de todas as variáveis endógenas na equação. Logo, a variável de menor valor para a estatística  $X^2$  (Tabela 3), é considerada a mais endógena, sendo que, desta forma, foi possível classificar as variáveis de mais endógena para mais exógena e gerar funções de impulso-resposta sobcritério estatisticamente consistente do grau de importância das variáveis no modelo.

**Tabela 3** – Testes de *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*

<b>Variável Dependente: D(CEE)</b>			
	$X^2$	grau de liberdade	p-valor
D(ECO2)	4.362085	1	0.0367
D(THEIL)	0.050955	1	0.8214
total	4.576024	2	0.1015
<b>Variável Dependente: D(ECO2)</b>			
Excluded	$X^2$	grau de liberdade	Prob.
D(CEE)	0.456012	1	0.4995
D(THEIL)	0.328768	1	0.5664
total	0.866679	2	0.6483
<b>Variável Dependente: D(THEIL)</b>			
Excluded	$X^2$	grau de liberdade f	Prob.
D(CEE)	0.001037	1	0.9743
D(ECO2)	0.184130	1	0.6678
total	0.257583	2	0.8792

Fonte ; VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

De acordo com a Tabela 3, observa-se que a emissão de Dióxido de Carbono foi

a variável mais exógena (4,3620), seguido do consumo de energia elétrica (0,4560) e, a mais endógena, foi o Índice de Theil (0,3287).

O teste possibilitou, portanto, classificar as variáveis, gerar funções de resposta ao impulso e fazer a decomposição da variância sobre o erro de previsão, sob um critério estatisticamente coerente.

A seguir, com base nos critérios de informação AIC e BIC, foi escolhida a ordem de defasagem dos modelos, cujos os resultados estão na Tabela 4. Com base no princípio da parcimônia, feitas as comparações entre modelos com até três defasagens, tanto pelo critério de AIC quanto pelo BIC, o melhor número de defasagens para o modelo segundo os critérios foi aquele com uma defasagem.

**Tabela 4** – Valores do AIC e BIC para obtenção do número de defasagens a serem utilizadas para ajuste do modelo VAR

Critérios de informação	Número de defasagens		
	1	2	3
AIC	15,21723*	15,50	15,83
BIC	15,35868*	16,07	16,82

**Fonte:** Elaborado pelo autor 2015, E-views 8

A próxima etapa foi a avaliação da existência de co-integração entre as séries do modelo de acordo com o teste de *Johansen*. Assim, verificou-se a existência de co-integração entre as séries, mostrando que há uma realação de equilíbrio de longo prazo entre os índices de CEE, CO<sub>2</sub> e THEIL.

Os resultados do teste estão na Tabela 5, na qual se verificou que existe pelo menos um vetor de cointegração. O teste traço indicou que existem dois vetores de co-integração, porém o teste de autovalor indicou que existe um. Assim, se pode afirmar, em termos estatísticos, que ha pelo menos um vetor de co-integração no modelo.

**Tabela 5** - Estatísticas traço e autovalor máximo

Vetores de cointegração	Teste do traço	Vetores de cointegração	Teste do autovalor
Nenhum	64,104	r=0	33,539
Pelo menos 1 integração	30,565*	r=1	18,195*
Pelo menos 2 integração	12,369	r=2	12,369

\*Valor crítico a 5% de significância maior que o valor calculado com base em Mackinnon et al. (1995).

Definido o número de defasagens, pode-se avaliar a presença de vetores de co-integração pelo método de *Johansen*, em que as relações de co-integração das variáveis foram definidas para o modelo VAR com 1 defasagem. Os resultados indicam a estatística do máximo autovalor e do traço, em que se observa que se rejeita a hipótese nula de  $r=0$  (não existe nenhum vetor de co-integração) ao nível de significância de 5%. Logo, existe pelo menos um vetor de co-integração entre as séries estudadas.

A seguir encontram-se listados as equações (1), (2) e (3) ajustadas pelo modelo de correção de erros vetorial.

$$\Delta ECO2 = 0,02046 - 0,2244 \Delta ECO2_{t-1} - 57753,9 \Delta CEE_{t-1} + 0,0634 \Delta THEIL_{t-1} \quad (1)$$

(0,01989)            (0,1878)            (26799,0)            (0,0966)

$$\Delta CEE = 10565,33 + 6,57 \times 10^{-7} \Delta ECO2_{t-1} + 0,003884 \Delta CEE_{t-1} \quad (3)$$

$$+ 3,26 \times 10^{-7} \Delta THEIL_{t-1}$$

(2837,61)            (0,4049)            (0,0167)            (00,3906)

$$\Delta THEIL = -0,0079 - 0,2948 \Delta ECO2_{t-1} - 16304,54 \Delta CEE_{t-1} - 0,1126 \Delta THEIL_{t-1} \quad (2)$$

(0,0102)            (0,3445)            (49156,7)            (0,1773)

Na equação (1), observa-se que a Emissão de Dióxido de Carbono é influenciada negativamente por ela mesma com uma defasagem, já o Índice de Theil influencia positivamente e o consumo de energia elétrica influencia negativamente, ou seja, o índice de Theil neste caso não tem muito impacto. Já o consumo de energia elétrica quanto mais se consome mais emissão há.

Na equação (3), pode-se observar que o Índice de Theil é influenciado negativamente por ele mesmo com uma defasagem, e o Consumo de Energia Elétrica e a Emissão de Dióxido de Carbono também. Pode-se dizer que quando mais energia for consumida, mais será a emissão de dióxido de carbono e maior será o impacto no Índice de Theil.

Concluída a etapa de identificação e estimação do modelo VEC, foram analisadas as funções de impulso-resposta obtidas, com o objetivo de verificar

principalmente o impacto dos choques da Emissão de Dióxido de Carbono sobre o Índice de Theil e o Consumo de Energia Elétrica no Brasil.

Com os gráficos do impulso-resposta, apresentados na Figura 1, é possível verificar o impacto que um choque no desvio-padrão de uma série (impulso) causa no desvio-padrão de outra série (resposta), permitindo o estudo do trajeto no tempo de cada variável endógena em relação a um choque na variável exógena.

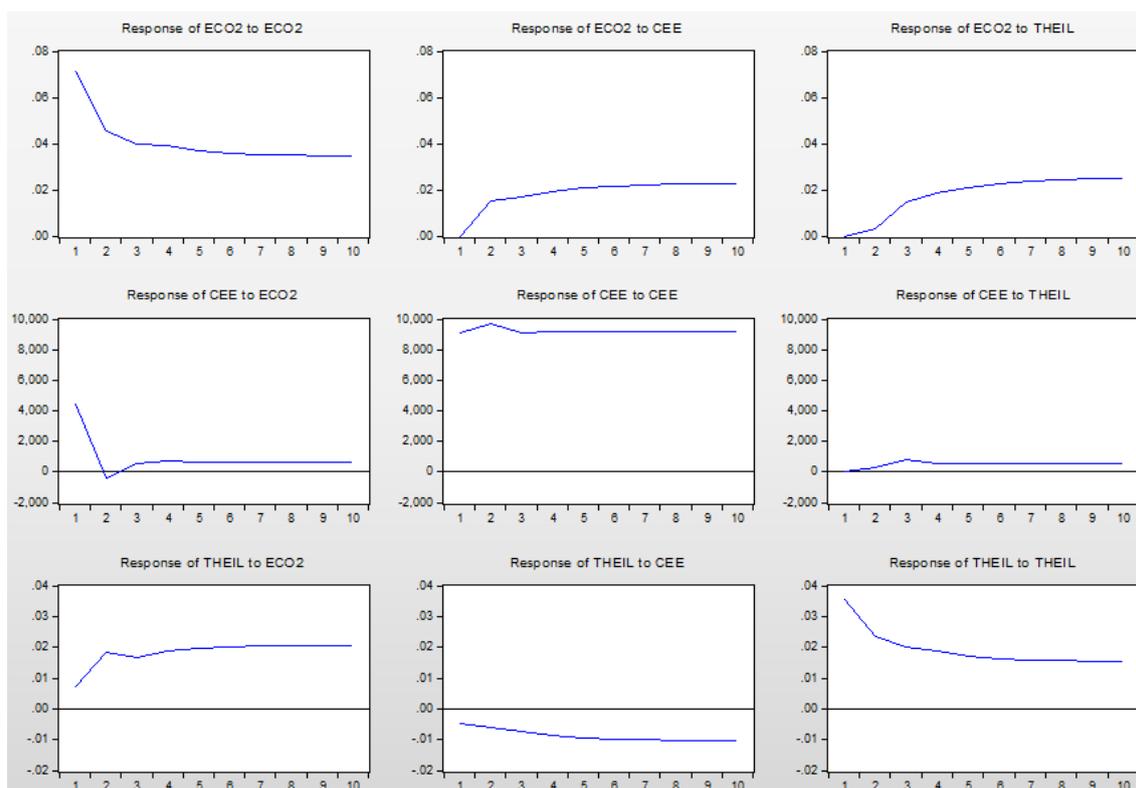


Figura 1 – Gráfico da função impulso-resposta das variáveis CO<sub>2</sub>, CEE e THEIL

No primeiro gráfico apresenta-se a resposta da variação da Emissão de CO<sub>2</sub> para um choque nas variáveis. Verifica-se que o Índice de Theil e o Consumo de Energia Elétrica oscilam positivamente. Sendo assim, percebe-se que mesmo aumentando o Índice de Theil, ocorre um aumento, a Emissão de Dióxido de Carbono.

O segundo gráfico mostra o Consumo de Energia Elétrica para um choque nas variáveis. Verifica-se que o choque produz uma resposta inicialmente negativa para a Emissão de Dióxido de Carbono, mas no quarto ano se estabiliza positivamente; e começa positivo para o Consumo de Energia Elétrica e diminui no segundo ano se estabilizando no quarto ano, já o Índice de Theil aumenta inicialmente se estabilizando no quarto ano.

O terceiro gráfico mostra a resposta do Índice de Theil para um choque nas variáveis. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa para o consumo de Energia Elétrica e positiva para variáveis Emissão de Dióxido de Carbono.

O próximo passo desenvolvido foi a análise de decomposição de variância para analisar a dinâmica do sistema no tempo, obtendo informações sobre a importância relativa de choques aleatórios em cada uma das variáveis do modelo sobre as demais variáveis. Logo, a decomposição da variância do erro de previsão permite verificar a proporção dos movimentos nas séries devido a seus próprios choques versus choques de outras variáveis.

Tabela 6 – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do ECO<sub>2</sub>

Período	S.E.	D(ECO2)	D(THEIL)	D(CEE)
1	0.076369	100.0000	0.000000	0.000000
2	0.078197	96.69509	1.556631	1.748275
3	0.078355	96.54303	1.669494	1.787473
4	0.078368	96.54111	1.668992	1.789899
5	0.078368	96.53999	1.669487	1.790518
6	0.078368	96.53999	1.669497	1.790516
7	0.078368	96.53998	1.669497	1.790518
8	0.078368	96.53998	1.669497	1.790518
9	0.078368	96.53998	1.669497	1.790518
10	0.078368	96.53998	1.669497	1.790518

Fonte de pesquisa autor (2015), Eviews 8

A variável mais exógena do modelo, foi o ECO<sub>2</sub>. A decomposição da variância mostra que 100% de explicação no primeiro período é devido ao próprio ECO<sub>2</sub>, mas no segundo período a emissão de CO<sub>2</sub> é explicada em 96,66% por ele mesmo, 1,55% pelo índice de Theil e 1,74% pelo consumo de energia elétrica. Ao longo de todos os períodos verifica-se a própria emissão de CO<sub>2</sub> é a responsável pelo seu elevado índice e somente no quinto ano é que as variáveis se estabilizam para si próprio (SE) no primeiro ano se mostrou 100% de explicação. Decorrido dois anos, a decomposição da variância se explica 96,69% enquanto que o Índice de Theil 1,55% e o Consumo de Energia Elétrica 1,74%.

Tabela 7 – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do THEIL

Período	S.E.	D(ECO2)	D(THEIL)	D(CEE)
1	0.040226	0.076814	99.92319	0.000000
2	0.040929	0.935798	99.06018	0.004026
3	0.040951	1.012393	98.97212	0.015483
4	0.040952	1.012397	98.97051	0.017090
5	0.040952	1.012648	98.97026	0.017095
6	0.040952	1.012656	98.97024	0.017099
7	0.040952	1.012656	98.97024	0.017099
8	0.040952	1.012657	98.97024	0.017099
9	0.040952	1.012657	98.97024	0.017099
10	0.040952	1.012657	98.97024	0.017099

Fonte de pesquisa autor (2015), Eviews 8

Observa-se que foi a segunda variável mais exógena do modelo, foi o Índice de Theil. A decomposição da variância mostra que 99,92% de explicação no primeiro período é devido ao próprio Índice de Theil, enquanto que a Emissão de Dióxido de Carbono 0,076% e o consumo de energia elétrica 0,00%. Decorrido quatro anos, a decomposição da variância se explica 98,97% enquanto que a Emissão de Dióxido de Carbono 1,01% e o Consumo de Energia Elétrica 0,017%. Mas ao longo de todos os períodos o próprio Índice de Theil é o responsável pelo seu elevado índice e somente no quinto ano é que as variáveis se estabilizam para si próprio (SE) que no primeiro ano se mostrou 99,92% de explicação.

Tabela 8 – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo ordenação de exogeneidade do CEE

Período	S.E.	D(ECO2)	D(THEIL)	D(CEE)
1	10127.81	22.40988	1.136331	76.45379
2	10933.15	33.13938	1.169853	65.69076
3	10968.72	33.00539	1.460595	65.53402
4	10972.35	33.03039	1.474972	65.49463
5	10972.59	33.03264	1.474962	65.49240
6	10972.60	33.03259	1.475038	65.49237
7	10972.60	33.03261	1.475039	65.49236
8	10972.60	33.03261	1.475039	65.49236
9	10972.60	33.03261	1.475039	65.49236
10	10972.60	33.03261	1.475039	65.49236

Fonte de pesquisa autor (2015), Eviews 8

Por fim, a variável mais endógena do modelo, o Consumo de Energia Elétrica. A decomposição da variância mostra que 76,45% de explicação no primeiro período é devido ao próprio CEE, enquanto que no segundo período a Emissão de Dióxido de

Carbono é explicada em 22,40% e o Índice de Theil 1,13%. Mas decorridos cinco anos, o próprio CEE é o responsável pelo seu elevado índice e somente após cinco anos é que as variáveis se estabilizam em próprios (SE). Decorrido os cinco anos tem-se que a decomposição da variância se explica 65,49% enquanto que a Emissão de Dióxido de Carbono 33,03% e o Índice de Theil 1,47%.

## CONCLUSÃO

Essas três variáveis envolvidas na pesquisa são de suma importância tanto para a economia quanto para o meio ambiente brasileiro. Durante todo o estudo, o foco principal era os impactos que essas variáveis interligadas ocasionariam, em função do crescimento da economia e o consequente dano ao meio ambiente.

O modelo de correção de erro estimado foi o escolhido para mostrar os efeitos de curto e longo prazo dos impactos que a Emissão de Dióxido de Carbono causa no Índice de Theil e no Consumo de Energia Elétrica. A análise de curto prazo revelou que os desequilíbrios são corrigidos lentamente. Isso significa que existe uma grande defasagem temporal até que o desequilíbrio de longo prazo seja restabelecido, ou seja, há uma baixa velocidade das Emissões de Dióxido de Carbono para o seu nível de equilíbrio. Com base na função de longo prazo, pode-se afirmar que os sinais de todos os parâmetros da equação estão de acordo com aqueles esperados pelo modelo teórico.

Com o intuito de verificar principalmente o impacto dos choques da Emissão de Dióxido de Carbono sobre as demais variáveis, foram obtidas as funções de impulso-resposta que mostraram uma resposta bastante expressiva, principalmente quando se dá um choque na Emissão de Dióxido de Carbono no reflexo que causa no Consumo de Energia Elétrica, o que já era esperado desde o início da pesquisa.

De acordo com os resultados, a Emissão de Dióxido de Carbono e o Índice de Theil são fatores determinantes na explicação dos impactos ambientais, assim como no desenvolvimento do país. A decomposição da variância indica que a Emissão de Dióxido de Carbono foi responsável por 96% dos danos causados ao meio ambiente, comparando-a com as demais variáveis abordadas nesta pesquisa.

Dos resultados encontrados, constatou-se que a metodologia de modelos de correção de erros e a de impulso-resposta são capazes de captar as influências entre as variáveis estudadas.

Por fim, os resultados desta pesquisa indicam forte relação entre as variáveis Emissão de Dióxido de Carbono, Índice de Theil e Consumo de Energia Elétrica.

Esta pesquisa usou as principais variáveis encontradas na literatura que afeta o meio ambiente e o desenvolvimento econômico no Brasil e, através do VEC, buscou investigar as relações de curto e longo prazo entre as variáveis, analisando as respostas do sistema a choques aleatórios nas séries. Destaca-se, como restrição de pesquisa, o baixo número de observações das variáveis. Dessa forma, deixa-se como sugestão para estudos futuros a utilização dos modelos VAR-VEC Bayesianos, assim como a inclusão de outras variáveis que possam transmitir seus efeitos sobre os impactos ambientais e o desenvolvimento do Brasil.

Também deixa-se como sugestão a inclusão da renda *per capita* brasileira, objetivando a realização de estudos comparativos com outros países.

## BIBLIOGRAFIA

BUENO, R. DE L. DA S. *Econometria de Séries Temporais*. 2ª Edição, São Paulo: CENGAG Learning, 2011.

BUENO, R. L. S. *Econometria de séries temporais*. São Paulo: CENGAGE Learning, 2008.

SERRANO, Laura Mendes; BARBIERI, Alisson Flávio. Meio ambiente e desenvolvimento sustentável no Brasil: uma descrição de indicadores de sustentabilidade ambiental aplicáveis à realidade brasileira. Trabalho apresentado no XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais. Minas Gerais, 2008.

PNUD. Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. Atlas do Desenvolvimento no Brasil 2013. Brasília: Casa das Nações Unidas no Brasil, 2014. Disponível em: <<http://www.atlasbrasil.org.br/2013/pt/consulta>>. Acesso em: 16 set. 2013.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia Elétrica. AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Atlas de energia elétrica: aspectos institucionais. 2. ed. Brasília, DF, 2014. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>> . Acesso em: 16 set. 2013.

VARTANIAN, P. R. Choques Monetários e Cambiais sob Regimes de Câmbio Flutuante nos Países Membros do Mercosul: Há Indícios de Convergência Macroeconômica? *Economia*, Brasília (DF), v.11, n.2, p.435–464, 2010.

ENDERS, W., *Applied Econometric Time Series*. New York: John Wiley and Sons.Press, 2010.

JOHANSEN, S.; JUSELIUS, K. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration with application to the demand for money (Estimação de probabilidade máxima e inferência sobre a cointegração com aplicação à demanda monetária). *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 52, n. 2, pp.169-209, 1990.

IPEA (2012). Instituto de Pesquisas Econômicas e Aplicáveis. Disponível em [www.ipeadata.gov.br](http://www.ipeadata.gov.br), acessado em 29 de novembro de 2012.

ENGLE, R.F.; GRANGER, C.W. Cointegration and error correction: representation, estimation and testing. *Econometrica*, v.55, n.2, p.251-76, 1987.

HARRIS, R. I.D. *Cointegration analysis in econometric modelling*. London: Prentice Hall, 1995.

Revista Economia e Desenvolvimento, n. 20, 2008 TAXAS DE CÂMBIO E INTEGRAÇÃO ECONÔMICA: UMA ANÁLISE EMPÍRICA PARA BRASIL E ARGENTINA Dirce de Fátima Cattani Dutra• Gilberto de Oliveira Veloso♦ Ronald Otto Hillbrecht

VENÂNCIO, M. M.; LÍRIO, V. S.; BORGES, S. L.; BRAGA, M. J.; GOMES, M. F. M. Análise da Dinâmica e do Desempenho da Indústria Sucroenergética Nacional. *Revista Economia Ensaios*, Uberlândia (MG), 28 (1), p.79-94, Jul./Dez. 2013. Disponível em: . Acesso em: 18 jun. 2014.

Portugal, S. M, *Um modelo de correção de erros para a demanda por importações brasileiras*. Pesq. Plan. Econ. V. 22, n. 3; p. 501-540; dez. 1992.

IEA International Energy Agency. *Perspectivas em Tecnologias Energéticas*. 2010.

Disponível em:

[http://www.iea.org/techno/etp/etp10/Portuguese\\_Executive\\_Summary.pdf](http://www.iea.org/techno/etp/etp10/Portuguese_Executive_Summary.pdf)>. Acesso em

29 de agosto de 2012.

## 2 DISCUSSÃO

Para definir as séries apresentadas nesta pesquisa, foram utilizados estudos de outros artigos. O uso dessa pesquisa intertextual justifica-se pelo interesse em estudá-las em sua totalidade, observando como cada uma se comportaria, quando confrontada com outra. Sendo assim, optou-se pelo Consumo de Energia Elétrica, Emissão de Dióxido de Carbono e Índice de Theil. E, embora houvessem muitos artigos de outros países, a proposta se concentrou no Brasil, com algumas variáveis diferentes.

Ao analisar cada série separadamente, constatou-se que o Consumo de Energia Elétrica e a Emissão de Dióxido de Carbono apresentaram uma tendência crescente, enquanto o Índice de Theil teve um pico atípico em 1988.

Além da inspeção gráfica das séries, utilizou-se a função de autocorrelação (FAC) e a função de autocorrelação parcial (PACF), identificando-se a existência de autocorrelação serial. Também foram realizados os testes de estacionariedade ADF e KPSS, em que se constatou, que as séries não são estacionárias em nível. Após este resultado, foi dada a primeira diferença nas séries e, logo em seguida, foram aplicados os testes ADF e KPSS novamente.

Observa-se, na Tabela 1, que não se rejeita a hipótese nula de que as séries em nível possuem raízes unitárias –  $I(1)$  e, portanto, que as séries são não estacionárias, em que o valor crítico do teste é menor que o valor das estatísticas calculadas para os níveis de significância determinados. Da mesma forma, o *p-valor* não foi significativo para as três variáveis em estudo.

O menor valor de AIC e SBC foi obtido ajustando o modelo com uma defasagem para cada variável – VAR (1), sendo inicialmente testadas três e duas defasagens na estimação do modelo.

Após determinar, de forma conjunta e dinâmica, a relação entre as variáveis, com apenas uma defasagem, percebeu-se que o Consumo de Energia Elétrica, a Emissão de Dióxido de Carbono e o Índice de Theil, são dependentes de apenas um ano, em que o anterior influencia o ano corrente, ou seja, comprovando-se que o modelo VAR capta apenas as relações de curto prazo.

Com o intuito de verificar que variável é causal em relação a outra, procedeu-se o teste de causalidade de Granger, Tabela 4. Identificou por esse teste, que o consumo de energia elétrica (CEE) causa a emissão de dióxido de carbono ( $ECO_2$ ) e vice-versa e

o consumo de energia elétrica (CEE), causou fracamente o índice de Theil (THEIL). A emissão de dióxido de carbono ( $ECO_2$ ) causa o índice de Theil e este causa fracamente a emissão daquele.

Logo, o ajuste da modelagem VAR revelou-se fundamental, pois possibilitou que a correlação e a autocorrelação fossem tratadas simultaneamente.

Considerando-se os gráficos de controle, observou-se que as variáveis CEE e  $CO_2$  se mantiveram estáveis até o período 25. Como houve uma estabilidade no fim do período das variáveis CEE e  $CO_2$ , entende-se que há uma preocupação com o meio ambiente, pois outro fato relevante é que estas variáveis apresentam uma causalidade bidirecional, apontada pelo teste de causalidade. Já a variável Índice de Theil apresentou comportamento inverso, apresentando, instabilidade no fim do período, embora seja preciso lembrar que esta variável recebe influência unidirecional das variáveis CEE e  $CO_2$ . Esse comportamento inverso merece ser investigado, pois reflete um índice de desenvolvimento sócioeconômico que apresenta uma grande variabilidade.

Após definir o número de defasagens, foi avaliada a presença de vetores pelo método de *Johansen*, em que as relações de cointegração das variáveis foram definidas para o modelo VAR com uma defasagem. Logo, os resultados apontariam a estatística do máximo autovalor e do traço, em que se observa ou a rejeição da hipótese nula (não existe nenhum vetor de cointegração) ao nível de significância de 5%. Conclui-se que existe pelo menos um vetor de cointegração entre as séries estudadas.

Após a identificação e estimação do modelo VEC, foram verificadas as funções de impulso-resposta obtidas, com intuito de identificar principalmente o impacto dos choques da Emissão de Dióxido de Carbono sobre o Índice de Theil e o Consumo de Energia Elétrica no Brasil. Foi possível constatar o impacto que um choque no desvio-padrão de uma série (impulso) causa no desvio-padrão de outra série (resposta), permitindo o estudo do trajeto no tempo de cada variável endógena em relação a um choque na variável exógena.

Desta forma, através dos resultados encontrados, comprovou-se que a metodologia de modelos de correção de erros e a de impulso-resposta são capazes de captar as influências entre as variáveis estudadas.

### 3 CONCLUSÃO

Nesta pesquisa efetuou-se uma análise das variáveis Consumo de Energia Elétrica, Índice de Theil e Emissão de Dióxido de Carbono, com o intuito de observar seus comportamentos tanto em curto quanto a longo prazo, buscando saber quais os impactos dessas sobre o meio ambiente e o desenvolvimento socioeconômico brasileiro.

Inicialmente o que se buscava era o monitoramento isolado destas variáveis por meio de gráficos de controle de medidas individuais; mas, ao se perceber que as variáveis apresentavam-se correlacionadas e autocorrelacionadas, contornou-se o problema, aplicando os gráficos de controle aos resíduos de um modelo econométrico especificado, pois desta forma as condições de as observações serem independentes e identicamente distribuídas, seguindo a distribuição normal, foram atendidas.

Também foi observado que as variáveis eram não estacionárias em nível, sugerindo então dois tipos de modelos econométricos. O primeiro modelo VAR proporcionou resíduos aptos a serem utilizados pelos gráficos de controle e propiciou também entender o inter-relacionamento das variáveis e identificar o período de instabilidade das variáveis

Vale salientar que o modelo VAR necessita que as variáveis que compõem o modelo sejam todas estacionárias. Já para a estimação do modelo VEC, é necessário que as variáveis possuam o mesmo grau de integração  $I(d)$ , possibilitando, dessa forma, o surgimento dos dois artigos. O primeiro, que trata da modelagem VAR, representa o comportamento das variáveis em curto prazo e gráficos de controle. E o segundo, que trata do equilíbrio de longo prazo – VEC, da resposta de uma determinada variável, quando um choque externo é imputado, por meio do Impulso-Resposta, e a contribuição de cada variável nos sistema de equações VEC, por meio da Decomposição da Variância. Para a estimação de ambos os modelos, da ordem de defasagem e da qualidade dos ajustes, os critérios penalizadores AIC e BIC foram utilizados.

O primeiro artigo buscou testar as variáveis para comprovar se havia condições técnicas e embasamento teórico para, só assim, avançar para o segundo artigo. Logo, o segundo artigo é uma sequência de testes a serem realizados para satisfazer todas as etapas e critérios. Satisfazendo a diferenciação de ordem no primeiro, pode-se construir o modelo VAR, percebendo-se que já é possível prever a realização de um modelo VEC.

A modelagem VAR revelou que existe sim um inter-relacionamento significativo entre as variáveis em estudo, mostrando assim que há uma relação de curto prazo entre estas variáveis. As relações de causalidade entre as variáveis identificadas por meio do teste de Causalidade de Granger, identificaram que o Consumo de Energia Elétrica causa a Emissão de  $CO_2$  de forma bicausal, significando que essas duas variáveis são mutuamente afetadas e conjuntamente determinadas ao mesmo tempo. Já o índice de Theil e a emissão de  $CO_2$  interligam-se de forma bicausal também, isto é, quanto mais aumenta o nível de renda de uma população, mais ela tem condições aquisitivas, pois aumenta o seu poder de compra e desta forma faz mais uso de equipamentos, aumentando assim a Emissão de Dióxido de Carbono.

O estudo da estacionariedade das variáveis revelou que todas são estacionárias em primeiras diferenças, isto é,  $I(1)$ . Dessa forma, isso indica que no futuro será possível ajustar um vetor de correção de erros VEC, captando as relações de curto e longo prazo simultaneamente.

Deixa-se, como sugestão para trabalhos futuros, o uso de diferentes variáveis como PIB e IDH.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

MINGOTI, S. A., NEVES, O. F. Using geostatistics to estimate the variability of autocorrelated process. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, v. 2, n. 1, 25-38, 2005.

COSTA, A. F. B., EPPRECHT, E. K., CARPINETTI, L. C. R. *Controle Estatístico de Qualidade*. São Paulo: Editora Atlas, 2005.

SILVA, S., SOARES, I., PINHO, C. The impacto f renewable energy souces on economic growth and  $CO_2$  emissions – a SVAR approach. FEP Working Paper. N.407, mar., 2007.

IPEA (2012). Instituto de Pesquisas Econômicas e Aplicáveis. Disponível em [www.ipeadata.gov.br](http://www.ipeadata.gov.br), acessado em 29 de novembro de 2012.

ASGHAR, Zahid, 2008. "Energy–Gdp Relationship: A Causal Analysis For The Five Countries Of South Asia," *Applied Econometrics and International Development*, Euro-American Association of Economic Development, vol. 8(1), pages 167-180.

KALYONCU, F, H. Gürsoy, H. Göcen Causality relationship between GDP and energy consumption in Georgia, Azerbaijan and Armenia *International Journal of Energy Economics and Policy*, 3 (1) (2013), pp. 111–117.

GROSS, M. M.; SOUZA, A. M. . A Interdependência entre as Distribuidoras de Energia Elétrica no Rio Grande do Sul. *Energia na Agricultura* (UNESP. Botucatu. CD-Rom), v. 29, p. 205-212, 2014.