

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

Claudia Aline de Souza Ramser

**ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ENTRE AS PRINCIPAIS *COMMODITIES*  
MINERAIS BRASILEIRAS**

Santa Maria, RS

2016

**Claudia Aline de Souza Ramser**

**ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ENTRE AS PRINCIPAIS COMMODITIES MINERAIS  
BRASILEIRAS**

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

Orientador: Dr. Adriano Mendonça Souza

Santa Maria, RS

2016

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

RAMSER, CLAUDIA ALINE DE SOUZA  
ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ENTRE AS PRINCIPAIS COMMODITIES  
MINERAIS BRASILEIRAS / CLAUDIA ALINE DE SOUZA RAMSER.-  
2016.

95 p. ; 30 cm

Orientador: Adriano Mendonça SOUZA  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa  
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia de Produção, RS, 2016

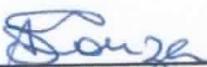
1. Vetores Autorregressivos 2. Análise de Componentes  
Principais 3. Commodities Minerais 4. Estimativa do PC -  
VAR I. SOUZA, Adriano Mendonça II. Título.

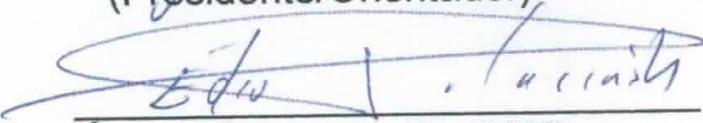
**Claudia Aline de Souza Ramser**

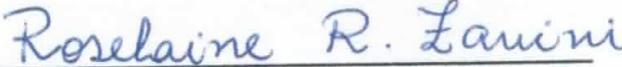
**ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ENTRE AS PRINCIPAIS COMMODITIES MINERAIS  
BRASILEIRAS**

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

**Aprovado em 26 de agosto de 2016:**

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

  
\_\_\_\_\_  
**Édio Polacinski, Dr. (URI)**

  
\_\_\_\_\_  
**Roselaine Ruviaro Zanini, Dr<sup>a</sup>. (UFSM)**

Santa Maria, RS

2016

## DEDICATÓRIA

*Dedico este trabalho à minha família, ao meu esposo Luciano, ao nosso filho Vinícius, e ao meu querido orientador Adriano.*

## **AGRADECIMENTOS**

*Agradeço a Deus pela oportunidade de conhecer pessoas maravilhosas neste período. Agradeço a Gilvete Lírio por ter me apresentado ao meu orientador, Dr. Adriano Mendonça de Souza, agradeço em especial ao Adriano pelo acolhimento, pelas orientações fora de hora, e também pela confiança, dedicação, paciência, carinho, amizade, estando sempre disposto a ensinar, muito obrigado. Agradeço a esposa do meu orientador Márcia Behr Souza. Ao meu esposo Luciano Eduardo Krieger pelo apoio, por compreender os momentos em que fiquei longe de casa para concluir o mestrado. Ao meu filho Vinícius Krieger, pelo apoio e compreensão. Agradeço às minhas irmãs: Márcia por ter me aceitado em sua casa, me incentivando para os estudos, Raquel por atender minha família quando precisei. Agradeço a minha amiga Luciana Rockenbach Moraes. Agradeço a todos meus colegas de mestrado, pelos momentos que passamos juntos, os quais foram muito importantes, ressalto os nomes de Steffani e Maiara, pois sempre me receberam em suas casas de braços abertos. Aos professores vizinhos do laboratório, pela amizade e momentos de diversão. Agradeço aos demais professores do PPGEF, aos funcionários da secretaria, Márcia e Fernando pela atenção e paciência, muito obrigada. Agradeço a banca avaliadora. Agradeço a CAPES pelo auxílio financeiro. Agradeço a todos que me auxiliaram e torceram pela realização deste objetivo.*

## RESUMO

### ANÁLISE DAS INTERAÇÕES ENTRE AS PRINCIPAIS *COMMODITIES* MINERAIS BRASILEIRAS

AUTORA: Claudia Aline de Souza Ramser

ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

No mercado atual, a negociação de *commodities* influencia diretamente a economia de um país. Essas mercadorias são negociadas na balança comercial, composta pelas importações e exportações de um país. Este estudo tem como objetivo determinar as relações entre as *commodities* minerais de modo a compreender, identificar e quantificar os seus impactos na economia brasileira, na relação de curto e longo prazo, por meio dos modelos de vetores autorregressivos. Utiliza-se uma modelagem VAR nas *commodities* minerais tais como petróleo, carvão mineral e óleo bruto para determinar os seus efeitos e inter-relações. Em um segundo momento utiliza-se a estimação PC-VAR para descrever o impacto das demais *commodities* minerais sobre o petróleo, carvão mineral e óleos brutos. No VAR irrestrito o petróleo foi a variável de maior importância e ao se estimar o PC-VAR, o que proporcionou reduzir o número de variáveis em estudo, observou-se que as Componentes Principais mantiveram o mesmo comportamento com as variáveis originais. Assim foi possível quantificar a contribuição de cada variável quando um choque externo ocorrer, e o tempo que o referido choque atuará no sistema de equações, bem como suas interações.

**Palavras-chave:** *Commodities* Minerais. Balança Comercial Brasileira. Vetor Autorregressivo.

## **ABSTRACT**

### **ANALYSIS OF INTERACTIONS BETWEEN MAIN COMMODITIES IN MINERALS BRAZIL**

AUTHOR: Claudia Aline de Souza Ramser  
ADVISOR: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

In the current market, the commodities trading directly influences the economy of a country. These goods are on the trade balance, which is made up by imports and exports of a country. This study aims to determine the relationship between mineral commodities in order to understand, identify and quantify their impact on the Brazilian economy in the short and long-term relationship, through autorregressive vectors models. Uses is a VAR modeling in mineral commodities such as oil, coal and crude oil and determines its effects and interrelations. In a second step we use the PC-VAR estimation to determine the impact of other mineral commodities on oil, coal and crude. In Chg unrestricted oil was the most important variable and is estimate the PC-VAR, which afforded reduce the number of variables in study, it was observed that the CP had the same behavior with the original variables. Thus it was possible to quantify the contribution of each variable when the shock occurs, and the time that such shock will act in the equations, as well as their interactions.

**Keywords:** Mineral Commodities. Brazilian Trade Balance. Vector Autoregressive.

## LISTA DE FIGURA

### **ARTIGO 1 - As relações das *commodities* minerais de petróleo, carvão mineral e óleo bruto no curto prazo**

Figura 1 - Gráfico dos preços das <i>commodities</i> minerais carvão mineral, petróleo e óleos brutos de petróleo, em nível:.....	46
Figura 2 - Gráfico dos preços das <i>commodities</i> minerais carvão mineral, petróleo e óleos brutos de petróleo em primeira diferença:.....	47
Figura 3 - Relação de causalidade entre as variáveis.....	50
Figura 4 - Funções impulso-resposta no preço do petróleo .....	52
Figura 5 - Funções impulso-resposta no preço carvão mineral.....	53
Figura 6 - Funções impulso-resposta no preço do óleo bruto de petróleo .....	53

### **ARTIGO 2 – Determinação dos impactos entre as principais *commodities* minerais utilizando a modelagem PC- VAR**

Figura 1- Séries dos preços das <i>commodities</i> minerais brasileiras em nível .....	71
Figura 2 - Séries dos preços das <i>commodities</i> minerais em primeiras diferenças ....	72
Figura 3 – Impulso de resposta nas variáveis: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, ligas de aço, aço e inox, utilizando o modelo VAR (1). .....	73
Figura 4_- Funções impulso-resposta da $CPB_1$ nas demais componentes .....	77
Figura 5_- Funções impulso-resposta da $CPB_2$ nas demais componente .....	77
Figura 6 - Funções impulso-resposta Choque na Componente Principal $CP_A$ .....	78

## LISTA DE TABELAS

### **ARTIGO 1 - As relações das *commodities* minerais de petróleo, carvão mineral e óleo bruto no curto prazo**

Tabela 1 - Teste de raiz unitária <i>Augmented Dickey-Fuller (ADF)</i> para as variáveis em nível e em primeiras diferenças.....	47
Tabela 2 – Teste de estacionariedade <i>Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shein (KPSS)</i> . ....	48
Tabela 3 - Critérios de Informação <i>Akaike Information Criterion (AIC)</i> , <i>Bayesian Information Criterion (BIC)</i> .....	48
Tabela 4 - VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests.....	49
Tabela 5 - Teste de causalidade do P, CM, OB .....	50

## LISTA DE QUADROS

### **ARTIGO 2 - Determinação dos impactos entre as principais commodities minerais utilizando a modelagem PC- VAR**

Quadro 1 - Decomposição de Variância nas variáveis: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, ligas de aço, aço e inox, utilizando o modelo VAR (1).....	74
Quadro 2 - Comparativo do impulso-resposta das variáveis originais e com as componentes principais.....	78
Quadro 3 - Decomposição de variância das componentes principais .....	79

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

A	Aço
ACP	Análise de Componentes Principais
ADF	<i>Dickey-Fuller Aumentado</i>
AIC	<i>Akaike's Information Criterion</i>
ANEEL	Agencia Nacional de Energia Elétrica
ANP	Agencia Nacional de Petróleo, Gás Natural e Bicombustível
AR	Autorregressivo
BIC	<i>Bayesian Information Criterion</i>
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
<i>CBR</i>	<i>Commodity Research Bureau</i>
CM	Carvão Mineral
CP	Componentes Principais
CP <sub>A</sub>	Componente Principal A
CP <sub>B</sub>	Componente Principal B
CVRD	Companhia Vale do Rio Doce
DNPM	Departamento Nacional de Produção Mineral
FIR	Função de Impulso e Resposta
GL	Graus de Liberdade
I	Inox
IBRAM	Instituto Brasileiro De Mineração
IDE	Ambiente de Desenvolvimento Integrado
KPSS	<i>Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin</i>
LA	Ligas de Aço
MDIC	Ministério Do Desenvolvimento, Indústria E Comércio
MF	Minério de Ferro
MFNA	Minério de Ferro Não Aglomerado
MME	Ministério de Minas e Energia
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
OB	Óleo Bruto
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
P	Petróleo
PC-VAR	Componente Principal - Vetor Autoregressivo
PIB	Produto Interno Bruto
SF	Minério de Ferro Semifaturado
SRF	Secretaria Da Receita Federal Do Brasil
VAR	Vetor Autorregressivo

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>14</b>
1.1	TEMA DA PESQUISA	17
1.2	JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA	17
1.3	OBJETIVOS	17
<b>1.3.1</b>	<b>Objetivo Geral</b>	<b>17</b>
<b>1.3.2</b>	<b>Objetivos Específicos</b>	<b>18</b>
1.4	DELIMITAÇÃO DO TEMA	18
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	18
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>20</b>
2.1	COMMODITIES MINERAIS	20
2.1.1	A commodity Mineral Ferro	20
<b>2.1.2</b>	<b>A Commodity Mineral Petróleo</b>	<b>22</b>
2.2	VETOR AUTORREGRESSIVO- VAR	24
<b>2.3.1</b>	<b>Teste de Raízes Unitárias</b>	<b>28</b>
<b>2.3.1</b>	<b>O Teste Dickey – Fuller (DF)</b>	<b>29</b>
<b>2.3.2</b>	<b>O Teste Kwaiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin – KPSS</b>	<b>30</b>
2.4	TESTE DE CAUSALIDADE DE GRANGER	32
2.9	FUNÇÃO RESPOSTA AO IMPULSO	34
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>36</b>
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA	36
3.2	DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS	36
3.3	PROCEDIMENTOS DE ANÁLISE DE DADOS	37
<b>4</b>	<b>ARTIGO 1 – AVALIAÇÃO DAS RELAÇÕES DAS COMMODITIES MINERAIS DE PETRÓLEO, CARVÃO MINERAL E ÓLEO BRUTO NO CURTO PRAZO</b>	<b>39</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>40</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>41</b>
2.1	COMMODITIES MINERAIS	41
2.2	VETOR AUTORREGRESSIVO - VAR	42
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>43</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>46</b>
<b>4</b>	<b>DISCUSSÃO</b>	<b>55</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>56</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>59</b>
	<b>ANEXO A: Tabela 6 - Decomposição de Variância do petróleo, carvão mineral e óleo bruto</b>	<b>62</b>
<b>7</b>	<b>ARTIGO 2 DETERMINAÇÃO DOS IMPACTOS ENTRE AS PRINCIPAIS COMMODITIES MINERAIS UTILIZANDO A MODELAGEM PC – VAR</b>	<b>63</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>64</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>65</b>
2.1	VETOR AUTORREGRESSIVO – VAR	66
2.2	ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	67
2.3	ESTIMATIVA PC-VAR	68
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>69</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>71</b>
<b>5</b>	<b>DISCUSSÕES</b>	<b>80</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>81</b>

	REFERÊNCIAS .....	82
	ANEXO A - TABELA14 – TESTE <i>BLOCK EXOGENETY</i> .....	85
	ANEXO B - TABELA15 -- MODELO VAR REPRESENTADO NA ORDEM DA EXÓGENA PARA ENDÓGENA .....	86
	ANEXO C - TABELA16 - VAR <i>GRANGER CAUSALITY/BLOCK EXOGENEITY WALD TESTS</i> .....	87
	ANEXO D - TABELA 7 - MODELO VAR REPRESENTADO NA ORDEM DA EXÓGENA PARA ENDÓGENA .....	88
	ANEXO E - TABELA 8 - DECOMPOSIÇÃO DE VARIÂNCIA DA COMPONENTE PRINCIPAL CPB <sub>1</sub> .....	89
8	DISCUSSÕES .....	90
9	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	90
	REFERÊNCIAS .....	92

## 1 INTRODUÇÃO

No mercado atual, a negociação de commodities influencia diretamente a economia de um país, segundo informações do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC, 2015), cerca de 21,4% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro corresponde a importações e exportações, e uma parcela deste valor condiz às exportações de commodities minerais.

*Commodities* podem ser definidas como mercadorias, bens produzidos em larga escala e comercializados mundialmente. Conforme Geman (2005) é um ativo físico com características padronizadas, amplo mercado de negociação, podendo ser armazenado e transportado por um grande período de tempo.

Em Inglês, *commodity* significa mercadoria, e o termo está atribuído a um bem de consumo, insumos ou matéria prima, que não sofreram transformações, são produtos padronizados, e os preços são definidos em âmbito global pelo mercado internacional.

No mercado financeiro, as *commodities* referem-se às transações de matéria-prima, agrícola ou mineral, e desempenham um papel importante para as economias internacional e brasileira, sendo comercializadas mundialmente. O *Commodity Research Bureau* (CRB) é o índice que segue o valor das principais matérias-primas negociadas no mercado financeiro. O valor dos produtos segue a lei de oferta e demanda, com escala baseada no cenário mundial (MDIC, 2015).

As *commodities* são divididas em quatro tipos: agrícolas, citando soja, suco de laranja congelado, trigo, algodão, borracha, café, entre outras; as minerais, como minério de ferro, alumínio, petróleo, ouro, níquel, prata, etc.; as financeiras, que são moedas negociadas em vários mercados, títulos públicos de governos federais e outros; e o quarto tipo, as ambientais, como os exemplo são os créditos de carbono.

Em relação às exportações o Brasil pode ser considerado um grande produtor de *commodities*, conforme MDIC exportando principalmente petróleo, café, soja, alumínio, suco de laranja e minério de ferro, estando atrelado aos preços internacionais

No Brasil, há tempos estuda-se o comportamento dos preços dos produtos da balança comercial sendo de suma importância tanto para a produção de bens, quanto para determinar a situação financeira o país. A balança comercial, é formada pelas importações e exportações de um país, realizadas pelos setores primários e

secundários da economia. Quando as exportações são maiores do que as importações, em valores monetários, obtêm-se superávit na balança comercial; no caso oposto, obtêm-se déficit na balança comercial.

Conforme Amato (2015), desde o ano de 2000, não se registrava nenhum déficit da balança comercial brasileira, como o que ocorreu no ano de 2014 quando o secretário de Comércio Exterior, Daniel Marteleto Godinho, destacou fatores que contribuíram para esse déficit, e continuaram a exercer influência para este comércio. Alguns dos fatores foram, a queda no preço das *commodities*, especialmente o do minério de ferro, a crise econômica na Argentina e os gastos do Brasil com importação de combustíveis, cujos valores são considerados muito elevados.

Em julho de 2015, ocorreu um superávit na balança comercial brasileira de US\$ 2,379 bilhões, resultado 52,2% acima do valor registrado em julho do ano anterior (MDIC, 2015). Contudo, ocorreu um crescimento total, mas muitos produtos tiveram queda nas exportações.

Nas exportações comparadas de julho 2016 com as de julho 2015, houve crescimento de 1,0%, em razão do aumento nas vendas de produtos semimanufaturados e de manufaturados, e por outro lado, caíram as vendas de produtos básicos (MDIC, 2016).

A queda dos preços das *commodities* afeta o resultado da balança comercial, pois se sabe que o principal produto das exportações do Brasil é o minério de ferro. Conforme dados do MDIC (2015), acumula-se uma queda de preços de 40% no ano devido ao aumento do produto no mercado mundial. O MDIC (2015), ainda informa que a China negociava por US\$ 135 a tonelada do minério de ferro em janeiro de 2015. Além disso, a tonelada do minério de ferro passou a US\$ 51,15 no mês de abril de 2015, estando cotado a US\$ 63,80 o maior valor desde fevereiro de 2015. Embora exista uma queda dos preços das *commodities*; mesmo assim há um aumento da quantidade de exportações.

No Brasil, houve um investimento nos anos 1960, em relação aos recursos minerais, pois, neste período, aprofundavam-se as pesquisas para melhorar o aproveitamento desses recursos. O setor era pouco conhecido e o que se extraía do minério de ferro era destinado à exportação, que era remetida à produção industrial, a qual teve um incremento no século XX após as duas grandes guerras, fato que foi importante para a indústria metalúrgica. (NEVES e CAMISASCA, 2013)

O petróleo, no Brasil, combustível fóssil não renovável foi descoberto e extraído pela primeira vez em 1939, no município de Lobato, onde foi retirado petróleo de boa qualidade e viável economicamente, propício à comercialização (NEIVA, 1983).

O potencial do Brasil para a mineração está ligado à geodiversidade, que gera possibilidades de aproveitamento para os recursos minerais do país. Pela grande variedade de terrenos e ambientes geológicos, o Brasil faz parte dos países com elevados potenciais minerais no mundo, comparável aos dos Estados Unidos, da Rússia, do Canadá, da Austrália, da China e da África do Sul. A produção mineral brasileira é o reflexo natural dessa característica. Apesar dessa variedade, o valor da produção ainda é limitado, principalmente quanto ao ferro e outras substâncias (RODRIGUES, 2006).

Destaca-se que a falta de conhecimento do subsolo, as crises econômicas mundiais enfraquecem a demanda do mercado internacional, e a constante necessidade de capital estrangeiro para a exploração dos minérios, são os grandes problemas que afetam o setor mineral brasileiro. (FURTADO, 2013).

Desta forma, a pesquisa estuda o comportamento das principais *commodities* minerais brasileiras, tais como: minério de ferro, o aço, o inox, o óleo bruto, o petróleo, o carvão mineral, o minério de ferro não aglomerado, o minério de ferro semifaturado e as ligas de aço. Compreendendo o período de 1997 à 2016, pois neste período ocorreram grandes mudanças.

No ano de 1999 houve a desvalorização do plano real que incidiu na troca do regime de câmbio, passou a ser utilizado regime de câmbio flutuante. Já no ano de 2003 à 2011 foi registrado o maior crescimento nas exportações brasileiras superando o crescimento de diversos países, e nos demais anos se registrou uma queda nas exportações. A busca por este período se deu por estas mudanças importantes, e também por saber que quanto maior o período de análise, melhores resultados serão obtidos.

Em vista do que foi exposto, pode-se definir o problema de pesquisa com o seguinte questionamento: como quantificar as relações das *commodities* minerais, suas causas e seus impactos na economia brasileira?

## 1.1 TEMA DA PESQUISA

Estudar o comportamento das principais *commodities* minerais brasileiras e modelos econométricos.

## 1.2 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA

A importância do estudo está na investigação e compreensão das inter-relações entre as variáveis, determinando-se o quanto uma *commodity* é explicada por ela própria e pelas demais *commodities* utilizadas no estudo.

Este tema é relevante na área de Engenharia de Produção, uma vez que os tomadores de decisões podem, com base em modelos criteriosos, planejar estrategicamente o futuro de suas produções. Desta forma, este disputado mercado brasileiro pode tornar-se mais competitivo frente aos países concorrentes, pois terá conhecimento sobre o comportamento e os impactos que cada *commodity* causa na economia.

As *commodities* como minério de ferro e ferro fundido, petróleo bruto e óleos brutos de petróleo são os produtos que mais representam a balança comercial brasileira, análise feita em declarações disponíveis pelo MIDIC, por este motivo a escolha; também sabe-se que o preço das *commodities* tem sido um assunto mundialmente relevante. Sendo assim, torna-se importante determinar o efeito que um choque externo causará nas variáveis em estudo.

## 1.3 OBJETIVOS

Conforme o estudo proposto definem-se os seguintes objetivos:

### 1.3.1 Objetivo Geral

O estudo tem como objetivo determinar as relações entre as *commodities* minerais brasileiras, identificando os impactos no curto prazo, por meio dos modelos de vetores autorregressivos, e aplicando-se os componentes principais para reduzir a dimensão das variáveis.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

- Avaliar o impulso de resposta das variáveis, de modo a verificar a influência de cada variável nas demais, assim como determinar o efeito de estabilização deste choque, causado pelo impulso resposta das variáveis;
- Realizar a decomposição da variância de modo a compreender o quanto uma variável é explicada por ela própria e pelas demais.

### 1.4 DELIMITAÇÃO DO TEMA

Este estudo delimita-se em termos de variáveis, por considerar as *commodities* de maior relevância para a economia nacional, as quais são *commodities* minerais, minério de ferro, o aço, o inox, o óleo bruto, o petróleo, o carvão mineral, o minério de ferro não aglomerado, o minério de ferro semi-faturado e as ligas de aço e que correspondem a uma grande porcentagem da economia nacional, conforme o MDIC (2015). Outra delimitação é o período de análise, que está compreendido entre os anos de 1997 e 2016, sendo esta mais uma restrição do estudo.

No estudo, busca-se apenas a investigação das inter-relações das variáveis, não se objetivando em realizar as previsões futuras.

### 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este estudo está dividido em cinco capítulos: Introdução, Revisão da literatura, Metodologia, e dois artigos contendo resultados e conclusões, sendo que em cada capítulo são abordadas as seguintes questões:

Capítulo 1: descreveu-se a introdução, os objetivos do projeto, juntamente com a justificativa e a importância de sua realização;

Capítulo 2: encontra-se a fundamentação teórica do estudo, conceituando-se os assuntos propostos para o desenvolvimento da pesquisa;

Capítulo 3: este capítulo apresenta os procedimentos e técnicas utilizadas para desenvolvimento do trabalho;

Capítulo 4: O Artigo 1: As relações das *commodities* minerais de petróleo, carvão mineral e óleo bruto no curto prazo, tratará apenas das *commodities* responsáveis pela geração de energia: petróleo, carvão mineral e óleo bruto.

Capítulo 5: O Artigo 2: Determinação dos impactos entre as principais commodities minerais utilizando a modelagem PC- VAR

Por fim, apresentam-se as Referências.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo foram apresentados os fundamentos teóricos que deram suporte a esta pesquisa. Abordou-se as *commodities* minerais, os modelos econométricos Vetor Autorregressivo (VAR) e Análise de Componente Principal (PC-VAR) e seus testes pertinentes, assim como a metodologia de impulso de resposta e a decomposição de variância.

### 2.1 *COMMODITIES* MINERAIS

Os minerais de ferro são extraídos da crosta terrestre e estão presentes em 5% desta superfície. As variações no teor deles e nas combinações químicas de metais contidos nas rochas determinam a sua viabilidade como minério (BOYD, 2008).

O petróleo e os óleos brutos são combustíveis fósseis não renováveis, sendo as principais fontes de energia da economia mundial. Esses produtos são encontrados no subsolo, e formam-se pela degradação da matéria orgânica, acumulada nas águas litorâneas em eras pré-históricas.

As *commodities* de minério de ferro, ferro fundido, aço, carvão mineral, petróleo, e óleos brutos de petróleo são detalhadas a seguir.

#### 2.1.1 A *commodity* Mineral Ferro

O primeiro fundido de ferro foi descoberto em 600 a.C., era de um tripé de 275 kg produzido na China. Alguns autores defendem que o processo de fundição de ferro já era conhecido por volta de 1.000 a.C., e na China já se produziam peças de ferro fundido em elevadas temperaturas, em fornos de carvão soprados por foles, conforme Ribeiro (2008).

No Brasil, a fundição de ferro começou a partir do século XVI. O processo de implantação de ferrovias e portos promoveu o desempenho das fundições. O setor de fundição teve maior desenvolvimento com a chegada da indústria automotiva e a construção de Brasília, desempenhando um importante papel na ampliação da indústria nacional.

Entre as seis principais microrregiões brasileiras de mineração de ferro, destacam-se dois principais pólos: a região de Minas Gerais, conhecida como

Quadrilátero Ferrífero, que abrange Itabira, Belo Horizonte, Ouro Preto e Conselheiro Lafaiete, e a microrregião de Parauapebas, na região do Carajás.

Para melhor compreender o ferro fundido, mostram-se a divisão e subdivisão deste, pois será utilizado ferro fundido para todos os tipos de ferros apresentados.

O ferro fundido está dividido em ferrosos e não ferrosos, conforme quadro 1:

Quadro 1 - Tipos de fundidos

TIPOS DE FERROS	
FERROSOS	NÃO FERROSOS
Ferro fundido Branco	Alumínio
Ferro fundido Mesclado	Outros
Ferro fundido Cinzento	
Ferro fundido Nodular	
Ferro fundido Vermicular	
Ferro fundido Maleável	
Aço	

Fonte: BNDES(2015).

O ferro fundido branco é utilizado para a fabricação de peças, como cilindros de laminação. Já no caso do ferro cinzento, serve para produzir máquinas e equipamentos pesados sujeitos a vibrações. O mesclado possui propriedades mecânicas intermediárias entre as exibidas pelos ferros fundidos branco e cinzento. Nodular (ou dúctil) apresenta resistência mecânica e ductilidade que se aproximam das características do aço, sendo utilizado na fabricação de peças fundidas como válvulas, carcaças de bombas, virabrequins e pinhões, todos são feitas à base dessa liga. O vermicular ou *Compacted Graphite Iron* (CGI), como é chamado em Inglês, tem sido crescentemente utilizado na fabricação de veículos automotores tanto por ser mais leve e potente quanto em função das demandas por redução de gás carbônico e outros poluentes em geral. Além de blocos e cabeçotes, o CGI é também utilizado na fabricação de bases para grandes motores a diesel, cárteres, rodas dentadas e engrenagens. O ferro maleável é utilizado, geralmente, na fabricação de flanges, conexões, válvulas navais e outras peças para a indústria pesada. O cinzento possui capacidade para suportar as novas pressões dos motores sem exigir paredes mais grossas, o que comprometeria o peso do veículo e

o esforço de redução do consumo de combustível (SECRETARIA DA RECEITA FEDERAL, 2015).

O grande comprador do minério de ferro do Brasil é a China, pois o país compra mais de 45% de nossas exportações. Conforme as informações e análises da economia mineral brasileira IBRAM (2015), a China vai importar 400 milhões de toneladas/ano e o Brasil vai fornecer, pelo menos, 30% dessa estimativa.

Mesmo com a queda dos valores das *commodities*, o minério de ferro e seus concentrados foram os principais produtos brasileiros de exportação, respondendo por 8,73% do total exportado pelo país no mês de janeiro de 2015. Comparando-se com o mesmo mês do ano de 2014, o valor total das transações internacionais envolvendo o minério de ferro caiu 51,79% (MDIC, 2015).

A necessidade da China por minério deve-se ao modelo de crescimento econômico ser baseado no uso intensivo de tecnologia e no baixo custo da mão de obra especializada. Portanto, o minério de ferro vendido para a China é muito importante, pois essa matéria-prima é utilizada para fabricação de aço, o qual possui intensa procura naquele país. Deste modo, o minério produzido pelas minas chinesas contém 30% de teor de ferro, o que é uma vantagem ao produto brasileiro no mercado chinês.

A Companhia Vale do Rio Doce (CVRD) é a segunda empresa com o custo mais baixo por tonelada de minério de ferro, e primeiro lugar no que diz respeito à qualidade do teor do minério de ferro brasileiro (SRF, 2015).

Assim verifica-se que as *commodities* minerais são importantes para o desenvolvimento da economia, pois esse elemento está presente em quase todas as atividades do mundo moderno, sendo relevante compreender o seu comportamento.

### **2.1.2 A Commodity Mineral Petróleo**

O petróleo no Brasil foi descoberto no final do século XIX, quando se iniciaram as buscas por esse minério no subsolo brasileiro. Primeiramente, foi encontrado no município de Bofete, em São Paulo, mas a extração não era viável. A primeira jazida de petróleo foi descoberta em 1939, no município de Lobato, de onde se extraiu petróleo de boa qualidade e próprio para comercialização.

Somente em 1953, foi criada a Petrobras, que seria uma estatal brasileira com o objetivo de monopolizar a exploração do petróleo no Brasil.

Há pouco tempo, o Brasil não era autossuficiente em petróleo para o abastecimento interno e dependia do recurso importado, de países do Oriente Médio. No ano de 2007, o país tornou-se autossuficiente, mas por falta de investimento continua importando combustível. O Brasil não tem capacidade de refinar todo petróleo extraído, a produção diária é de aproximadamente de 2,3 milhões de barris, que é menor do que o consumo, este de 2,2 barris diários (ANP, 2012).

Este minério é matéria-prima de mais de 350 produtos. Segundo a Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP), a produção brasileira de petróleo ficou acima de três milhões de barris por dia, com o aumento da produção dos gigantes novos campos marítimos próximos ao Rio de Janeiro. Nacionalmente, a indústria petrolífera responde por mais de 11% do PIB brasileiro (ANP, 2015).

Sabe-se que os óleos brutos de petróleo é uma substância derivada do petróleo. Os óleos brutos de petróleo chamam-se não só aos óleos de petróleo ou de minerais betuminosos, mas também aos óleos análogos, bem como aos constituídos principalmente por misturas de hidrocarbonetos não saturados.

Esses óleos são extraídos por meio do refino do petróleo, que incide na série de beneficiamentos pelos quais passa o mineral bruto, como resultado obtém os óleos derivados do petróleo, produtos de grande interesse comercial. Esse processo engloba etapas físicas, e químicas de separação. Estas frações são então processadas através de outra série de etapas de separação e conversão que fornecem os derivados finais do petróleo (NETO, 2012).

Embora o petróleo e seus derivados sejam oriundos de uma fonte mineral não renovável e que causa agressões ao meio ambiente, essa fonte de energia ainda é amplamente utilizada por países ricos e emergentes, sendo, assim, uma variável muito representativa para a economia mundial.

### **2.1.3 Commodity Carvão Mineral**

Na economia mundial, o carvão é muito empregado na geração de energia, ele é um combustível fóssil sólido formado a partir da matéria orgânica de vegetais depositados em bacias sedimentares. Entre os recursos energéticos não renováveis, o carvão ocupa a primeira colocação em abundância e perspectiva de vida útil (BORBA, 2001).

Na composição da matriz energética global, o carvão fica depois do petróleo, mas na geração de eletricidade é o principal recurso mundial (BORBA, 2001).

Descritas e apresentadas as variáveis que farão parte do estudo, apresentam-se os modelos econômicos.

## 2.2 VETOR AUTORREGRESSIVO – VAR

Um modelo autorregressivo (AR) ou o processo autoregressivo AR(p) é um método em que há dependência linear simples, de ordem  $p = 1$ , onde “p” indica a ordem do modelo, ou o número de defasagens.

No modelo AR(p) os valores passados são independentes do erro ( $\varepsilon_t$ ), e os valores observados são a combinação linear dos p valores passados acrescidos do termo  $\varepsilon_t$  que corresponde a porção que não explicado, pelos valores passados.

“O modelo VAR é um modelo de série temporal, podendo usar informações de duas ou mais variáveis, é uma extensão do modelo AR” (HILL, JUDGE, 1999, p. 378), e este modelo permite analisar a participação de cada uma das variáveis em relação as alterações ocorridas nas demais. Estas alterações são mostradas pela análise de decomposição da variância; também permite analisar a resposta de uma variável em relação à ocorrência de um choque ou inovação em outra variável pelo método de Impulso-Resposta (MORTATTI, 2009).

Para Bueno (2008), o modelo VAR admite que se expressem modelos econômicos completos e que se calculem os parâmetros desse modelo. Os modelos VAR definem restrições entre as equações do modelo, e o principal objetivo é estudar as restrições e identificar os parâmetros estruturais.

A popularidade dos modelos VAR deve-se ao fato de que tais modelos permitem analisar as inter-relações entre múltiplas variáveis a partir de um conjunto mínimo de restrições de identificação. Segundo Cavalcante (2010), as restrições devem identificar o componente exógeno de cada variável, e parte dos métodos baseia-se na imposição de restrições teóricas.

Cavalcante (2010) ainda ressalta que, mesmo com limitações, um dos métodos de identificação mais populares continua sendo a decomposição de *Cholesky*, pois esta impõe uma estrutura recursiva à matriz de relações contemporâneas entre as variáveis do modelo, de modo que a primeira variável afete a segunda e a terceira variáveis, mas não seja afetada contemporaneamente

por nenhuma das demais. Também garante que a segunda seja afetada apenas pela primeira variável, a terceira pelas duas primeiras, e assim sucessivamente. Desta forma, o modelo será identificado e será possível proceder à investigação das inter-relações entre as variáveis por meio de funções de resposta a impulso e decomposição de variância dos erros. Mas é necessário ordenar as variáveis que irão compor o modelo, pois esta ordenação garante que os choques sejam refletidos corretamente.

A metodologia VAR desenvolve técnicas para evitar que as variáveis influencie umas las outras pela correlação dos erros, e visa encontrar a trajetória da variável de interesse ante um choque nesses erros, podendo ser chamado de choque estrutural.

Sepideh et al.(2014) descreveram em seu trabalho que:

Antes de estimar o modelo VAR devem-se testar as hipóteses de interesse. Em primeiro lugar, aplicamos estimativa condicional em  $n$  valores, em seguida, existem três elementos adicionais para especificação do modelo VAR: o comprimento lag ( $k$ ), os componentes deterministas, eo grau de cointegração ( $r$ ). Para selecionar o comprimento lag, foram aplicadas cuidadosamente várias fontes de informação, nomeadamente a Bayesian Critério de Informação (BIC), a estatística de teste LR para testar a significancia de  $k$ , e o teste de Ljung-Box para testar a correlação dos resíduos das séries. (SEPIDEH et al. , 2014, p. 11)

As hipóteses assumidas pelo modelo VAR, considerando um caso bivariado, é a de que as variáveis  $Y_t$  e  $Z_t$  sejam estacionárias, os erros transformados  $e_t$  não sejam correlacionados com os regressores e não sejam autocorrelacionados, mas contemporaneamente correlacionados entre si; isso quer dizer que os termos estocásticos nas duas equações no mesmo instante de tempo são correlacionados. Esta correlação contemporânea será utilizada para identificar os parâmetros no modelo estrutural, citado anteriormente, conforme o autor Cavalcante (2015).

Considerando-se um sistema composto por duas variáveis ( $x$  e  $y$ ) com uma defasagem, segundo Souza et al. (2004), torna-se assim mais compreensível o processo VAR (1) descrito a seguir:

$$\begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ c_1 & d_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Essa matriz pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} X_t &= a_1 x_{t-1} + b_1 y_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ Y_t &= c_1 x_{t-1} + d_1 y_{t-1} + \varepsilon_{2t} \end{aligned} \quad (2)$$

Na equação 2 as variáveis defasadas  $X$  e  $Y$  aparecem simultaneamente em cada equação, logo, o vetor  $AR(1)$  capta as inter-relações das variáveis. É denominado de  $AR(1)$ , pois apresenta apenas uma defasagem nas variáveis exógenas. O vetor autorregressivo de primeira ordem equação (3) pode ser visualizado em termos de notação vetorial da seguinte forma:

$$\mathbf{Z}_t = \phi \mathbf{Z}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Observando-se o modelo (3), os resíduos das equações estão correlacionados no mesmo período de tempo, em que as mesmas variáveis pertencem às duas equações, o que pode levar a conclusões erradas no momento de se tomar uma decisão. Para evitar este erro, a melhor escolha é a de neutralizar as correlações, tornando os resíduos ortogonais para tornar as equações independentes. A ortogonalização possibilita a correta interpretação do modelo  $VAR$ , pois a correlação entre os resíduos e o efeito das variáveis será neutralizada, de modo que cada equação poderá ser utilizada separadamente (SOUZA, A et al., 2000). Que é realizada por meio da decomposição de *Cholesky*.

Segundo Charenza e Deadman (1997), observa-se que os resíduos são contemporaneamente correlacionados, isto é,  $E(\varepsilon_{1t}) = E(\varepsilon_{2t}) = 0$ ;  $E(\varepsilon_{1t}^2) = \sigma_{11}$ ;  $E(\varepsilon_{2t}^2) = \sigma_{22}$ ;  $E(\varepsilon_{1t} \varepsilon_{2t}) = \sigma_{12}$ .

Com finalidade de obterem-se os erros não correlacionados, faz-se uma ponderação, por meio da multiplicação da primeira linha do sistema (1) pelo fator  $\delta = \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{11}}$ , que, após, será subtraído do resultado da segunda linha do sistema, resultando:

$$\begin{bmatrix} x_t \\ Y_t - \delta x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ * & * \\ c_1 & d_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ * \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

Onde:  $c_i^* = (c_i - \delta a_i)$ ;  $d_i^* = (d_i - \delta b_i)$ ;  $\varepsilon_{2t}^* = (\varepsilon_{2t} - \delta \varepsilon_{1t})$ ;  $i = 1$ ; mas o mesmo pode ser expandido para  $i = 1, 2, \dots$

Em (4), os valores  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}^*$  são não correlacionados, pois  $E(\varepsilon_{1t} \varepsilon_{2t}^*) = (\varepsilon_{1t} (\varepsilon_{2t} - \delta \varepsilon_{1t})) = E((\varepsilon_{1t} \varepsilon_{2t}^*) - (\sigma_{12} / \sigma_{11}) E(\varepsilon_{1t}^2)) = \sigma_{12} - \sigma_{12} = 0$ .

Assim as inter-relações entre os erros são neutralizadas pela ponderação das variáveis por meio das variâncias e covariâncias dos erros.

Conforme Vartanian (2012), a forma matemática do modelo VAR é representada a seguir na equação 5:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_N Y_{t-N} + B X_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Sendo:  $Y_t$  vetor de variável endógena;  $X_t$  vetor de variável exógena;  $A_1 + \dots + A_N$  e  $B$  matrizes dos coeficientes a serem estimados;  $\varepsilon_t$  vetor de inovações autocorrelacionado.

A equação 5 descreve as variáveis defasadas, essas são as variáveis explicativas do sistema, também podendo ser explicadas no próprio sistema. Desta forma as variáveis assumem-se como endógenas ou exógenas, sendo esta a principal característica do modelo VAR.

A representação do VAR, de ordem  $p$ , pode ser expressa da seguinte forma por um vetor com  $n$  variáveis endógenas, que estão conectadas entre si por uma matriz  $A$ , conforme Bueno (2008):

$$A Y_t = B_0 + \sum_{i=1}^p B_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Em que:  $A$  é uma matriz ( $n \times n$ ) que define as restrições contemporâneas entre as variáveis que constituem o vetor  $X_t$ ,  $X_t$  é um vetor ( $n \times 1$ ) de variáveis econômicas de interesse no instante  $t$ ;  $B_0$  é um vetor de constantes ( $n \times 1$ );  $B_i$  é uma matriz ( $n \times n$ ) de coeficientes, com  $i = 0, \dots, p$ ;  $\varepsilon_t$  um vetor ( $n \times 1$ ) de perturbações

aleatórias não correlacionadas entre si contemporânea ou temporalmente, isto é,  $\varepsilon_t \sim i.i.d. (0; n I_n)$ .

A equação (6) é uma representação de um modelo VAR que, descreve a interação de variáveis endógenas de um modelo estruturado. Os choques  $\varepsilon_t$  são denominados choques estruturais, pois afetam individualmente cada uma das variáveis endógenas. Os resíduos são considerados independentes entre si, de modo que suas inter-relações são captadas indiretamente pela matriz  $A$ . (BUENO, 2008).

Granger e Newbold (1974) relatam um problema de regressão espúria, quando os dados podem possuir tendência. Conforme Morettin (2011), este fenômeno ocorre quando duas variáveis não são diretamente correlacionadas, mas apresentam correlação com uma terceira variável. Então a regressão entre as duas primeiras, é significativa porque cada uma delas é explicada pela terceira variável.

Portanto, o primeiro passo para se estimar o modelo VAR será verificar a estacionariedade das séries, por meio de testes descritos a seguir.

### 2.3.1 Teste de Raízes Unitárias

Para o desenvolvimento do estudo, primeiramente será feito em diagnóstico sobre a estacionariedade das séries. Conforme Moretin e Tolo (2004, p4), “a série temporal estacionária se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor da média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável”. Os autores ainda ressaltam que essa condição de estacionariedade é necessária para que os parâmetros estimados sejam estáveis e representativos ao longo do tempo.

Os testes utilizados para verificar a estabilidade da série temporal serão os testes, *Dickey-Fuller* Aumentado (ADF) (DICKY E FULLER, 1979). Tais testes testam a existência da raiz dentro do círculo unitário, denominada raiz unitária; isto quer dizer que a série demora a reverter a tendência. Outro teste utilizado é o de *Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin* (KPSS), para confirmar a estacionariedade, pois esses testes apresentam hipóteses inversas.

### 2.3.1 O Teste Dickey – Fuller (DF)

O Teste DF proposto por *Dickey e Fuller* (1979, 1981) é utilizado para verificar a existência de raízes unitárias (BUENO, 2008).

O teste de *Dickey e Fuller* (1979 *apud* BUENO, 2008) recalcula o valor da estatística  $t$ . Deste modo, verifica-se se o coeficiente angular é zero ou não; se o coeficiente for igual a zero, existe a presença de raiz unitária e diz-se que a série é não estacionária. Poderá surgir uma distorção no teste de *Dickey-Fuller* por considerarem o erro como ruído branco, para suprir esta lacuna utiliza-se, então, o teste *Dickey-Fuller* Aumentado, em que se estimar o modelo com variáveis autorregressivas, assim se corrige o desvio do valor correto da estatística.

Deve-se estimar o modelo e usar um teste convencional de  $t$  sobre  $\Phi$ , que testa a hipótese nula da existência de raiz unitária na série. Se esta hipótese não for rejeitada, a série possuirá raiz unitária, e não será estacionária. Desta forma, utiliza-se o teste ADF (*Dickey-Fuller* Aumentado), para evitar o problema da autocorrelação dos resíduos.

Conforme Enders (2004), o teste ADF tem por base a regressão:

$$\Delta Y = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

Onde:

$$\gamma = -(1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i) \text{ e } B_i = \sum_{i=1}^p \alpha_i \quad (8)$$

Onde:  $\alpha_0$  é o intercepto;  $\gamma$  é a ordem do modelo autorregressivo que apresenta o comportamento da série temporal;  $Y$  representa a variável dependente;  $\Delta$  indica o operador de diferença em cada série;  $\varepsilon_t$  expressa a estrutura do erro ou série de ruído branco, a qual se assume ser idêntica e independentemente distribuída – *i.i.d.*

As hipóteses do teste de ADF,  $H_0: \rho = 0$  vs.  $H_1: \rho \neq 0$ , onde  $H_0$  testa a existência de uma raiz unitária.

Caso o  $|T|_{\text{calculado}} > |T|_{\text{crítico}}$  de Dickey-Fuller a série é considerada estacionária, mas se o  $|T|_{\text{calculado}} < |T|_{\text{crítico}}$ , não se rejeita  $H_0$ , e a série não é estacionária de ordem  $I(d)$ .

Calcula-se a estatística T:

$$T = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (9)$$

Onde:  $\hat{\delta}$  é um estimador para  $\delta$ ;  $se(\hat{\delta})$  é um estimador para desvio padrão do erro de  $\delta$ .

### 2.3.2 O Teste Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin – KPSS

O teste *KPSS* foi desenvolvido por Denis Kwiatkowski, Peter C. B. Phillips, Peter Schmidt e Yongcheol Shinno ano de 1992, foi criado para complementar os testes de raiz unitária.

A equação de teste em *KPSS* é:

$$y_t = x_t' \delta + u_t \quad (10)$$

e a estatística de teste é:

$$LM = \frac{\sum_t S(t)^2}{T^2 f_0} \quad e \quad S(t) = \sum_{r=1}^t \hat{u}_r \quad (11)$$

e resíduo acumulado

$$\hat{u} = y_t - x_t' \hat{\delta} \quad (12)$$

As hipóteses do teste a serem testadas são  $H_0 : Y_t = I(0)$  vs.  $H_1 : Y_t = I(d)$ , onde  $I(0)$  representa a série estacionária e  $I(d)$  significa a ordem de diferenças para tornar a série estacionária

Definida a estacionariedade das séries, há necessidade de determinar o número de defasagens que irá compor o modelo, pelos critérios *Akaike's Information Criterion* – AIC e *Bayesian Information Criterion* – BIC.

A escolha do número apropriado de defasagens a ser utilizado é um ponto importante nas análises realizadas com um modelo VAR, (CRUZ et al., 2008) com o intuito de eliminar a autocorrelação dos resíduos. Desta forma, utilizam-se os critérios AIC e BIC, para determinar número de defasagens que deverá compor o modelo VAR. O melhor modelo é aquele que apresenta o número de defasagens mais adequado, e os resíduos características de ruído branco e não correlacionados contemporaneamente.

O Critério de Informação AIC é definido como:

$$AIC_p = -2\log(L_p) + 2[(p+1)+1] \quad (13)$$

O Critério de Informação BIC é definido como:

$$BIC_p = -2\log(L_p) + [(p+1)+1]\log(n) \quad (14)$$

Onde:  $L_p$  é a função de máxima verossimilhança do modelo;  $p$  é o número de variáveis explicativas consideradas no modelo.

Portanto, o VAR é um sistema de equações estimado com o mesmo conjunto de variáveis explicativas para todos os componentes da equação, e o número de defasagens deve ser igual para todas as variáveis do modelo, surgindo assim o nome de VAR estrutural.

Após deve-se determinar a ordem das variáveis para compor o modelo VAR, por meio do teste *block exogeneity* (*VAR Granger Causality/Block Exogeneity*) organiza-se as variáveis do modelo, da mais exógena para a mais endógena, pelo

fato de que a ordem de importância na composição do modelo afeta os resultados na realização da função impulso resposta e na decomposição de variância.

Definida a ordem de integração das variáveis, há necessidade de se verificar qual variável causa a outra.

## 2.4 TESTE DE CAUSALIDADE DE GRANGER

O teste de causalidade de Granger (1969) foi desenvolvido pelo britânico *Clive William John Granger* para verificar a existência das relações de causa e efeito entre duas ou mais variáveis defasadas. Tem-se como hipótese que os valores recorrentes e passados das variáveis do modelo tenham toda a informação necessária para a previsão de seus valores futuros. Assim pode-se mostrar que uma variável  $X$  causa outra variável  $Z$  se, na equação de  $Z$ , algum dos coeficientes associados às defasagens de  $X$  for diferente de zero; alternativamente,  $X$  não causa  $Z$  se todos esses coeficientes são nulos (CAVALCANTI, 2010).

Conforme Vartanian (2012), para ordenar as variáveis de acordo com o grau de endogeneidade, utiliza-se o teste *VAR Granger Causality/Block Exogeneity*. Nas equações do modelo VAR, o cálculo da estatística *Wald* mostra a significância de cada uma das variáveis endógenas defasadas na equação. O valor total da estatística da variável mostra a significância de todas as outras variáveis endógenas na equação. Desse modo, a série que apresentar o menor valor da estatística refere-se à variável com endogeneidade fraca e a que apresentar o maior valor pode ser caracterizada por endogeneidade forte. O teste permite classificar as variáveis e gerar funções de resposta a impulso sob um critério estatisticamente consistente.

Para Fochezatto et al. (2010), a realização do teste de Granger, as séries devem ser estacionárias, e o teste é realizado com as variáveis em nível no contexto de um modelo VAR. Se as variáveis são estacionárias, aplica-se a integração. O teste de causalidade é obtido em primeiras diferenças no contexto de um modelo VAR. Para melhor esclarecer o impacto de choques sobre as variáveis endógenas, utilizar-se-ão as funções de impulso-resposta e/ou métodos de decomposição da variância.

Para realizar o Teste de Causalidade de Granger, utiliza-se os seguintes passos:

1º - Estimar o melhor modelo acrescentando as defasagens de  $x_t$  na equação;  
(15)

$$Y_t = \alpha + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varepsilon_t$$

2º - Testar a significância conjunta dos parâmetros de  $x_{t-i}$  ( $\varphi_1, \varphi_2, \dots$ ).

Hipótese nula:  $\varphi_1, \varphi_2, \dots = 0$  vs. Hipótese alternativa:  $\varphi_1, \varphi_2, \dots \neq 0$

3º - O Teste "F" para verificar a significância conjunta de parâmetros; causalidade em mais de uma direção gera um sistema de equações.

A estimação de sistemas busca os resultados de choques em uma das variáveis, considerando os efeitos "diretos" e "indiretos" sobre o sistema como um todo, sendo muito importantes nas atividades de previsão (MURAKAMI, 2011).

Pressupõe-se que as séries sejam estacionárias para realizar o teste da causalidade de Granger; não sendo estacionárias as séries em nível, é necessário torná-las, utilizando-se a técnica de diferenciação. Este teste de causalidade utiliza as seguintes equações:

$$\Delta X_t = a_x + \sum_{i=1}^k \beta_{x,i} \Delta X_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{x,i} \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_{x,t} \quad (16)$$

$$\Delta Y_t = a_y + \sum_{i=1}^k \beta_{y,i} \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_{y,i} \Delta X_{t-i} + \varepsilon_{y,t} \quad (17)$$

Onde:  $\Delta X_t$  e  $\Delta Y_t$  indicam a primeira diferença das variáveis que serão testadas;  $a, \beta, \gamma$  são os coeficientes das regressões a serem estimados;  $\varepsilon_t$  indica o termo de erro aleatório.

O teste é feito da seguinte forma (BUENO, 2008):

1. Estima-se

$$Z_t = \phi_{20} + \sum_i^p = 1 \phi_{i,21} Y_{t-i} + \sum_i^p = 1 \phi_{i,22} Z_{t-i} e_{2t} \quad (18)$$

2. Teste se  $Y$  não-Granger-causa  $Z$  ( $Y$  não-Granger-causa  $Z$  quer dizer se uma variável é capaz de prever a outra, se  $Y$  ajuda a prever a variável  $Z$ ), usando o teste de  $F$ , sob as hipóteses:  $H_0: \phi_{1,21} = \phi_{2,21} = \dots = \phi_{p,21} = 0$  vs.  $H_1: \phi_{i,21} \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ ,

Tendo como a estatística do teste:

$$S_1 = \frac{(e_r^2 - e_u^2) / p}{e_u^2 / (T - 2p - 1)} \xrightarrow{d} F(p, T - 2p - 1) \quad (19)$$

Em que  $r$  representa restrito e  $u$  não restrito. Se  $S_1 > F^{5\%}$ , rejeita-se a hipótese nula de que  $Y$  não-Granger-causa  $Z$

3. Um teste equivalente é:

$$S_2 = \frac{T(e_r^2 - e_u^2)}{e_u^2} \xrightarrow{d} \chi_p^2 \quad (20)$$

Rejeita-se a nula se  $S_2 > \chi_p^2 (5\%)$

Deste modo após definir a causa e efeito das variáveis será utilizado a função de impulso e resposta, para saber o comportamento das variáveis.

## 2.9 FUNÇÃO RESPOSTA AO IMPULSO

O modelo VAR não permite identificar todos os parâmetros da forma estrutural, portanto se devem impor restrições adicionais (BUENO, 2008).

Sims (1980) propôs uma metodologia para decompor um vetor com  $n$  variável endógena, de modo que cada choque externo se transmite pelo sistema VAR estabelecido e de forma que os resíduos não sejam autocorrelacionados. Essa metodologia transforma a matriz dos resíduos para forma triangular, a qual é realizada pela decomposição de Cholesky

Pela aplicação da Função Impulso Resposta, e a decomposição de *Cholesky* verificar como cada variável comporta-se, com um choque, e a participação de cada variável na explicação da variância de cada série. Havendo  $n$  variáveis endógenas, a matriz de covariância é a dimensão  $n \times n$ . A decomposição de *Cholesky* é triangular, força para a proporção superior diagonal da matriz tenha zeros, isso impõe a restrição requerida, definindo a ordenação das variáveis. As condições de

identificação requerem a imposição de  $(n^2 - n)/2$  restrições. Essa ordenação irá decidir a forma das restrições, de modo que diferentes ordenações geram diferentes restrições (BUENO, 2008).

O método da decomposição de *Cholesky* utiliza-se de duas restrições quanto à forma estrutural. Primeiramente, supõe-se que os choques estruturais são não correlacionados contemporaneamente, ou seja,  $E(\varepsilon_{1,t} \varepsilon_{2,t})=0$ . Na segunda restrição, supõe-se que um dos coeficientes  $b_{12}$  ou  $b_{21}$  seja zero, o que impõe uma ordenação causal contemporânea entre as variáveis  $X$  e  $Z$ ; sob  $b_{12}=0$ ,  $Z$  não é afetada contemporaneamente por  $X$ , mas  $X$  é afetada por  $Z$ ; e sob  $b_{21}=0$ , acontece o contrário.

Seguindo essas restrições que a decomposição de *Cholesky* oferece, o modelo é identificado e é possível proceder à investigação das inter-relações entre as variáveis por meio de funções de resposta a impulso e decomposição de variância dos erros (CAVALCANTI, 2010).

A simulação de choques sobre o sistema gera a ideia de que uma inovação afeta as equações e verifica os seus efeitos de curto e longo prazo sobre as demais variáveis do sistema.

A função de impulso de resposta é calculada mediante coeficientes estimados, devendo-se considerar um intervalo de confiança nas estimativas. Esse intervalo será calculado usando experimentos de Monte Carlo, realizado da seguinte maneira, conforme Bueno (2008):

1. Estimar o modelo multivariado e armazene os resíduos estimados,  $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ ;
2. Sortear os resíduos armazenados com reposição e simule uma nova série usando as matrizes  $\Phi$  estimadas no passo anterior.
3. Reestimar o modelo e a nova função resposta ao impulso;
4. Repetir o processo várias vezes;
5. Para construir um intervalo com 95% de confiança, excluir 2,5 % das menores e maiores respostas.

Deste modo resultará como cada série irá se comportar frente às oscilações nos preços destas, e também a participação de cada variável na explicação da variância de cada série.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, são descritos a metodologia da pesquisa e os procedimentos que serão utilizados para satisfazer os objetivos propostos.

#### 3.1. CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Esta é uma pesquisa descritiva, por apresentar características de determinados fenômenos, utilizando técnicas padronizadas de coleta de dados. A abordagem quantitativa terá o objetivo de identificar, medir e descrever resultados dos fenômenos observados.

O embasamento bibliográfico será útil para sustentar a teoria da metodologia proposta e das técnicas a serem empregadas na análise dos dados.

A pesquisa foi estruturada na forma de dois artigos, os quais são interligados e buscam uma forma diferenciada analisar o conjunto de *commodities* minerais Brasileiras. O Artigo 1: As relações das *commodities* minerais de petróleo, carvão mineral e óleo bruto no curto prazo, tratará apenas das *commodities* responsáveis pela geração de energia: petróleo, carvão mineral e óleo bruto.

O Artigo 2: Determinação dos impactos entre as principais *commodities* minerais utilizando a modelagem PC- VAR, que é utilizada a análise de componentes principais e modelagem VAR, *commodities* minerais: o minério de ferro, o aço, o inox, o óleo bruto, o petróleo, o carvão mineral, o minério de ferro não aglomerado, o minério de ferro semifaturado e as ligas de aço, onde o CP será utilizada como pré-tratamento dos dados na redução da dimensionalidade.

#### 3.2 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS

As séries em estudo são *commodities* minerais, sendo elas o minério de ferro, o aço, o inox, o óleo bruto, o petróleo, o carvão mineral, o minério de ferro não aglomerado, o minério de ferro semifaturado e as ligas de aço, pois estes têm maior importância na balança comercial do Brasil.

Estes dados foram coletados do Sistema de Análise das Informações de Comércio Exterior, denominado *AliceWeb*, disponível na página <http://aliceweb.mdic.gov.br/>, da Secretaria de Comércio Exterior, do Ministério do

Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC), estes dados são públicos e disponíveis para consulta.

O período amostral que será utilizado para o desenvolvimento da pesquisa será coletado mensalmente de 1997a 2016, totalizando 19 anos, o que corresponde a 216 observações. Sendo escolhido este período por apresentar diversas oscilações nos preços das commodities minerais brasileiras.

Assim, para que os objetivos do trabalho proposto possam ser alcançados, apresentam-se a seguir os procedimentos que serão aplicados nos dados utilizados.

### 3.3 PROCEDIMENTOS DE ANÁLISE DE DADOS

A seguir são apresentados os passos que foram seguidos no desenvolvimento da pesquisa:

1) Descrever as variáveis a serem analisadas.

2) Testar a estacionariedade da série, por meio dos testes de raízes unitárias, *Dickey-Fuller* Aumentado (ADF), representado na equação (9), e o teste *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS), representada na equação (12), como o objetivo de verificar a presença de raízes unitárias; Enders (1995), Maddala (1992),

Esses testes são importantes, pois na modelagem VAR, as séries devem ser estacionárias para comporem o modelo.

3) Definir o melhor número de defasagem utilizando o *lag order criterions* e pelos critérios *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC) conforme equações (7) e (8), de modo que este número de defasagem escolhido deverá ser o mesmo para todas as variáveis que serão usadas para estimar o modelo VAR.

4) Realizar o teste de causalidade de Granger, de modo a determinar a relação causal entre as variáveis, no qual se verifica se uma variável explica a ocorrência de outra; desta forma, conhece-se qual é a variável precedente no modelo;

Fazer teste de *block exogeneity* de modo a organizar a entrada das variáveis do modelo da mais exógena para menos exógena

5) Estimar os modelos vetoriais autorregressivos (VAR), com o objetivo de estimar as relações de curto prazo e também para realizar o impulso de resposta.

Para examinar a resposta de determinada variável em relação a choques ocorridos em outras variáveis do modelo ao longo do tempo.

6) Utilizar a metodologia de Análise de Componentes Principais, com finalidade da redução da dimensão das variáveis.

Com a decomposição de Cholesky, pretende-se interpretar os resultados dos efeitos dos choques externos em termos de desvios padrões aplicados às inovações/resíduos, assim como determinar o tempo que cada variável levará para encontrar uma situação de estabilidade. Por fim, examinar os resultados com a realidade das negociações de *commodities*.

Estes procedimentos descritos serão utilizados nos artigos que estarão dispostos nos próximos capítulos. O primeiro artigo é um estudo das *commodities* geradoras de energia. O segundo artigo está relacionado a técnica de redução da dimensão das variáveis onde se estuda as principais *commodities* minerais brasileiras.

## ARTIGO 1 – AVALIAÇÃO DAS RELAÇÕES DAS *COMMODITIES* MINERAIS DE PETRÓLEO, CARVÃO MINERAL E ÓLEO BRUTO NO CURTO PRAZO

### RESUMO

O presente estudo tem como objetivo determinar as relações entre as *commodities* minerais no período de 1997 a 2016, de modo a compreender, identificar e quantificar os seus impactos, na relação de curto prazo por meio dos modelos de vetores autorregressivos. A metodologia empregada foi a de modelos de vetores autorregressivos, utilizando as funções impulso-resposta e decomposição da variância aplicada às *commodities* de carvão mineral, óleo bruto e petróleo. O estudo concluiu que o petróleo afeta o preço do carvão mineral e do óleo bruto e dele mesmo, mas não é afetado pelas demais variáveis. Dado que a variável petróleo afeta as demais envolvidas no estudo, ordenaram-se as variáveis em relação ao seu grau de exogeneidade, P, OB e CM para determinar os seus impactos causados por choques externos, quantificando a contribuição de cada variável quando um determinado choque ocorre. O petróleo causa um comportamento oscilatório sobre as demais variáveis envolvidas, apresentando efeitos positivos e negativos ao longo do tempo, mas estabilizando no longo prazo.

**Palavras-chave:** *Commodities* Minerais. Vetores autorregressivos. Impulso de Resposta. Decomposição de *Cholesky*.

### THE RELATIONS OF MINERAL COMMODITIES OF OIL, COAL AND CRUDE OIL IN THE SHORT TERM

#### ABSTRACT

This study aims to determine the relationship among the mineral commodities from 1997 to 2015 to understand, identify and quantify their impact on short-term relationship through the autoregressive vectors models. The relations among variables and their impacts are guidelines to intended and enable strategic management, taking decisions based on estimated econometric models. The methodology used was the vectors autoregressive models using the impulse response functions and variance decomposition applied to commodities of coal, crude oil and petroleum. The variable oil affects the price of coal and crude oil, but the oil is not affected by order variables. Since the oil affects the others variables involved in the study a ordination is necessary to determine the exogeneity relationship and consequent external shocks impacts, and the contribution, the contribution of each variable when a certain shock occurs, as well as the time that a shock takes to acting he system, resulting in an oscillatory behavior on other variables in the model, with positive and negative effects over time.

**Keywords:** Mineral Commodities. Vector Autoregressive. Impulse Response. Decomposition *Cholesky*.

## 1 INTRODUÇÃO

A indústria mineral brasileira sofreu mudanças devido às melhorias socioeconômicas e de infraestrutura do país. O crescimento brasileiro foi estimulado pelos países desenvolvidos, que foram responsáveis pela importação de minérios brasileiros. Mas, atualmente, a atividade mineral sofre uma redução devido à crise internacional, juntamente com a grande oferta do produto no mercado e, ocasiona a queda no preço (PEREIRA, 2015).

Conforme o Ministério de Minas e Energia (2016), as exportações do Brasil totalizaram, em 2015, US\$ 191,1 bilhões, com uma queda de 14,1% em relação ao ano anterior. Mesmo havendo queda de preços, a balança comercial no ano de 2015 obteve um superávit de US\$ 19,69 bilhões. Os países para os quais o Brasil mais exportou, no ano de 2015, foram China, Estados Unidos, Argentina, Holanda e Japão, sendo o minério de ferro, ferro fundido e aço, óleos brutos de petróleo, soja e derivados, automóveis, açúcar de cana, aviões, carne bovina, café e carne de frango os principais produtos exportados.

Ao analisar as transformações atuais e os desafios que a economia brasileira enfrenta, economistas como Alberto Ramos, (analista do banco Goldman Sachs), Maurício Molan, (economista-chefe do Santander), entre outros, apontam ao fim do superciclo dos valores do aumento do consumo das *commodities* minerais (CANUTO, 2014).

Ertene Ocampo (2013) também predizem o fim do superciclo das *commodities*, pois existe uma queda prolongada das cotações internacionais das matérias-primas. Essa desaceleração global ocasionada pela crise financeira internacional força a queda dos preços das matérias-primas e modifica a tendência do crescimento que iniciou no ano 2000.

A partir das exportações, pode-se notar que as *commodities* minerais brasileiras influenciam o comportamento da balança comercial, pelo fato de que, em 2015, conforme dados do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC), o petróleo aparecia em terceiro lugar no *ranking* de produtos mais exportados pelo Brasil, produzindo 2,9% do total da produção mundial de petróleo, ocupando a 13ª posição nos dados da Agência Nacional de Petróleo (ANP). No *ranking* de países exportadores de carvão mineral, conforme Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), o Brasil está na 26ª posição.

O tema de pesquisa, que compreende o estudo das relações entre *commodities* minerais com a utilização da metodologia de vetor autorregressivo (VAR), se justifica pela relevância da metodologia, que possibilita verificar os inter-relacionamentos entre as variáveis e suas defasagens. A pesquisa tem como intuito auxiliar os gestores na tomada de decisões e planejar, estrategicamente, o futuro de suas produções, por meio de bases científicas, tornando ações mais assertivas e as empresas mais competitivas. O conhecimento sobre o comportamento, os impactos que cada *commodity* causa na economia e o tempo que o preço praticado tomará para estabilizar-se no curto prazo são de grande valia para um planejamento correto.

Esta pesquisa tem como objetivo compreender, identificar e quantificar os impactos do petróleo, óleo bruto de petróleo e carvão mineral, na relação de curto prazo por meio de vetores autorregressivos.

Por conseguinte, para este estudo, na próxima seção, segue a teoria utilizada.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste item descrevem-se as *commodities* minerais brasileiras e os vetores autorregressivos.

### 2.1 COMMODITIES MINERAIS

Segundo Branco (2008), *commodities* é um termo que se refere a produtos primários negociados nas bolsas de mercadorias. São produtos que podem ser definidos como insumos ou matérias-primas, pois estão em estado bruto, isto é, não sofreram transformações causadas pela industrialização, com qualidade quase uniforme, e são produzidos e comercializados em grande escala, podendo ser estocados sem perda de qualidade durante um período.

Classificam-se como produtos agropecuários, minerais ou, até mesmo, financeiros. São negociados em grande escala e sua padronização permite um maior número de negociações, o que favorece a liquidez. As *commodities* utilizadas neste estudo são: carvão mineral, óleos brutos de petróleo e petróleo.

O petróleo no Brasil foi descoberto no final do século XIX, mas sua extração não era viável. Somente em 1939 foi descoberta a primeira jazida de petróleo, de onde se extraiu petróleo de boa qualidade e próprio para comercialização. Dessa

forma, no ano de 1953, foi criada a Petrobras, uma estatal brasileira com o objetivo de monopolizar a exploração do petróleo no Brasil, sendo que este minério é matéria-prima de mais de 350 produtos.

Os óleos brutos de petróleo, outra variável utilizada neste estudo, é uma substância derivada do petróleo. Ele é extraído por meio do refino do petróleo, que incide na série de beneficiamentos pelos quais passa o mineral bruto e, como resultado, obtêm-se os óleos derivados do petróleo, que são produtos de grande interesse comercial (NETO, 2012).

O carvão mineral, segundo Borba (2001, pg.1), [...] é um combustível fóssil sólido formado a partir da matéria orgânica de vegetais depositados em bacias sedimentares”. Nascimento *et al.* (2002) definem o carvão mineral como a maior fonte de energia não renovável no país, pois são extraídos das maiores reservas, que estão localizadas no Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná.

Embora o carvão mineral e o petróleo, com seus derivados sejam oriundos de uma fonte mineral não renovável e que causa agressões ao meio ambiente, essa fonte de energia ainda é amplamente utilizada por países ricos e emergentes, sendo, assim, uma variável muito representativa para a economia mundial.

Descritas e apresentadas as variáveis que farão parte do estudo, apresenta-se o modelo econométrico.

## 2.2 VETOR AUTORREGRESSIVO - VAR

Na literatura, o modelo de vetores autorregressivos VAR (a formalização do modelo é encontrada em Charenza, Deadman, 1997) é os mais utilizados para variáveis econômicas quando se quer estudar o comportamento de vários locais, setores ou países, considerando-se por definições as mesmas variáveis (HILL *et al.*, 1990). Dessa forma, utiliza-se este modelo, pois o VAR permite analisar a participação de cada variável em relação às alterações ocorridas nas outras, conforme a análise de decomposição da variância. Também pode-se analisar a resposta de uma variável em relação à ocorrência de um choque ou inovação em outro componente pelo método de Impulso-Resposta (MORTATTI, 2009).

Os modelos VAR são populares pelo fato de que permitem analisar as inter-relações entre as múltiplas variáveis a partir de um conjunto mínimo de restrições de

identificação, em que todas as variáveis seguem a mesma estrutura de defasagens. Dessa forma, ele é denominado de VAR estrutural.

A representação do VAR, de ordem  $p$ , pode ser expressa da seguinte forma, conforme Enders (1995):

$$Y_t = \delta + \theta_1 Y_{t-1} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Em que:  $\delta$  é a constante,  $\theta_j$  é uma matriz de parâmetros  $k \times k$ ,  $\varepsilon_t$  é um vetor  $k$ -dimensional de termos ruído branco com matriz de covariância

As etapas para se estimar um modelo VAR estão descritas na metodologia, bem como os testes necessários para a sua estimação.

### 3 METODOLOGIA

As *commodities* minerais em estudo são carvão mineral, petróleo e óleos brutos de petróleo. Esses minérios representam maior importância na balança comercial do Brasil, porque, a partir da crise dos Estados Unidos, os países emergentes, como o Brasil, tiveram um crescimento industrial, e a extração de petróleo e gás natural foi a atividade econômica de maior produtividade entre 2007 e 2011. Esse aumento de produtividade gerou um reflexo positivo na balança comercial brasileira (DNPM, 2014).

Os dados foram coletados do Sistema de Análise das Informações de Comércio Exterior, denominado *AliceWeb*, disponível na página <<http://aliceweb.mdic.gov.br/>>, da Secretaria de Comércio Exterior, do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC), que estão disponíveis para consulta via *web* e, também, com o Departamento Nacional de Produção *Mineral*, na página <<http://www.dnpm.gov.br/>>.

O período amostral está compreendido entre 1997 e 2016, totalizando 19 anos, o que corresponde a 216 observações mensais, o qual foi escolhido por apresentar oscilações nos preços das *commodities* minerais, e, também, pelo fato de que, quanto maior o período utilizado, maior a fidedignidade do modelo estimado.

A metodologia desenvolvida busca revelar as inter-relações das *commodities* minerais brasileiras, por meio do modelo econométrico de vetores autorregressivos e determinar o comportamento das variáveis no curto prazo.

A estimação do modelo VAR inicia-se com a análise gráfica das variáveis para constatar visualmente o comportamento das séries em relação a sua estacionariedade. Logo, utilizam-se os testes de raízes unitárias, o *Dickey-Fuller* Aumentado (DICKY E FULLER, 1979). O aprofundamento do teste é encontrado em Bueno (2011), e o *Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin* (KPSS) (KWIATKOWSKI *et al.*, 1992), a concretização do teste é encontrado em Patterson (2000). Esses testes são importantes, pois, na modelagem VAR, as séries devem ser consideradas estacionárias, isto é,  $I(0)$ .

Definida a ordem de estacionariedade da série, as variáveis utilizadas na composição do modelo deverão ser todas estacionárias, isto é, as que necessitarem de diferenças serão “ $d$ ” vezes diferenciadas, e as que não necessitarem de diferenças de verão participar do modelo em nível.

Inicialmente, um modelo VAR é ajustado com um número arbitrário de defasagens, de modo que seus resíduos possam ser estimados, possibilitando, em uma etapa posterior, calcular o melhor número de defasagem pelos critérios *Akaike Information Criterion* (AIC) e *Bayesian Information Criterion* (BIC); os conceitos são encontrados em Maddala (1992).

O Critério de Informação de AIC é definido como:

$$AIC_p = -2\log(L_p) + 2[(p+1)+1] \quad (21)$$

O Critério de Informação BIC é definido como:

$$BIC_p = -2\log(L_p) + [(p+1)+1]\log(n) \quad (2)$$

Um passo importante na etapa de modelagem é definir o número de *lags* que compõe o modelo. Assim, o modelo VAR é estimado com diversos comprimentos de *lags*, e os critérios AIC e BIC irão definir o melhor comprimento de *lags* a ser

utilizado. Esse procedimento é denominado de *lag order criteria*. Após essa etapa, determina-se a ordem de inclusão das variáveis na estimação dos modelos por meio do teste *block exogeneity*. O aprofundamento do teste é encontrado em Charenza, Deadman (1997), (*VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests*), de modo que a variável mais exógena seja a primeira a entrar no modelo, o que corresponde à variável que apresentar maior valor para a estatística Qui-quadrado nesse teste. Assim, organiza-se o modelo da variável mais exógena para mais endógena. A ordenação é importante, pois, na qualidade dos valores estimados no momento em que se realizam os impulsos de resposta e a decomposição de variância.

Definido, ajustado e validado o modelo, é possível realizar um estudo sobre a Função Impulso-Resposta. O desenvolvimento do cálculo da FIR pode ser encontrado em Charenza, Deadman (1997), e a Decomposição de Variância e a formalização do cálculo da decomposição da variância podem ser encontradas em Bueno (2008). A primeira FIR (Função Impulso-Resposta) terá o objetivo de verificar como cada variável se comporta frente a um choque externo nas inovações bem como a participação de cada variável na explicação da variância de cada série. Essa análise possibilita avaliar os impactos causados nos preços das *commodities* minerais em estudo, a partir de choques realizados na *commodity* de maior relevância. Uma das principais aplicações do modelo VAR é a utilização da função impulso-resposta, que consiste em aplicar um choque externo às inovações e observar o comportamento das demais variáveis. Esse impulso é transmitido ao longo de todo sistema de equações, pois todas as variáveis assumem o papel de exógena e endógena. Dessa forma, o sistema é interligado por meio das variáveis e suas defasagens estruturais. A condição para o impulso-resposta é de que a matriz variância-covariância seja diagonal e isso garante que os erros não sejam correlacionados.

Conforme Mayorga *et al.* (2007), para que os erros não sejam correlacionados, os choques não terão relação com outros choques pela covariação contemporânea. Para isso ocorrer, estima-se um VAR<sub>(p)</sub> estrutural triangular em forma matricial, o cálculo dos mínimos quadrados assegurará que a matriz de covariância estimada do vetor de erro seja diagonal, cumprindo a premissa dos erros não correlacionados (FARIAS, 2014). Por esse motivo é que se devem ortogonalizar os erros, tornando-os independentes, já que eles não serão correlacionados. Essa ortogonalização é realizada por meio da decomposição da matriz de covariância,

conhecida como decomposição de Cholesky, que torna as matrizes dos erros triangulares, denominada de matriz triangular inferior.

De acordo com Cavalcante (2010), muitos erros ocorrem quando se faz a decomposição de variância, pois as variáveis são incluídas, arbitrariamente, pelo pesquisador, pois as ordens das variáveis na composição do modelo apresentam importância para essa decomposição, sendo necessário ordenar variáveis da mais exógena para a mais endógena.

A decomposição da variância descreve os movimentos quando um choque é aplicado na própria variável e quando ele é aplicado nas demais variáveis. Caso o erro de uma variável não explique nada da variância do erro na outra variável, pode-se dizer que ela é exógena, e evolui independentemente de choques dos erros das variáveis endógenas (MAYORGA *et al.*, 2007).

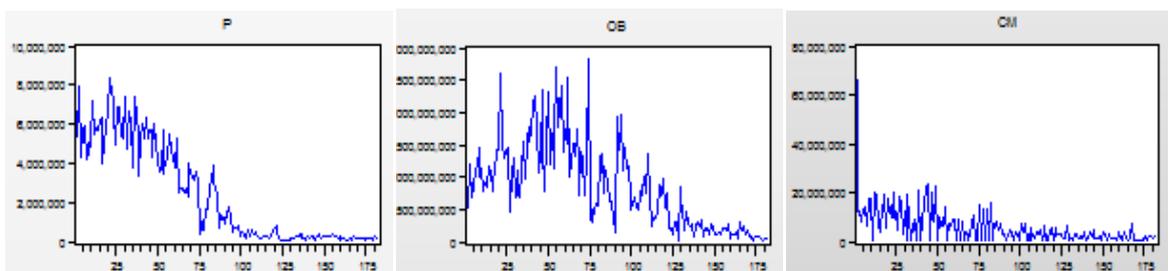
A decomposição da variância calcula a porcentagem da variância do erro de previsão, que é decorrente de cada variável endógena, ao longo da previsão (BUENO, 2008).

Seguindo esses passos, busca-se verificar as relações no curto prazo do petróleo, óleos brutos e carvão mineral em um horizonte de curto prazo.

## 4 RESULTADOS

Descrevem-se, inicialmente, as *commodities*: carvão mineral, petróleo e óleos brutos; conforme a Figura 1, de maneira a detectar se elas são estacionárias, assim como, capturar por características de sazonalidades e tendências.

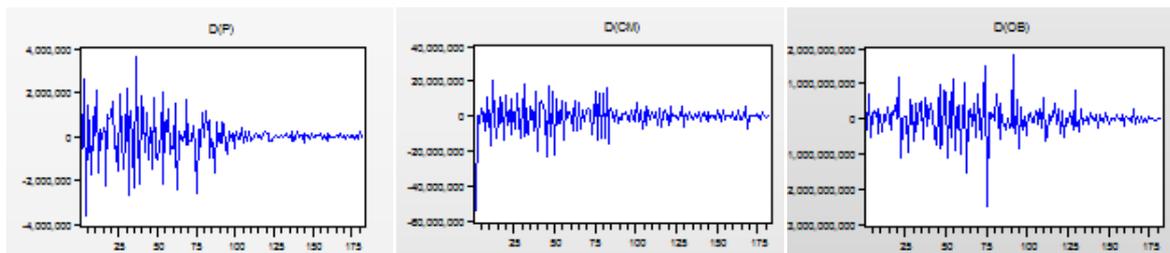
Figura 1 - Gráfico dos preços das commodities minerais carvão mineral, petróleo e óleos brutos de petróleo, em nível:



Observa-se, na Figura 1, que as séries apresentam um comportamento não estacionário, pois não oscilam em torno de um valor constante. Portanto, é

necessário aplicar diferenças para alcançar o pressuposto necessário para estimar um modelo de vetor autorregressivo, que possa explicar as relações entre as variáveis estudadas a curto prazo. Aplicam-se, então, as primeiras diferenças nas séries e observa-se o seu comportamento Figura 2.

Figura 2 - Gráfico dos preços das *commodities* minerais carvão mineral, petróleo e óleos brutos de petróleo em primeira diferença:



A partir da Figura 2, conclui-se que as séries se tornaram estacionárias em primeira diferença. Para confirmação, utilizaram-se os testes *ADF* e o *KPSS* Tabela 1.

Tabela 1 - Teste de raiz unitária *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* para as variáveis em nível e em primeiras diferenças.

ADF	Série em nível			Série em primeira diferença		
	OB	P	CM	OB	P	CM
Nível de confiança						
Estatística-t	-2,34	-1,77	-2,30	-16,06	-15,38	-15,32
Valor crítico do ADF 5%	-2,87	-2,87	-2,87	-2,87	-2,87	-2,87
p-valor	0,157	0,393	0,173	0,00	0,00	0,00

*MacKinnon* (1996) *one-sided p-values*, (OB: óleo bruto, CM: carvão mineral, P: petróleo)

Na Tabela 1, não se rejeita a hipótese nula de que as séries em nível possuem raízes unitárias, as quais são consideradas  $I(1)$ . Testam-se, então, as séries em primeiras diferenças, em que aceita-se a hipótese alternativa de ausência de raiz unitária, que consiste em todas as séries serem estacionárias  $I(0)$ .

Para confirmar a decisão do teste *ADF*, utiliza-se o teste de *Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shein (KPSS)*, com resultados expostos na Tabela 2.

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

KPSS	Em nível			Em primeira diferença		
	OB	P	CM	OB	P	CM
Nível de confiança						
LM –stat	1,35	1,59	1,62	0,11	0,12	0,31
Valor crítico do KPSS 5%	0,46	0,46	0,46	0,46	0,46	0,46

*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1).*

Na Tabela 2, considerando as séries em nível, rejeita-se a hipótese nula de estacionariedade, pois, todas são consideradas  $I(1)$ , após aplicar uma diferença, todas as séries tornam-se estacionárias  $I(0)$ . Conclui-se que as séries são estacionárias em primeira diferença pelos testes ADF e KPSS.

O próximo passo é ajustar um VAR genérico, inicialmente, foram testadas 8 defasagens, verificando se há efeito destes 8 meses anteriores no modelo. Utilizou-se o *Lag Length Criterial* Tabela 3, que indica o número de *lags* para os critérios de seleção *AIC* e *BIC*.

Tabela 3 - Critérios de Informação *Akaike Information Criterion (AIC)*, *Bayesian Information Criterion (BIC)*.

Lag	AIC	BIC
0	107.2902	07.3449
1	106.6146	106.8333
2	106.1780	<b>106.5607*</b>
3	106.0323	106.5792
4	105.8960	106.6069
5	105.9091	106.7840
6	105.8588	106.8977
7	<b>105.7966*</b>	106.9996
8	105.7990	107.1660

De acordo com a Tabela 3, os valores em negrito indicados com o \* indicam os melhores valores encontrados, o menor valor de  $AIC=105,7666$  foi obtido com 7 *lage*  $BIC=106,5607$ , a escolha de 2 *lag*, pois o BIC é mais consistente para grandes amostras e irá escolher um modelo mais parcimonioso que o AIC (SOBRAL, BARRETO, 2011). Considerando-se o número de observações no estudo e o número de parâmetros a serem estimados, pode-se evitar problemas de grau de liberdade restritos, que poderá prejudicar no poder de decisão dos testes hipóteses. Utiliza-se, então, o modelo VAR com 2 defasagens.

O passo seguinte é a determinação da ordem das variáveis que irão compor o modelo por meio do teste de *Block Exogeneity*. As variáveis devem estar dispostas da mais exógena para a mais endógena. Essas estatísticas estão apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

Variável Dependente D(CM)			
Variável Excluída		Gl	p-valor.
D(OB)	4.3567	2	0.1132
D(P)	5.4101	2	0.0669
Total	11.60109	4	0.0206
Variável Dependente: D(OB)			
Variável Excluída		Gl	p-valor
D(CM)	1.7175	2	0.4237
D(P)	4.9450	2	0.0844
Total	8.354860	4	0.0794
Variável Dependente: D(P)			
Variável Excluída		Gl	p-valor.
D(CM)	6.4746	2	0.0393
D(OB)	0.5151	2	0.7729
Total	6.815366	4	0.1460

Na Tabela 4, verifica-se que a ordem das variáveis são: petróleo, carvão mineral e óleos brutos. O petróleo é a variável mais exógena, e o óleo bruto a endógena. Desse modo, verifica-se que o petróleo não é afetado por quaisquer outras variáveis em estudo, tendo o posto de primeira variável no modelo.

Em todos os modelos em que o petróleo não é a variável endógena, apresentam-se valores de  $e$ , respectivamente, possui o menor p-valor e, portanto, o maior Qui-quadrado, influenciando todas as demais variáveis. O carvão mineral (CM), com o óleo bruto de petróleo (OB), apresentam valores menor que o do petróleo. Sendo assim, o óleo bruto de petróleo é endógeno e não influencia o preço do carvão mineral e não nem o preço do petróleo, conforme explicado anteriormente.

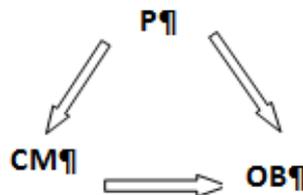
O teste de exogeneidade possibilitou que as variáveis fossem ordenadas de exógenas para endógenas, identificando a causalidade entre as variáveis a na tabela 5.

Tabela 5 - Teste de causalidade do petróleo, carvão mineral, óleo bruto

Hipótese nula	Obs	Estatística do Teste - F	p-valor.
D(CM) Granger não causa D(P)	179	3.17721	0.0441
D(P) Granger não causa D(CM)		3.57378	0.0301
D(OB) Granger não causa D(P)	179	0.16608	0.8471
D(P) Granger não causa D(OB)		3.32405	0.0383
D(OB) Granger não causa D(CM)	179	3.03598	0.0506
D(CM) Granger não causa D(OB)		1.67654	0.1900

Tabela 5 no teste de causalidade de Granger verificou-se que o carvão mineral causa, no sentido de Granger o petróleo; petróleo causa, no sentido de Granger carvão mineral; óleo bruto não causa, no sentido de Granger petróleo; petróleo causa, no sentido de Granger óleo bruto; óleo bruto causa, no sentido de Granger carvão mineral, carvão mineral causa, no sentido de Granger óleo bruto.

Figura 3 - Relação de causalidade entre as variáveis



Sabendo-se a ordem das variáveis, ajusta-se o modelo VAR, com a seguinte ordem: petróleo, carvão mineral e óleos brutos, expressos na tabela 6.

Tabela 6 - Modelo VAR representado na ordem da exógena para endógena

(continua)

	$\Delta(P)$	$\Delta(CM)$	$\Delta(OB)$
$\Delta P_{t-1}$	-0.441105 (0.07278)	-0.269480 (0.49185)	71.61319 (37.8705)
	[-6.06097]	[-0.54790]	[ 1.89100]
$\Delta P_{t-2}$	-0.280461 (0.07133)	0.894823 (0.48205)	67.75603 (37.1162)

Tabela 6 - Modelo VAR representado na ordem da exógena para endógena

(continua)			
	[-3.93197]	[ 1.85629]	[ 1.82551]
$\Delta CM_{t-1}$	0.003040	-0.753723	-6.794732
	(0.01019)	(0.06889)	(5.30455)
	[ 0.29819]	[-10.9405]	[-1.28093]
$\Delta CM_{t-2}$	0.020352	-0.250157	-4.319381
	(0.00892)	(0.06029)	(4.64241)
	[ 2.28125]	[-4.14897]	[-0.93042]
$\Delta OB_{t-1}$	1.08E-05	0.001341	-0.570545
	(0.00014)	(0.00094)	(0.07200)
	[ 0.07830]	[ 1.43358]	[-7.92380]
$\Delta OB_{t-2}$	9.37E-05	0.001802	-0.360352
	(0.00014)	(0.00092)	(0.07094)

Os resultados que constam na tabela entre parênteses são o erro padrão, e os valores dentro dos colchetes são a estatística *t-calculada*, que deve ser maior que 1,96 para o teste ser significativo.

Observando a Tabela 6, na qual estão apresentadas as equações, confirma-se que todas apresentam resíduos com características Ruído Branco. Os valores totais encontrados do  $AIC=106.3241$ ,  $BIC=106.6980$ .

Após a análise da Tabela 6 em que a equação  $\Delta(P)$  depende da , o petróleo depende, significativamente, do valor da *commodity* do próprio petróleo e suas defasagens, e é afetado pelo valor de comercialização até duas defasagens das variáveis carvão mineral.

A equação  $\Delta(CM)$  depende, o carvão mineral depende, significativamente, do preço do próprio carvão mineral até dois instantes de tempo passados mais, um efeito significativo da variável óleo bruto de petróleo em duas defasagens.

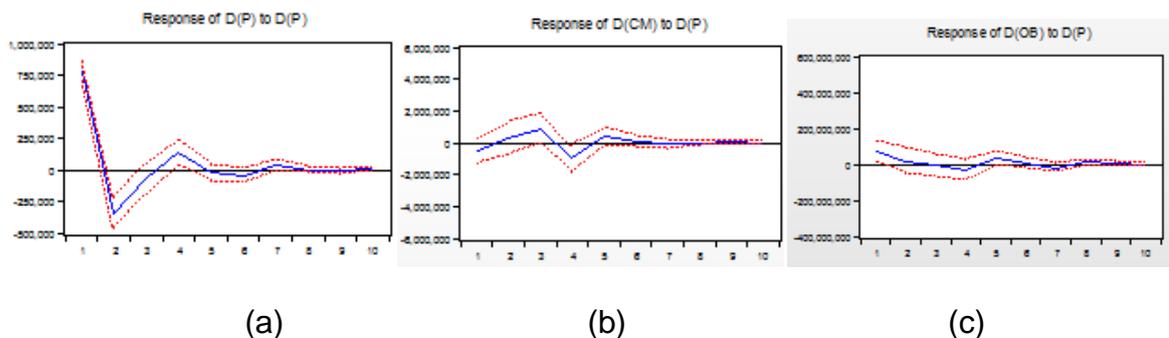
A equação  $\Delta(OB)$  depende, o óleo bruto com as estatísticas, o preço da *commodity* de óleo bruto é afetado pelo preço de dois instantes de tempo do petróleo mais o efeito significativo da variável óleo bruto em dois instantes de tempo.

Existe uma forte inter-relação entre as variáveis e seus valores defasados. Embora algumas variáveis não sejam significativas em todas as equações, simultaneamente, elas aparecem como significativas nas outras equações, como, não é significativa em  $D(P)$  com, mas ela é significativa em com . A filosofia do modelo VAR é captar as inter-relações entre as variáveis, e, por esse motivo essas variáveis e suas defasagens não devem ser omitidas do modelo.

Contudo, analisa-se o comportamento do impulso de resposta, quando ocorre um choque de dois desvios padrões. Uma mudança em uma determinada variável é afetada junto com as demais variáveis, pois o choque é transmitido para essas variáveis e em outros intervalos de tempo, por meio da estrutura de defasagens do modelo VAR. Nessa análise, foi utilizada a decomposição de *Cholesky*.

Com isso, aplicando-se uma inovação sobre a série do preço do petróleo, os reflexos são percebidos em todas as séries do modelo, como visualiza-se nos gráficos que constam na Figura 4.

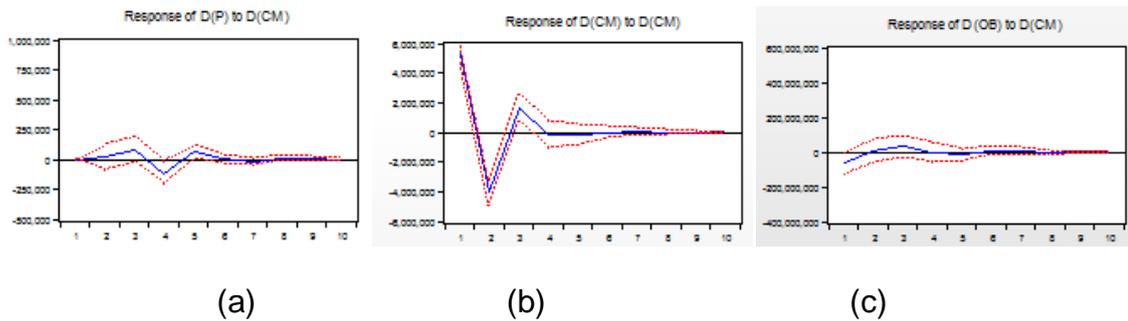
Figura 4 - Funções impulso-resposta no preço do petróleo



Ao avaliar a Figura 4, quando há uma inovação na variável preço do petróleo (Figura a) no curto prazo, o preço do petróleo cai, voltando a subir do segundo ao quarto período, oscilando até o sétimo período, levando, em média, 8 meses para se ajustar aos choques transitórios sobre o nível de equilíbrio de longo prazo com essa inovação na variável petróleo. No preço do carvão mineral (Figura b), afetado por choques do preço do petróleo, não esperado a curto prazo, ocorre um aumento no preço do carvão mineral, com uma elevação no segundo mês, se contraindo no quarto e no quinto mês, torna a subir e se ajusta aos choques sobre o nível de equilíbrio de longo prazo.

Em relação ao óleo bruto de petróleo Figura c os choques fazem com que essa variável tenha uma queda no seu preço, tornando a subir a partir do quarto até o quinto mês, estabilizando no sétimo mês.

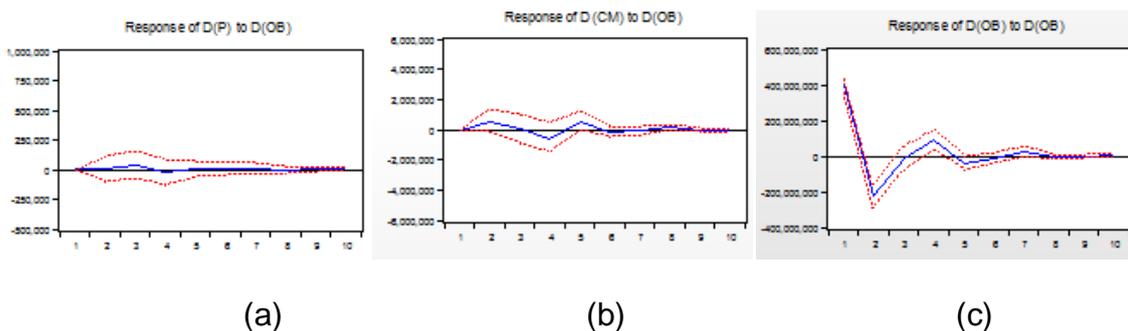
Figura 5 - Funções impulso-resposta no preço carvão mineral



A partir da Figura 5, quando ocorre uma inovação na variável preço do carvão mineral (Figura a) no curto prazo, o preço do petróleo tem um aumento, caindo no quarto mês, subindo no quinto mês e estabilizando-se ao sexto mês aos choques transitórios sobre o nível de equilíbrio de longo prazo. No preço do carvão mineral, quando há uma inovação na própria variável (Figura b) no curto prazo, o preço do carvão mineral cai, voltando a subir do segundo ao quarto período, oscilando até o sétimo período, a variável leva, em média, 8 meses para se ajustar aos choques transitórios sobre o nível de equilíbrio de longo prazo.

Em relação ao óleo bruto de petróleo (Figura c), os choques fazem com que essa variável oscile ao longo dos quatro períodos e se estabilize no quinto período.

Figura 6 - Funções impulso-resposta no preço do óleo bruto de petróleo



Considerando a Figura 6 quando ocorre uma inovação na variável preço do óleo bruto (Figura a), o petróleo no curto prazo oscila ao longo de quatro períodos e se estabiliza a partir do quinto período. O carvão mineral (Figura b) tem um aumento, caindo no quarto mês, tornando a subir no quinto mês e estabilizando-se ao sexto mês aos choques transitórios sobre o nível de equilíbrio de longo prazo.

No preço do óleo bruto (Figura c), quando há uma inovação na própria variável no curto prazo, o preço cai, voltando a subir do segundo ao quarto período, oscilando até o sétimo período. A variável leva, em média, 8 meses para se ajustar aos choques transitórios sobre o nível de equilíbrio de longo prazo.

Ao realizar a decomposição de variância, utilizou-se a variância do erro de previsão de 10 meses. A primeira variável decomposta na Tabela 6, (Anexo A), foi o petróleo, analisou-se o quanto, da mesma variável, é explicada por ela e pelas demais variáveis. Verificou-se que há um aumento no erro de previsão da variância ao passar dos meses, esse indicador começa a tornar-se estável a partir do quinto momento. Tem-se que, no primeiro mês, 100% da variância do petróleo é explicada pela própria variável, já, no segundo período, 99,99% da variância do petróleo é explicada pela própria variável; 0,0318% é explicada pelo carvão mineral, e 0,0025% é explicada pelo valor do óleo bruto. No terceiro momento, 98,90% da variância do petróleo é explicada pela própria variável; 0,92% é explicada pelo carvão mineral, e 0,16% é explicada pelo valor do óleo bruto. No quarto mês, 97,09% da variância do petróleo é explicada pela própria variável; 2,66% é explicada pelo carvão mineral, e 0,24% é explicada pelo valor do óleo bruto. No quinto período, a participação das variáveis torna-se estável em relação à participação do carvão mineral e do óleo bruto, é pequena em relação à explicação do preço do petróleo.

Analisando a decomposição da variância do carvão mineral, (Anexo A), verificou-se um aumento no erro de previsão da variância ao passar dos meses, esse indicador começa a tornar estável a partir do quarto momento. Observa-se que, no primeiro mês, 98,98% da variância do carvão mineral é explicada pela própria variável, e 1,01% é explicada pelo petróleo. Já, no segundo período, 98,55% da variância do carvão mineral é explicada pela própria variável; 0,82% é explicada pelo petróleo, e 0,62% é explicada pelo valor do óleo bruto. No terceiro momento, 97,09% da variância do carvão mineral é explicada pela própria variável; 2,31% é explicada pelo petróleo, e 0,58% é explicada pelo valor do óleo bruto. No quarto mês, 94,52% da variância do carvão mineral é explicada pela própria variável; 4,24% é explicada pelo petróleo, e 1,23% é explicada pelo valor do óleo bruto. A partir do quarto período, a participação das variáveis torna-se estáveis em relação à participação do petróleo e do óleo bruto, pois é pequena em relação à explicação do preço do carvão mineral.

Analisando, a variância do óleo bruto, no Anexo A, verifica-se uma estabilidade nos valores do erro de previsão da variância, ao passar dos meses. No primeiro mês, 94,19% da variância do óleo bruto é explicada pela própria variável, 3,14% é explicada pelo petróleo, e 2,65 é explicada pelo carvão mineral. Já, no segundo período, 95,40% da variância do óleo bruto é explicada pela própria variável; 2,55% é explicada pelo petróleo e 2,03% é explicada pelo valor do carvão mineral. No terceiro momento, 95,02% da variância do óleo bruto é explicada pela própria variável; 2,57% é explicada pelo petróleo, e 2,39% é explicada pelo valor do carvão mineral. No quarto mês, 94,61% da variância do óleo bruto é explicada pela própria variável; 3,08% é explicada pelo petróleo, e 2,30% é explicada pelo valor do carvão mineral. Esses valores se estabilizam a partir do sétimo mês.

#### 4 DISCUSSÃO

Partindo de estudos realizados com a metodologia VAR em artigos nacionais e internacionais, encontram-se resultados similares ao deste estudo.

Conforme Frizoa e Limab (2014), o minério é a variável de maior valor de ação na balança comercial brasileira, portanto, com maior impacto. Os autores concluíram que, a partir dos dados utilizados, os preços internacionais de exportação de minério foram, rapidamente, maiores do que os preços agrícolas, e o modelo proposto confirmou o efeito de aumentos de preços das *commodities*, financiam o déficit estrutural da balança comercial brasileira. Assim, os preços das *commodities* exercem influência em manter investimentos estrangeiros. Entretanto, as quedas de valores destes produtos influenciam o déficit das transações, com isso, aumentando o risco e diminuindo, no médio prazo, a entrada de investimento estrangeiro, o que gera crise no balanço de pagamentos.

Já, Akram (2009) concluiu que os preços do petróleo são consistentes, baseado em modelos VAR, pois é uma ferramenta de grande auxílio para estudos sobre *commodity*, sendo que o petróleo é uma *commodity* essencial e é indicador das atividades econômicas mundial. Segundo Kilian (2008), se ocorrerem inovações no preço do petróleo, automaticamente, os demais produtos sofrerão os efeitos indiretos, o que foi revelado com o estudo realizado.

Houve queda na produção mundial de petróleo, sendo que seus preços não caíram, o que pode ocorrer em períodos de forte demanda de petróleo, um

crescimento na economia dos países exportadores (LEDER; SHAPIRO, 2008). Isso ocorreu no Brasil, no período de 2010 a 2015, porém, a política brasileira não investiu esses lucros em indústrias nacionais de bens de consumo para manter-se um país competitivo. A partir disso, sabe-se que as *commodities* sempre passam por ciclos e, nesse período, geraram um superávit, mas estão em um período de queda de preços. Meyer *et al.* (2009) apontam impactos negativos sobre os países importadores de petróleo, utilizando, em seu estudo, modelos econométricos estruturais.

Portanto, conclui-se, neste estudo, que o petróleo é o carro-chefe dos preços das *commodities* minerais, pois influencia os preços das demais variáveis. Com isso, concorda-se com os demais autores citados na pesquisa.

## 5 CONCLUSÃO

Este estudo possibilitou a análise das relações entre os preços das principais *commodities* minerais brasileiras do petróleo, carvão mineral e óleos brutos do petróleo, por meio do modelo VAR, no período de 2000 a 2016, originando 183 meses.

Conforme os dados do MDIC, as variáveis estudadas são de grande relevância no crescimento econômico do país, pois, até o ano de 2015, foram as matérias-primas mais exportadas do país.

Por meio da análise, verificou-se que as séries vêm oscilando ao longo dos anos. Desde o ano de 2010, os valores das *commodities* minerais passaram por grande crescimento, tendo a China como maior comprador de minério de ferro brasileiro. Considerando as *commodities* analisadas, a China ultrapassou os Estados Unidos e a Argentina no ranking de principais parceiros comerciais brasileiros. Já, no ano de 2015, com a desaceleração do crescimento da China, os preços das *commodities* minerais também sofreram um decréscimo do seu valor de comercialização. O Brasil vem sofrendo grandes perdas com a mudança do modelo econômico deste país Asiático, o preço do minério de ferro reduziu em 43% nos últimos meses, de acordo com Associação de Comércio Exterior do Brasil, em 2016.

Entre os anos de 2002 e 2012, o crescimento da economia do Brasil dependeu das exportações das *commodities* minerais e agrícolas. Mas, a forte

queda dos preços dessas *commodities* no mercado mundial deu-se a partir de 2013 e põe em risco este crescimento. No ano de 2007, ocorre um crescimento, mas, rapidamente, em 2008, há uma queda maior que o aumento. Dessa forma, ocorrem picos acima da média histórica, o que desaba em 2013. Com isso, o mercado se mantém abaixo da média mundial dos últimos 40 anos.

A perda do ano de 2008 se refere à queda na demanda por minerais no mundo, em consequência da explosão do mercado imobiliário nos Estados Unidos, mas logo ocorre uma recomposição, por meio da comercialização do ferro com a China (MACHADO, 2015).

A desaceleração do crescimento chinês causa danos no Brasil, originando uma crise econômica. Logo, a China fez com que o preço das *commodities* negociadas nos mercados internacionais despencasse. Essa queda de preço gera oscilações na Bolsa de Xangai, o que atinge diversos mercados do mundo. Essa volatilidade, juntamente com a desvalorização do yuan, atinge as siderúrgicas, mineradoras e petroleiras brasileiras e, do mesmo modo, a Bovespa (CACIOLI; FORDELONE, 2015).

Os preços das *commodities* tiveram um decréscimo de 21% entre todo ano de 2010 e julho de 2015, após subirem 113% nos oito anos anteriores. Os dados são do índice *Commodities Research Bureau* (CRB) e evidenciam as oscilações nos últimos treze anos.

O petróleo é a variável mais importante do modelo, que sempre influencia o preço das demais *commodities*. Dessa forma, essa variável pode ser considerada referência de oscilação dos preços das demais *commodities* analisadas. Portanto, um choque externo no preço do petróleo afeta todas as demais variáveis.

Com relação a esses resultados, observou-se que as inter-relações das variáveis incluídas no modelo, também puderam ser avaliadas por meio das funções de impulso-resposta. Elas indicaram que choques exógenos exercem um comportamento oscilatório sobre as demais variáveis do modelo, apresentando efeitos positivos e negativos ao longo do tempo.

Todavia, constatou-se também, conforme a função de impulso-resposta que, ocorrendo um aumento ou uma queda no preço do petróleo, os reflexos dessa mudança de valor são percebidos em todas as séries do modelo. Esse comportamento no curto prazo, também resulta em mudanças, pois, quando há uma

alteração no preço da variável, essa oscilação afeta as demais variáveis. Mas, os choques são transitórios, e as variáveis entram em equilíbrio no longo prazo.

Contudo, a análise da decomposição da variância do erro de previsão, indicou uma crescente participação das *commodities* minerais a partir do segundo período, ao longo do tempo em análise.

Por conseguinte, deixa-se como sugestão, para estudos futuros, a análise das demais *commodities* comercializadas na balança comercial brasileira, como: *commodities* agrícolas, *commodities* financeiras e *commodities* ambientais.

## REFERÊNCIAS

AKRAM, Q. F. Commodity prices, interest rates and the dollar. **Energy economics**, v. 31, n. 6, p. 838-851, 2009.

ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. **O processo de produção de energia elétrica a partir do carvão mineral**. Atlas de Energia Elétrica do Brasil. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/arquivos/pdf/atlas\\_par3\\_cap9.pdf](http://www2.aneel.gov.br/arquivos/pdf/atlas_par3_cap9.pdf)>. Acesso em: 20 jun. 2016.

Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e B combustíveis. ANP. **Anuário Estatístico**. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/>>. Acesso em: 21 jun. 2016.

BORBA, R. F. **Carvão Mineral. Balanço Mineral Brasileiro**, Departamento Nacional de Produção Mineral, Brasília, 2001.

BRANCO, A. L. O. C. **A Produção de Soja no Brasil: Uma Análise Econométrica no Período de 1994-2008**. Campinas, Pontifícia Universidade Católica de Campinas Centro de Economia e Administração Faculdade de Ciências Econômicas, São Paulo, 2008.

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

\_\_\_\_\_. **Econometria de Séries Temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CACIOLI, N.; FORDELONE, Y. **China desacelera e põe fim à bonança das commodities**. Disponível em: <<http://infograficos.estadao.com.br/economia/por-que-o-brasil-parou/commodities.php>>. Acesso em: 10 set. 2015.

CANUTO, O. The Commodity Super Cycle: Is This Time Different? **Economic Premise**, v. 150, 2014.

CAVALCANTI, M. A. F. H. Teste de causalidade de Granger. **Econ. Apl.** vol.14 n°.2 Ribeirão Preto Apr./June 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S1413-80502010000200008>>. Acesso em: 21 jul. 2015.

DICKEY, D. & FULLER, W. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root, **Journal of the American Statistical Association**, 74(366), 427-431, 1979.

DNPM. Brasil. Departamento Nacional de Produção Mineral. **Sumário Mineral**. Coordenadores Thiers Muniz Lima, Carlos Augusto Ramos Neves Brasília: DNPM, 2014. 141 p.: il.; 29 cm. ISSN 0101 2053 Inclui bibliografia. 1. Economia Mineral. 2. Estatística Mineral. I. Departamento Nacional de Produção Mineral. II. Título. III. Série. Disponível em: <<http://www.dnpm.gov.br/dnpm/sumarios/sumario-mineral-2014>>. Acesso em: 15 jun. 2015.

ENDERS, D.; STEINBUSCH, D. An efficient asymmetric synthesis of tarchonanthus lactone. **European Journal of Organic Chemistry**, v. 2003, n. 22, p. 4450-4454, 2003.

ENDERS, W. Applied econometric time series. Wiley series in probability and mathematical statistics. **John Wiley and Sons**, Inc., New York. N.Y. 1995.

ERTEN, B; OCAMPO, J. A. Super cycles of commodity prices since the mid-nineteenth century. **World Development**, v. 44, p. 14-30, 2013.

FARIAS, H. P. **Função resposta a impulso e decomposição da variância do erro de previsão aplicados às principais bolsas de valores**. 2014.

FRIZOA, P.; DE SOUZA L., R. A. Efeitos da flutuação dos preços das commodities no fluxo de investimento estrangeiro direto no Brasil. **Revista de Economia Contemporânea**, v. 18, n. 3, p. 393-408, 2014.

HILL, C. WL; HWANG, P; KIM, W. C. An eclectic theory of the choice of international entry mode. **Strategic management journal**, v. 11, n. 2, p. 117-128, 1990.

KILIAN, Lutz. Exogenous oil supply shocks: how big are they and how much do they matter for the US economy?. **The Review of Economics and Statistics**, v. 90, n. 2, p. 216-240, 2008.

KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root? **Journal of Econometrics**, 44, 1992.

LEDER, F.; SHAPIRO, J. N. This time it's different: An inevitable decline in world petroleum production will keep oil product prices high, causing military conflicts and shifting wealth and power from democracies to authoritarian regimes. **Energy Policy**, v. 36, n. 8, p. 2850-2852, 2008.

MACHADO, I. Longevidade ADUNICAMP. Fim da bolha das commodities minerais obriga Brasil a repensar seu papel no mercado mundial. Disponível em: <<http://longevidadeadunicamp.org.br/?p=1415>>. Acesso em: 25 mar.2016.

MADDALA, G. S. Introduction to Econometrics. 2ª Edição, **Macmillan Publishing Company**, Universidade da Califórnia. ISBN 0023745452, 9780023745454. 1992.

MAYORGA, R. de Oliveira et al. Análise de transmissão de preços do mercado atacadista de melão do Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 45, n. 3, p. 675-704, 2007.

Ministério Do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior. MDIC. **Exportação Mercado de Commodities**. Disponível em <[http://www.mdic.gov.br/sistemas\\_web/aprendex/cooperativismo/index/conteudo/id/304](http://www.mdic.gov.br/sistemas_web/aprendex/cooperativismo/index/conteudo/id/304)>. Acesso em: 16 jun.2015.

MME. Ministério de minas e energia. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/>>. Acesso em: 18 abr. 2016.

MEYER, L.; et al. Exergoenvironmental analysis for evaluation of the environmental impact of energy conversion systems. **Energy**, v. 34, n. 1, p. 75-89, 2009.

Ministério de Minas e Energia. MME. **Petróleo, Gás Natural e Combustíveis Renováveis**. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/secretarias/petroleo-gas-natural-e-combustiveis-renovaveis/pagina-inicial>>. Acesso em: 10 mai. 2016.

MORTATTI; C. M. **Determinantes do comércio Brasil-China de commodities e produtos industriais: uma aplicação do modelo VAR**. Monografia apresentada à Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz. (ESALQ/USP). Universidade Federal de São Paulo. Disponível em: <<http://www.cepea.esalq.usp.br/pdf/CaioMortatti.pdf>>. Acesso em: 12 jun. 2015.

NASCIMENTO, F. M. F; et al. **Impactos ambientais nos recursos hídricos da exploração de carvão em Santa Catarina**. 2002.

NETO, P. **Petróleo e Seus derivados**. Curso de Engenharia de Produção. Universidade Vale do Rio Doce – UNIVALE. 2012. Disponível em: <<http://www.univale.br/curso/236/Engenharia-de-Producao.aspx>>. Acesso em: 12 jul. 2015.

NGUYEN, H. T. Exports, Imports, FDI and Economic Growth. *Discussion papers in economics*. **Workingpaper**,11-03 (2011): 1-47.

PEREIRA, L. B. V. Diversificar Pauta: é Saída para Exportações. IBRE O Instituto Brasileiro de Economia da Fundação Getulio Vargas. Disponível em: <<http://librepensar.ibre.fgv.br/posts/diversificar-pauta-e-saida-para-exportacoes>>. Acesso em: 10 abr. 2015.

PFAFF, B. VAR, SVAR and SVEC models: Implementation within R package vars. **Journal of Statistical Software**, 27.4 (2008): 1-32.

SOBRAL, T. EL; BARRETO, G. Análise dos Critérios de Informação para a Seleção de Ordem em Modelos Auto Regressivos. In: **X Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações**. 2011. p. 379-382.

**ANEXO A: Tabela 6 - Decomposição de Variância do petróleo, carvão mineral e óleo bruto**

Decomposição de Variância D(P):				
Período	Erro de Previsão	D(P)	D(CM)	D(OB)
1	784260.9	100.0000	0.000000	0.000000
2	857657.9	99.96564	0.031856	0.002504
3	865093.5	98.90964	0.929761	0.160594
4	884363.8	97.09200	2.661725	0.246274
5	887121.7	96.58828	3.166975	0.244745
6	888479.8	96.59464	3.157315	0.248042
7	889674.0	96.53933	3.210984	0.249685
8	889782.0	96.51674	3.224267	0.258989
9	889906.7	96.51483	3.225000	0.260166
10	889965.0	96.50975	3.229071	0.261175
Decomposição de Variância				
D(CM): Período	Erro de Previsão.	D(P)	D(CM)	D(OB)
1	5300155.	1.019026	98.98097	0.000000
2	6706001.	0.822141	98.55088	0.626979
3	6953719.	2.317367	97.09935	0.583285
4	7050064.	4.242834	94.52348	1.233689
5	7083013.	4.472786	93.67678	1.850438
6	7086130.	4.481142	93.59485	1.924005
7	7087824.	4.498374	93.56337	1.938251
8	7089007.	4.497772	93.53362	1.968609
9	7089330.	4.502895	93.52622	1.970887
10	7089428.	4.502874	93.52444	1.972689
Decomposição de Variância				
D(OB): Período	Erro de Previsão	D(P)	D(CM)	D(OB)
1	4.08E+08	3.141445	2.659736	94.19882
2	4.67E+08	2.557930	2.034416	95.40765
3	4.68E+08	2.573262	2.399129	95.02761
4	4.79E+08	3.085798	2.302147	94.61205
5	4.82E+08	3.502520	2.395012	94.10247
6	4.82E+08	3.506222	2.428824	94.06495
7	4.83E+08	3.692495	2.433552	93.87395
8	4.83E+08	3.738380	2.463736	93.79788
9	4.83E+08	3.747274	2.464777	93.78795
10	4.83E+08	3.773472	2.468390	93.75814

## 7 ARTIGO 2 DETERMINAÇÃO DOS IMPACTOS ENTRE AS PRINCIPAIS *COMMODITIES* MINERAIS UTILIZANDO A MODELAGEM PC – VAR

### RESUMO

AUTORA: Claudia Aline de Souza Ramser  
ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

O objetivo desta pesquisa é determinar a transmissão do impacto entre as principais *commodities* brasileiras por meio da estimação de vetores autorregressivos aplicados às componentes principais dessas *commodities*. Essa técnica é aplicada para reduzir a dimensão das variáveis analisadas pelos modelos VAR, mantendo um nível aceitável de informação. Em relação à metodologia, possibilita comparar os resultados encontrados por meio da estimação de um VAR irrestrito convencional, comparados aos resultados de um PC-VAR. Para este estudo utilizaram-se variáveis referentes às principais *commodities* minerais brasileiras, observadas mensalmente no período de 2000 a 2016. A metodologia aplicada alcançou resultados eficientes, pois, com uma redução significativa de variáveis, obtiveram-se movimentos similares no curto prazo das variáveis analisadas, quando se compara o VAR ao PC-VAR, assim facilitando as análises, em caráter de redução de dimensão das variáveis envolvidas e na determinação dos impactos sofridos pelas demais variáveis realizadas pela função de impulso e resposta.

**Palavras-chave:** *Commodities* Minerais Brasileiras. Componentes Principais. Vetor Autorregressivo.

### ABSTRACT

## DETERMINE THE IMPACTS OF THE MAIN MINERAL COMMODITIES USING THE PC- VAR MODELING

AUTHOR: Claudia Aline de Souza Ramser  
ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

The objective of this research is transmission will determine the impact of the main Brazilian commodities through vector autoregression estimation applied the main components of these commodities. This technique is applied to reduce the size of the variables to be analyzed by the VAR models while maintaining an acceptable level of information. Regarding the methodology the article, allows to compare the results found by the estimation of a conventional unrestricted VAR, compared to the results of a PC-VAR. For this study we used variables regarding the main Brazilian mineral commodities, observed every month in the period 2000 to 2016. The methodology applied showed efficient results because a significant reduction of variables, we obtained similar movements in the short term of the variables as compared to the

VAR PC-VAR. The PC-VAR facilitates analysis in both size reduction and character of the variables involved in determining the impacts suffered by other variables: made by impulse function and response.

Key words: Mineral Commodities Brazilian. Main Components. Vector Auto Regressive.

## 1 INTRODUÇÃO

*Commodities* são definidas como bens produzidos em grande escala, comercializados mundialmente, e desempenham um papel importante para a economia internacional e brasileira (MDIC, 2015). Estão divididas em quatro tipos: agrícolas, financeiras, ambientais e minerais.

As *commodities* minerais brasileiras são importantes para a balança comercial, pois movimentaram US\$ 4,861 bilhões em 2016, o melhor resultado para meses de abril desde o início da série histórica, em 1989. No mês, a exportação alcançou a cifra de US\$ 15,374 bilhões, com crescimento de 1,4%. Sobre igual período do ano anterior, as importações registraram queda de 28,3% e se mantiveram estáveis em março de 2016. A balança comercial registrou, neste ano, superávit, conforme dados do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC, 2016).

Monteiro (2016) destaca que, nos primeiros meses do ano, o saldo comercial acumulou superávit de US\$ 13,249 bilhões, resultando em uma melhora, em igual período de 2015, de US\$ 5,059 bilhões. Ainda, o ministro enfatiza o superávit expressivo, o maior da série histórica, evidenciando um aumento de volumes bem maior do que a média mundial. Dessa forma, nota-se que as exportações começam a dar uma resposta positiva de crescimento, dado ao aumento do volume de produtos semimanufaturados e manufaturados exportados. O volume superou em 23% o ano anterior; nos produtos semimanufaturados, o aumento foi de 15,7%; e, em manufaturados, foi de 12,7%. Deste modo, os setores das exportações brasileiras tiveram um incremento significativo.

Conforme MDIC, o Brasil pode ser considerado um grande produtor de *commodities*, tendo como principais produtos exportados: petróleo, café, soja, alumínio, suco de laranja e minério de ferro. Entre as *commodities* em estudo, as que mais se destacam são o petróleo, óleo bruto, ferro. O petróleo e os óleos brutos

são combustíveis não renováveis, sendo utilizados como fontes de energia mundial, os óleos brutos são extraídos por meio do refino do petróleo (NETO, 2012).

A outra *commodity* importante na balança comercial é o ferro, o qual está disponível em várias formas. Depois de passar por transformações, pode ser encontrado como: minério de ferro não aglomerado e minério de ferro semifaturado. O ferro é a principal matéria-prima na fabricação do aço (BNDES, 2009).

Quando o minério de ferro passa pelo processo de purificação em altas temperaturas, é transformado em ferro gusa. Esta forma de ferro, depois de passar por outros processos, torna-se aço, que é uma metálica formada basicamente por ferro e carbono (RIBEIRO, 2008).

O inox é uma liga de ferro cromo, é mais resistente que o aço e sua principal característica é resistir à oxidação. Portanto, entende-se que o inox, o aço e as ligas de aço são produtos manufaturados a partir do minério de ferro (FERNANDES, LEITE, 2002).

O carvão mineral é a segunda fonte de energia primária mais utilizada no mundo, e, quando queimado, fornece grandes quantidades de energia, e por isso, ainda é muito utilizado. O petróleo é a primeira, tornando-se, assim, uma variável importante para o estudo (RIBEIRO et al., 2010).

O objetivo é verificar as inter-relações das *commodities* minerais brasileiras, revendidas na balança comercial, pela metodologia VAR, tais como: minério de ferro, aço, inox, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado e ligas de aço. Considerando-se a restrição do número de observações, utiliza-se a ACP - análise de componentes principais, como um pré-tratamento do conjunto, estimando-se o modelo PC-VAR.

Compararam-se os comovimentos das variáveis tanto no modelo de vetores autorregressivos – VAR quanto no PC-VAR, por meio do impulso de resposta e a decomposição de variância.

Portanto, o próximo capítulo é composto pelo referencial teórico, a fim de esclarecer toda a técnica utilizada no estudo.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

Neste capítulo, apresenta-se a teoria que dará subsídios ao trabalho. Serão abordados os modelos econométricos Vetor Autorregressivo (VAR), Análise de

Componentes principais (PC-VAR) e seus testes.

## 2.1 VETOR AUTORREGRESSIVO – VAR

O Vetor Autorregressivo (VAR) é um modelo de série temporal que utiliza informações de duas ou mais variáveis, é uma extensão do modelo AR. (HILL *et al.*, 1999). O modelo VAR de ordem ( $p$ ) é representado da seguinte forma:

$$Z_t = \sum_{i=1}^p A_i Z_{t-i} + v + e_t; p = 1,2,3... \quad (1)$$

O  $Z$  é a matriz das variáveis originais.  $Z_{t-i}$  é a matriz das variáveis originais com  $p$  defasagens;  $A_i$  é a matriz dos coeficientes,  $v$  é o vetor dos interceptos,  $e_t=(e_{yt}, e_{zt})$  são as inovações que devem apresentar a característica de ruído branco  $k$ -dimensional, de forma que  $E(e_t)=0$ ,  $E(e_{yt}, e_{zt})=\Sigma e$   $E(e_{t's})=0$  para  $s \neq t$ .

Para Bueno (2008), o VAR é útil para expressar modelos econômicos completos e admite calcular os parâmetros e estudar as restrições do modelo.

O sucesso da utilização dos modelos VAR deve-se ao fato de permitir analisar as inter-relações entre múltiplas variáveis, a partir das restrições de identificação, impostas aos componentes exógenos de cada variável, útil na decomposição de Cholesky (SENNA e SOUZA, 2016).

Mesmo com as limitações referentes às defasagens, a decomposição impõe uma estrutura recursiva à matriz de relações contemporâneas nas variáveis do modelo, de modo que a primeira variável afete a segunda e a terceira variável, mas não seja afetada por nenhuma das demais, de forma que a segunda seja afetada apenas pela primeira, a terceira pelas duas primeiras e, assim, sucessivamente (CAVALCANTE, 2010).

Ao se estimar os modelos de vetores autorregressivos (VAR), deve haver um número suficiente de observações, pois na formação das equações também há que se considerar o número de defasagens em cada variável exógena, ficando a estimação sujeita à dimensão das equações a serem ajustadas. Uma alternativa proposta por Morana (2012) é utilizar uma modelagem VAR, aplicada em um conjunto de variáveis em que tenha como pré-tratamento a análise de componentes

principais. Nesta proposição, estimam-se componentes principais representativos dos dados e aplica-se a metodologia VAR nos componentes selecionados.

Souza, Souza e Menezes (2012), Casarin, Souza, Menezes, Spim (2012) utilizaram a análise de componentes principais para reduzir as dimensões das variáveis.

Souza (2016) também propõe a redução de variáveis pela análise de componentes principais para posterior modelagem por meio de modelos lineares ARIMA, investigando a heterocedasticidade.

## 2.2 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A metodologia de Análise de Componentes Principais (ACP) foi, primeiramente, aplicada por Pearson (1901) e, logo, por Hotelling (1933). A principal ideia da ACP é a diminuição das variáveis estudadas, principalmente, quando são muitos dados e estes são inter-relacionados (Morrison (1976), Seber (1984), Reinsel (1993), Jackson (1980, 1981) e Johnson e Wichern (1992,1998).

A componente principal se define pela combinação linear dos dados originais, sendo independentes e não correlacionadas.

$$PC_j = a_{1j}X_1 + a_{2j}X_2 + \dots + a_{pj}X_{p1} \quad (2)$$

Esta técnica é utilizada com a finalidade de reter o máximo de informação, em efeito da variação total contida nas variáveis, com menor perda possível dos dados. As novas séries originadas são chamadas de Componentes Principais (CP).

Conforme Souza *et al.* (2012) onde  $\hat{a}_j$  satisfaz ao vetor de constantes, que deve manter a condição de normalidade para que o procedimento tenha uma única solução:  $\sum_{j=1}^p a_{ij}^2 = 1$ . O sistema deve manter a ortogonalidade, isto é,  $\sum_{j=1}^p a_{ij}a_{kj} = 0$ .

Para encontrar o resultado deste sistema, é necessário que  $|\Sigma - \lambda I|$  seja singular, isto é, quando nivelada ao vetor nulo, deverá ter uma solução não nula para  $a_1 \mathbf{a}_1$ , se, e somente se,  $\lambda$  for um autovalor da matriz  $\Sigma$ .

Conforme Varella (2008) e Reis (2001), a primeira componente retém o máximo de informação e, as CP são ordenadas em ordem decrescente conforme o seu grau de explicação.

$$\text{Vâr}(Y_1) > \text{Vâr}(Y_2) > \dots \text{Vâr}(Y_p) \quad (3)$$

Como cada componente é independente das demais componentes e cada uma mantém a contribuição das demais variáveis, a CP pode ser utilizada em estudos futuros onde outras técnicas são utilizadas.

### 2.3 ESTIMATIVA PC-VAR

A filosofia do PC-VAR é semelhante à proposta por SIMS (1980), cujo conjunto de variáveis originais são pré-tratadas pela metodologia de análise de componentes principais (CP). Dessa forma, cada componente carrega em si as demais ponderações das variáveis originais na sua combinação linear, e as CP ainda possuem a capacidade de serem ortogonais (JONSON, 2002).

A estimação PC-VAR segue a proposta por Morana (2012), em que todos os critérios de estimação e testes necessários para a estimação estão comprovados.

Considerando a equação 4, em que a componente principal é denominada de  $Y_i$ , a modelagem PC-VAR será representada por:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p B_i \times PC_{t-i} + k + \xi_t; p = 1, 2, 3 \dots \quad (4)$$

Em que  $B_i$  é a matriz dos coeficientes das CP;  $PC_{t-i}$  as matrizes das componentes principais selecionadas;  $k$  é o vetor dos interceptos, e  $\xi$  é o vetor das inovações, de modo que  $e_t = (\xi_{yt}, \xi_{zt})$  é um procedimento de inovações, ruído branco k-dimensional, de forma que  $E(\xi_t) = 0$ ,  $E(\xi_{yt}, \xi_{zt}) = \Sigma$  e  $E(\xi_{t's}) = 0$  para  $s \neq t$ .

Segundo Morana (2012), as seguintes afirmações são válidas ao se aplicar a ACP e realizar a estimação por meio do método dos mínimos quadrados ordinários (MQO). As CP deverão cumprir a condição de estacionariedade para a estimação do PC-VAR, outra condição é em relação à estabilidade dos parâmetros, que devem

possuir todas as suas raízes fora do círculo unitário para garantir a estabilidade dos parâmetros.

A utilização de ACP proporciona a identificação da componente que representa cada variável, possibilitando uma investigação mais profunda naquela etapa (NOMIKOS & Mac GREGOR, 1995). Sendo assim, com a utilização da estimação PC-VAR, será possível identificar quais as variáveis que mais se identificam com cada componente e, com isso, pode-se investigá-las de modo diferenciado, dado o seu grau de importância no conjunto de variáveis.

Outra importante utilização do PC (MARCHESAN *et al.*, 2011) é a redução da dimensionalidade, o VAR capta o inter-relacionamento e os impulsos de respostas entre as componentes.

Morana (2012) e Bai (2004, 2003) provaram consistência e normalidade assintótica da estimativa de componentes principais em vários cenários, incluindo o modelo de memória curta e estacionário.

O PC-VAR, estimado a partir do modelo VAR irrestrito, conforme Morana, (2012) possui as mesmas propriedades assintóticas comprovadas por simulação de Monte Carlo, onde os resultados encontrados na estimação PC-VAR geram ganhos de rendimento, de eficiência e de dimensionalidade.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

As variáveis utilizadas nesta pesquisa são as *commodities* minerais de maior relevância na balança comercial brasileira: o minério de ferro, o aço, o inox, o óleo bruto, o petróleo, o carvão mineral, o minério de ferro não aglomerado, o minério de ferro semifaturado e as ligas de aço. A coleta compreende o período de 2000 a 2016, totalizando 180 observações mensais, coletadas no Sistema *AliceWeb*, disponível na página <<http://aliceweb.mdic.gov.br/>>, da Secretaria de Comércio Exterior, do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC), e também com o Departamento Nacional de Produção Mineral, disponível na página <<http://www.dnpm.gov.br/>>, sendo os dados públicos.

Inicialmente testou-se a estacionariedade das séries por meio dos testes Dickey-Fuller Aumentado (ADF) (DICKEY e FULLER, 1979), o do teste Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin (KPSS) (KWIATKOWSKI *et al.*, 1992), com

o objetivo de verificar a presença de raízes unitárias e para estimar o modelo VAR. Detalhes podem ser encontrados em Bueno (2001) e Patterson (2000).

Testada a estacionariedade das séries originais, estimam-se as componentes principais, as quais também são testadas em relação à presença de raízes unitárias.

A etapa seguinte é selecionar o número de defasagem das variáveis exógenas que farão parte do modelo VAR pelos critérios *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), para conceitos, ver Maddala (1992).

É importante determinar a ordem das variáveis para compor o modelo VAR, por meio do teste *block exogeneity* (*VAR Granger Causality/BlockExogeneity*) o desenvolvimento do teste é encontrado em Charenza, Deadman, (1997), esse teste organiza as variáveis no modelo da exógena para endógena, pelo fato de que a ordem de importância na composição do modelo afeta os resultados na realização da função impulso resposta e na decomposição de variância.

Determinado, estimado e validado o modelo, utilizou-se a Função Impulso Resposta (FIR) e a Decomposição de Variância. O desenvolvimento do cálculo pode ser encontrado em Charenza, Deadman, (1997) Bueno, (2008). A primeira FIR verifica o comportamento da variável frente a um choque externo nas inovações, e a segunda mostra a participação de cada variável na explicação da variância de cada série.

Para cumprir o objetivo proposto, utilizaram-se os seguintes cenários:

Cenário 1: Estimação de um modelo VAR com as variáveis: carvão mineral, óleo bruto, petróleo, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, ligas de aço, aço, inox e minério de ferro;

Cenário 2: Formaram-se dois grupos de variáveis, o grupo A, formado por óleo, petróleo, carvão mineral, e estimou-se a componente principal dessas variáveis denominado  $CP_A$ . Logo após, estimou-se um modelo VAR das  $CP_A$ . O grupo B foi formado pelas variáveis de ferro, aço, inox, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, ligas de aço, e estimou-se a componente principal denominada  $CP_B$ .

A modelagem VAR do cenário 1 foi utilizada para contrastar com a modelagem do cenário 2, observando se os dois cenários representariam o mesmo comportamento após os choques externos aplicados às inovações.

O conjunto A compreende as *commodities* de maior expressão na balança comercial, são variáveis ligadas à produção de energia. O conjunto B caracteriza-se

por variáveis ligadas à indústria, e busca-se verificar a influência de uma na outra por meio de suas componentes na modelagem VAR.

Aliado a isso, procura-se mostrar que a utilização do PC-VAR mantém o mesmo nível de informação com a redução do número de variáveis envolvidas no ajuste do modelo e no número de parâmetros a serem estimados.

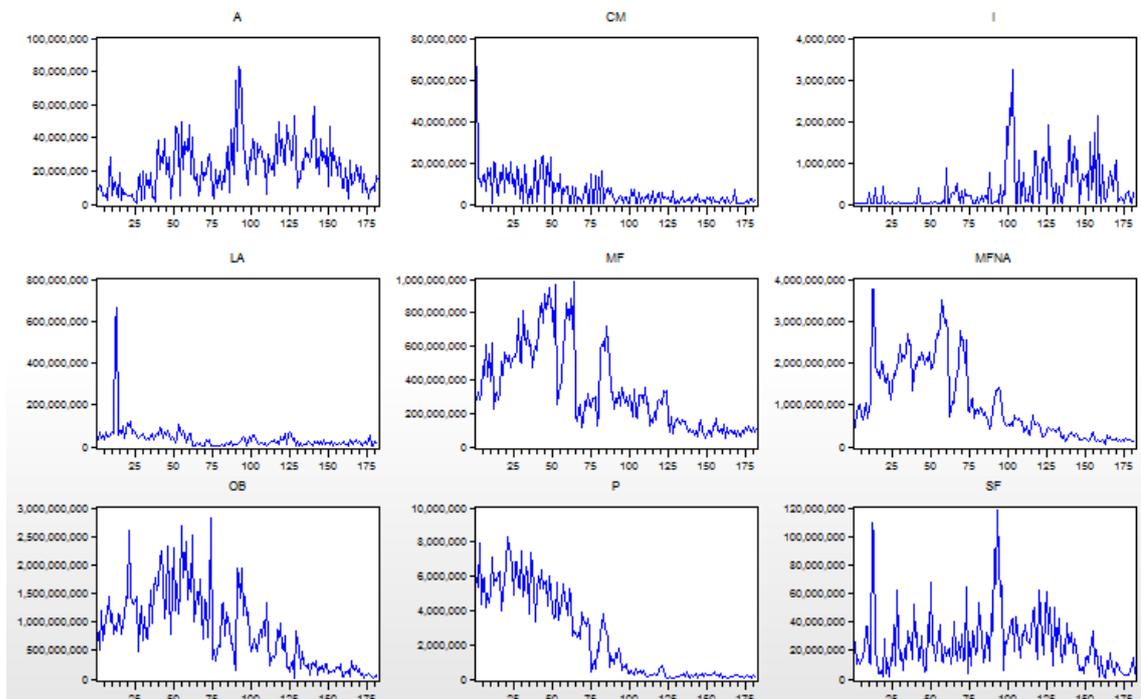
Investigam-se as inter-relações das variáveis por meio dos modelos VAR e PC-VAR das principais *commodities* minerais brasileiras.

## 4 RESULTADOS

### CENÁRIO 1

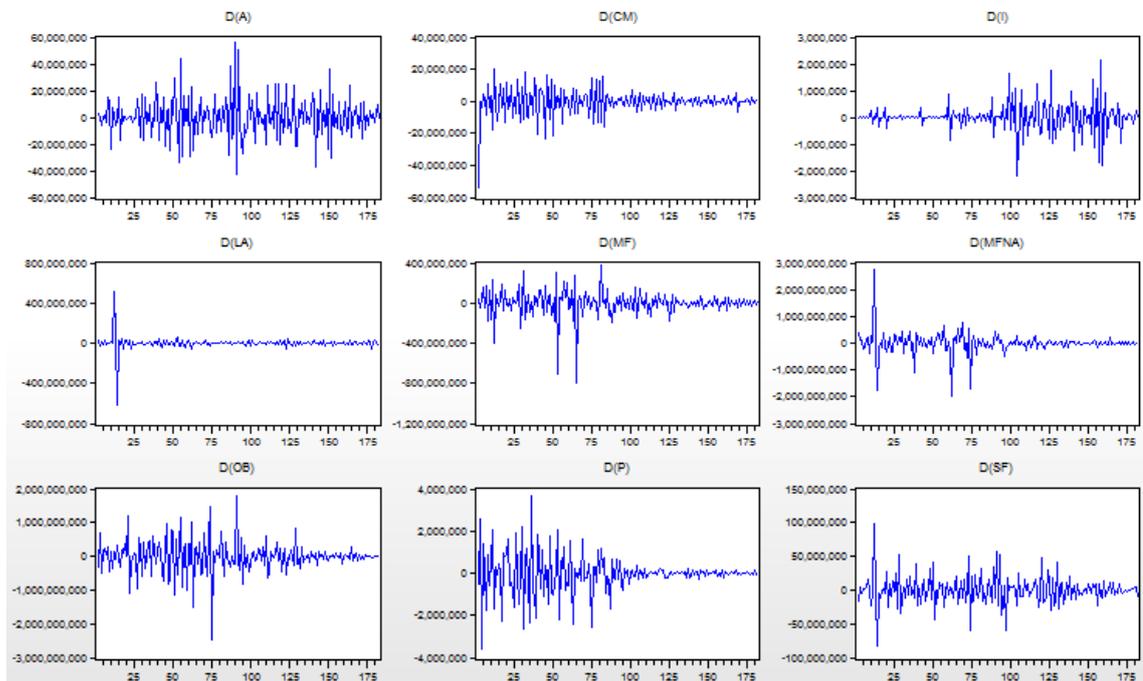
A modelagem VAR pressupõe a estacionariedade das variáveis, desta forma apresentam-se as variáveis em nível na Figura 1.

Figura 1- Séries dos preços das *commodities* minerais brasileiras em nível



Analisando a Figura 1, as séries: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, ligas de aço, aço e inox visualmente apresentam um comportamento não estacionário. Ao aplicar as primeiras diferenças nas séries originais, elas tornam-se estacionárias conforme observa-se na Figura 2.

Figura 2- Séries dos preços das *commodities* minerais em primeiras diferenças



Para confirmação da estacionariedade das séries, utilizaram-se os testes ADF e o KPSS, conforme Tabela 1, Anexo A.

Na Tabela 1, Anexo A, considerando as séries em nível, rejeita-se a hipótese nula de estacionariedade para as séries: óleo bruto, petróleo, carvão mineral, petróleo, ligas de aço, minério de ferro, aço, que são consideradas  $I(1)$ . Após aplicar uma diferença, as séries tornam-se estacionárias  $I(0)$ . Pelos Critérios de Informação *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), o menor valor de  $AIC = 326.8572$ , quando se utiliza 4 *lags* de defasagem, e  $BIC = 329.6122$  para 1 *lag* de defasagem.

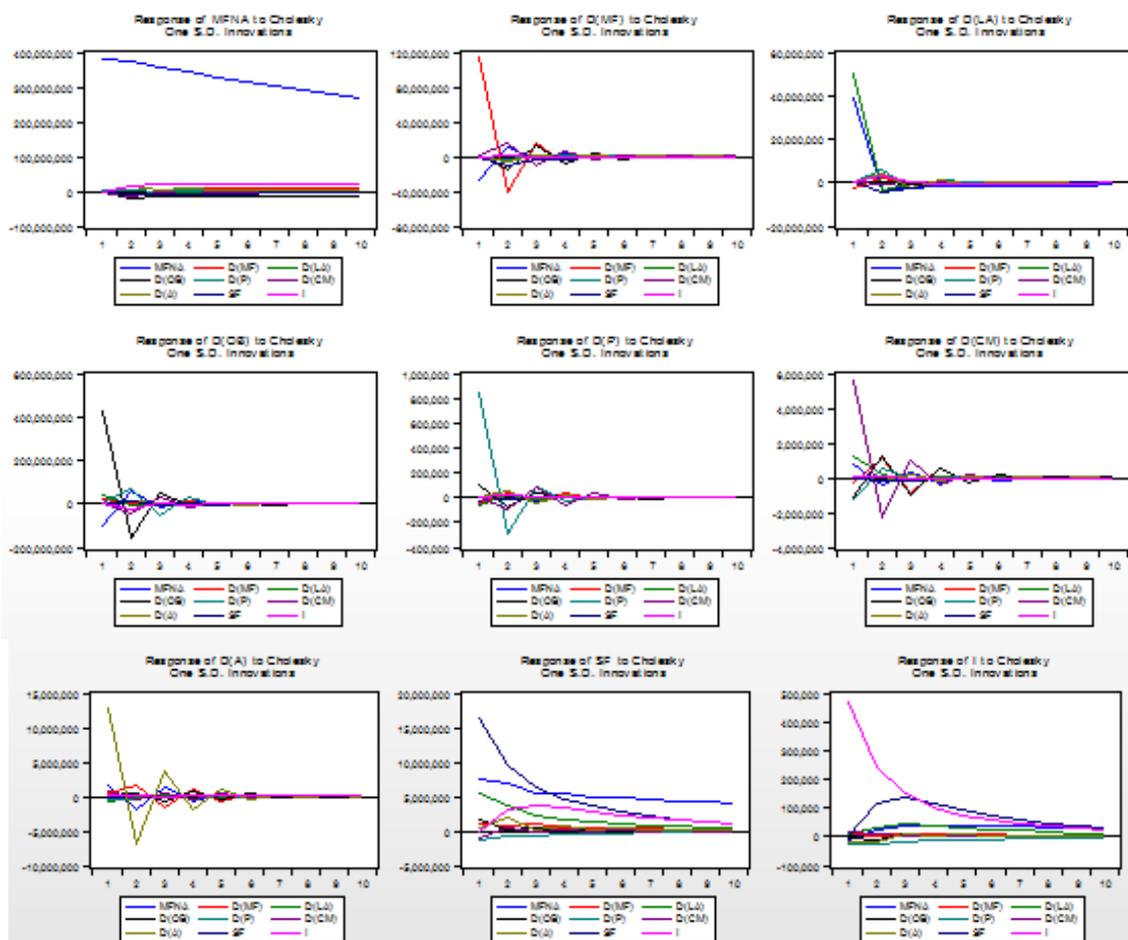
Ao se considerar um modelo VAR com 4 *lags*, será necessário estimar 324 parâmetros. Ao se optar-se por 1 *lag* de defasagem, estimam-se 81 parâmetros, tornando-se o fator limitador da amostra possuir apenas 180 observações, opta-se por estimar um VAR(1).

Para ordenar as variáveis da mais exógena para mais endógena, realiza-se o teste *Block Exogeneity*, sendo a seguinte ordem: minério de ferro não aglomerado, minério de ferro, ligas de aço, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, minério de ferro semifaturado, aço e inox, em que o minério de ferro não aglomerado é a variável

mais exógena, e o inox a mais endógena, ver ANEXO A. A ordenação é realizada do maior valor do  $\chi^2$  para o menor, isto é, da mais exógena para mais endógena.

O modelo VAR estimado obedecendo a ordenação proposta está na Tabela 5 no Anexo B, o qual será utilizado para realizar o impulso de resposta entre as variáveis (Figura 3).

Figura 3– Impulso de resposta nas variáveis: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, ligas de aço, aço e inox, utilizando o modelo VAR (1).



Analisando a Figura 3, verifica-se que um choque de um desvio padrão é transmitido para as demais variáveis por meio da estrutura de defasagens do modelo VAR (1) e em intervalos de tempo diferentes.

O impulso de resposta por meio da decomposição de *Cholesky* faz com que as variáveis se estabilizem a partir de 8 períodos à frente, mas no período inicial do choque mostram oscilações.

Quadro 1 - Decomposição de Variância nas variáveis: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, óleo bruto, petróleo, carvão mineral, ligas de aço, aço e inox, utilizando o modelo VAR (1)

	%	1	2	3	4	5	6
MFNA	Auto-explicação	100	99,57	99,50	99,43	99,38	99,35
	Demais variáveis	0	0,42	0,50	0,57	0,61	0,65
D(MF)	Autoexplicação	94,84	90,94	89,55	88,91	88,76	88,67
	Demais variáveis	5,15	9,05	10,44	5,05	11,23	11,32
D(LA)	Autoexplicação	61,93	60,54	60,18	60,10	60,05	60,02
	Demais variáveis	38,06	39,45	39,81	39,89	39,94	39,97
D(OB)	Autoexplicação	92,94	89,05	87,71	87,27	87,16	87,14
	Demais variáveis	7,05	10,95	12,28	12,73	12,84	12,86
D(P):	Autoexplicação	97,88	95,41	93,96	93,43	93,26	93,20
	Demais variáveis	2,12	4,58	6,04	6,56	6,74	6,79
D(CM)	Autoexplicação	86,65	81,59	78,85	77,76	77,42	77,30
	Demais variáveis	13,34	18,40	21,14	22,23	22,57	22,69
D(A)	Autoexplicação	97,53	94,77	92,98	92,08	91,68	91,52
	Demais variáveis	2,46	5,22	7,01	7,91	8,31	8,47
SF	Autoexplicação	73,80	67,93	64,46	61,44	59,23	57,34
	Demais variáveis	26,20	32,06	35,54	38,55	40,77	42,66
I	Autoexplicação	99,30	93,85	88,24	84,44	82,03	80,54
	Demais variáveis	0,70	6,15	11,76	15,56	17,97	19,46

Ao realizar a decomposição de variância com 10 meses à frente, observa-se no quadro 1 que o minério de ferro não aglomerado, no primeiro momento, é autoexplicada 100%, no segundo momento ela é autoexplicada 99,57, e em torno de 0,05% pelas demais variáveis estimadas no modelo. As demais análises são similares a do MFNA, (verifica-se no quadro 1).

O VAR (1) com todas as variáveis possibilitou verificar o inter-relacionamento das variáveis e seu comportamento futuro frente a um choque externo.

## CENÁRIO 2

O próximo passo é a utilização da análise das componentes principais, realizada nos conjuntos A e B das variáveis, dando origem a CPA e CPB. O que se busca é verificar se o PC-VAR produz o mesmo efeito de interpretação que o VAR (1). Realiza-se a ACP para reduzir o número de variáveis que irão compor o modelo VAR.

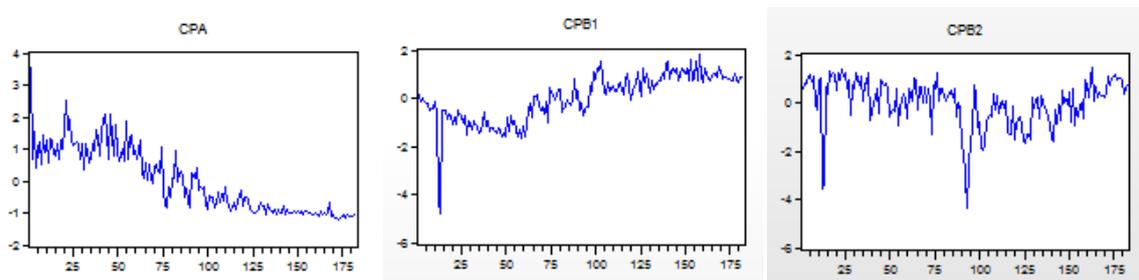
O conjunto A é formado pelas variáveis óleo bruto, carvão mineral e petróleo, e, entre as CP estimadas, serão consideradas apenas aquelas com autovalores maiores que 1, formando assim uma componente principal denominada  $CP_A$ , que explica 67,12% das variáveis em estudo.

O conjunto B, formado pelas variáveis: minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, ligas de aço, aço e inox formarão a componente principal denominada  $CP_B$ .

Estimou-se a  $CPB_1$  que explica 36% das variáveis em estudo, tendo como variável com maior peso, o minério de ferro e o minério de ferro não aglomerado, e a  $CPB_2$  que explica 24% das variáveis. Na  $CPB_2$ , a variável mais significativa é o semifaturado de ferro, o minério de ferro não aglomerado.

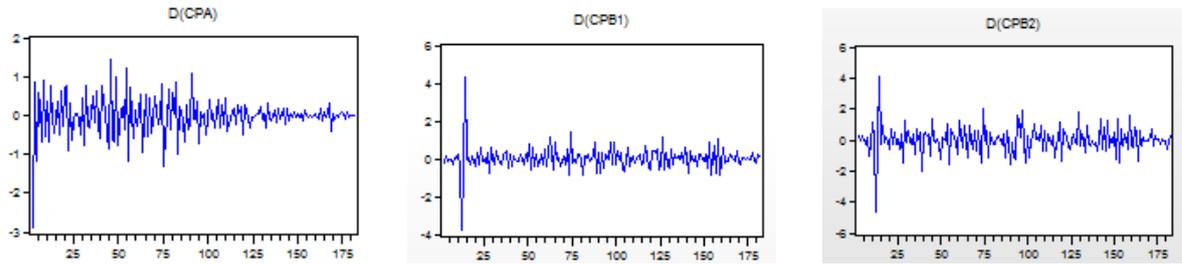
Para seguir o estudo utiliza-se a mesma metodologia VAR, assim verificou-se a estacionariedade visualmente das componentes principais.

Figura 4: Gráfico das componentes principais em nível



Observando a Figura 4 das componentes principais em nível, as variáveis são não estacionárias, isto é,  $I(1)$ . Logo aplicam-se as primeiras diferenças.

Figura 5: Gráfico das componentes principais em primeiras diferenças



Conforme a Figura 5, as componentes principais em primeiras diferenças se tornam estacionárias e, para confirmar essa estacionariedade, utilizam-se os testes ADF e KPSS.

Seguindo o estudo, para a estimação do modelo VAR, aplicaram-se os testes ADF e KPSS nas componentes principais para testar a estacionariedade. A  $CP_A$  é estacionária em primeiras diferenças, portanto  $I(1)$ , o que foi comprovado pelo teste KPSS, a não estacionariedade da série em nível.

Para a  $CP_{B1}$ , a série é estacionária em primeiras diferenças pelo teste ADF, isto é,  $I(1)$ , essa decisão é corroborada pelo teste KPSS.

A  $CP_{B2}$  apresenta-se estacionária em nível tanto pelo teste ADF e KPSS. O número de defasagens determinado pelos critérios penalizadores foi de 2 defasagens com valores de  $AIC = 4.721688$  e  $BIC = 5.101462$ .

A  $CP_A$  representa as variáveis óleo bruto, carvão mineral e petróleo, e as  $CP_{B1}$  e  $CP_{B2}$  representam as variáveis minério de ferro, minério de ferro não aglomerado, minério de ferro semifaturado, ligas de aço, aço e inox. Dessa forma, estima-se um VAR(2) das componentes principais selecionadas, denominadas de PC\_VAR(2).

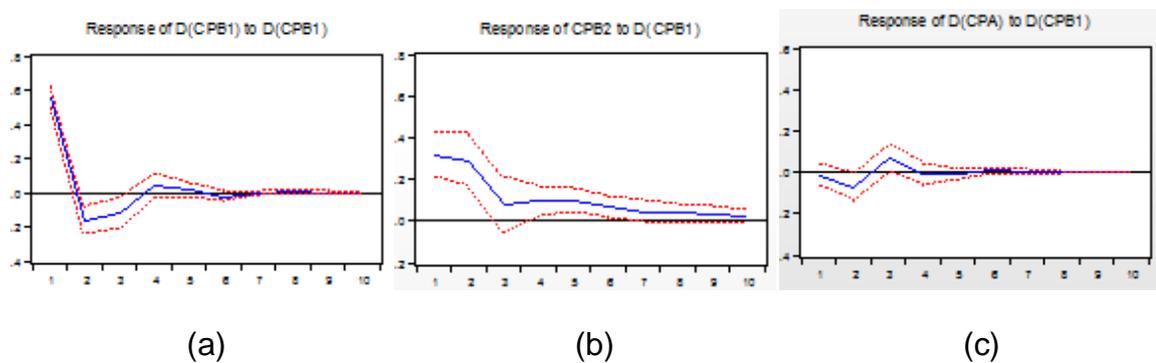
A ordem das variáveis a compor o PC-VAR pelo teste de *Block Exogeneity* são:  $CP_{B1}$ ,  $CP_{B2}$ ,  $CP_A$ .

Em todos os modelos, o componente principal  $B_1$  possui maior Qui-quadrado ( $\chi^2 = 9.236099$ ), influenciando as demais variáveis, a  $CP_{B2}$  apresenta o segundo menor valor de Qui-quadrado ( $\chi^2 = 7.157529$ ), e a  $CP_A$ , o menor valor de Qui-quadrado ( $\chi^2 = 0.767728$ ), ordenando do maior para o menor, o que corresponde da mais exógena para a mais endógena.

Estimou-se um modelo PC-VAR (2), que possibilitou identificar a inter-relação entre as CP e seus valores defasados, levando em consideração a simultaneidade das componentes.

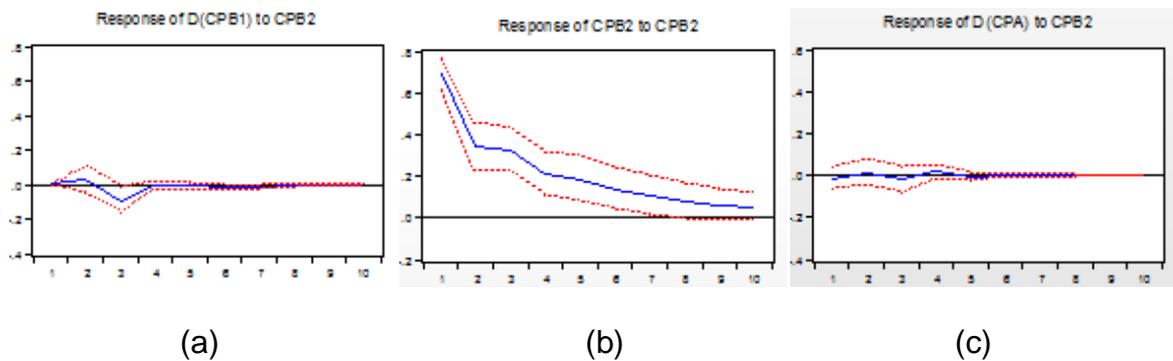
Utilizando o modelo estimado, realizou-se o comportamento do impulso de resposta das componentes principais, aplicando-se um choque de um desvio padrão, nas componentes principais, que é transmitido pelas demais componentes por meio da estrutura VAR.

Figura 4- Funções impulso-resposta da CPB<sub>1</sub> nas demais componentes

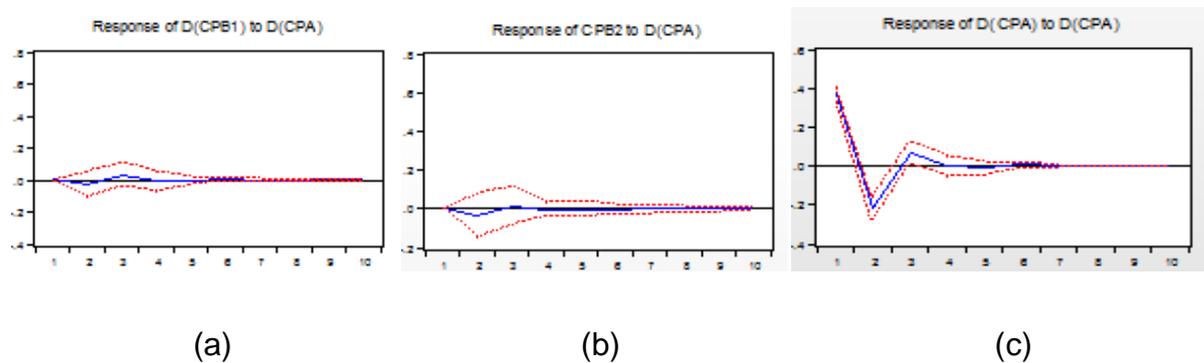


Avaliando a Figura 4, com a aplicação de uma inovação de um desvio padrão sobre a CPB<sub>1</sub>, os reflexos afetam as demais séries no curto prazo, o preço da CPA cai, as demais componentes (Figura b, c) oscilam nos primeiros meses e, a partir do quarto mês, elas se estabilizam.

Figura 5 - Funções impulso-resposta da CPB<sub>2</sub> nas demais componente .



Na Figura 5, a CPB<sub>1</sub> e a CPBA, quando afetadas por choques do preço da CPB<sub>2</sub>, não sofrem alterações e se mantêm estáveis. A CPB<sub>2</sub> (Figura b) apresenta uma brusca queda até o décimo mês, se estabilizando após esse período.

Figura 6-Funções impulso-resposta Choque na Componente Principal  $CP_A$ 

Ao avaliar a Figura 7, quando há uma inovação na  $CP_A$  (Figura a) no curto prazo, a  $CP_{B1}$  e  $CP_{B2}$  não sofrem grandes mudanças, oscilando muito pouco nos três primeiros meses e se estabilizando após este período. A variável  $CP_A$ , a (Figura c) é afetada pelos choques e se mostra oscilando até o terceiro mês, mas se estabiliza no longo prazo.

Com isso, pode-se observar que os impulsos de respostas do petróleo, minério de ferro e minério de ferro semifaturado apresentam o mesmo comportamento que as componentes principais estimadas. Verificam-se os comportamentos comparados no Quadro 2, que apresenta as Figuras a e b.

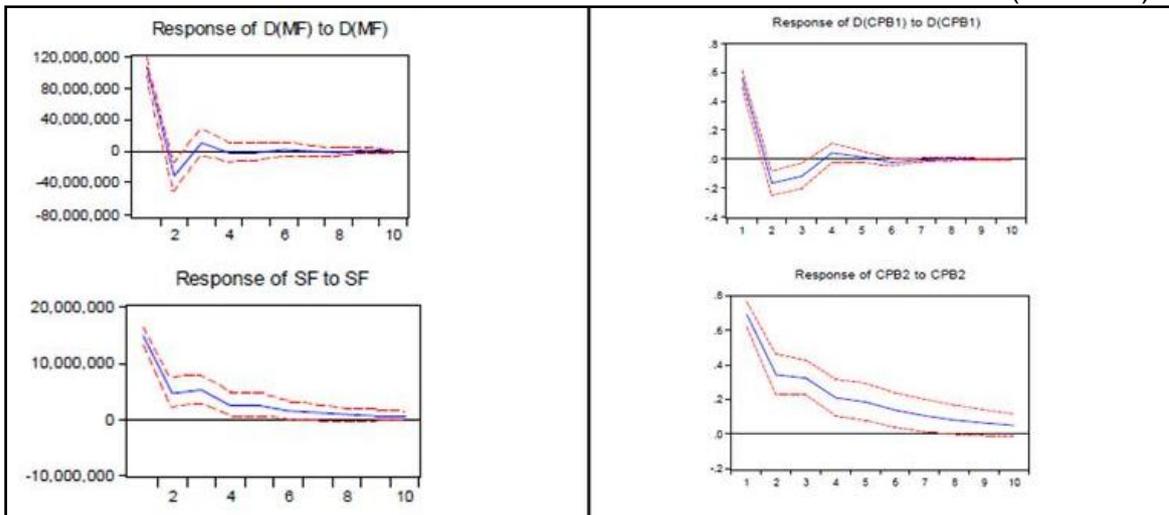
Quadro 2 - Comparativo do impulso-resposta das variáveis originais e com as componentes principais.

(continua)

Comportamento das variáveis originais Figuras a	Comportamento das componentes principais Figura b

Quadro 2 – Comparativo do impulso-resposta das variáveis originais e com as componentes principais.

(continua)



Ao realizar a ACP, pode-se identificar que a  $CP_A$  é representativa da variável petróleo. A  $CP_{B1}$  é representativa da variável minério de ferro, e a  $CP_{B2}$  é representativa da variável minério de ferro semifaturado.

Contudo, conclui-se que as componentes principais encontradas apresentaram os mesmos comovimentos das variáveis originais. Logo a modelagem PC-VAR reduz os parâmetros do modelo e é benéfica, pois apresenta os mesmos movimentos no curto prazo.

Para concluir a análise do modelo VAR com as componentes principais, realiza-se a decomposição de variância das CP

Quadro 3 - Decomposição de variância das componentes principais

	%	1	2	3	4	5	6
$CP_{B1}$	Autoexplicação	100	99,52	96,99	96,97	96,93	96,88
	Outras variáveis	0,47	0,68	3,02	3,06	3,11	3,15
$CP_{B2}$	Autoexplicação	82,54	76,19	78,46	78,72	78,69	78,76
	Outras variáveis	17,45	23,80	21,53	21,27	21,30	21,23
$CP_A$	Autoexplicação	99,71	96,65	94,44	94,21	94,10	94,08
	Outras variáveis	0,28	0,34	5,55	5,78	5,89	5,91

Ao realizar a decomposição de variância (Tabela 8, Anexo F), utilizou-se a previsão de 10 meses de variância do erro. A CP decomposta foi a  $D(CPB_1)$ ,  $D(CPB_2)$ ,  $D(CP_A)$ . Analisou-se o quanto da mesma variável é explicada por ela e pelas demais variáveis, podendo visualizar os resultados no quadro 3.

Após todas essas etapas, concluiu-se a modelagem VAR. Sendo assim, nos próximos capítulos estarão descritas as discussões e as conclusões.

## 5 DISCUSSÕES

O objetivo geral desta pesquisa foi ajustar um modelo PC-VAR nas *commodities* minerais brasileiras, comparar o seu desempenho com o VAR tradicional e provar que a redução de variáveis pela ACP é eficiente e reduz a dimensão do modelo.

Com isso, analisando estudos realizados com a metodologia PC-VAR em artigos internacionais, encontram-se resultados similares ao deste estudo, para diferentes aplicações.

Morana (2011, 2012) Tan e Zhaohua (2015), Ting *et al.* (2015), Vanhatalo e Kulahci (2015), recomendam estudos com diversas variáveis, aplicando a metodologia PC-VAR com o objetivo de obter o mesmo comportamento das variáveis com o menor número de parâmetros estimados.

Os autores Tan e Zhaohua (2015) propuseram um estudo sobre a inter-relação de sociedade, economia e ambiente para a China, baseado no modelo VAR e PCA- VAR, o resultado do modelo PC-VAR, responde efetivamente, as inter-relações da sociedade, economia e ambiente para a China. Deste modo, pode ser utilizado para auxiliar o desenvolvimento sustentável do país em estudo.

Já, Morana (2012) aplicou o PC-VAR em séries econômicas, em períodos trimestrais. O PC-VAR e a estimação de modelos VAR irrestritos mostraram a mesma propriedade assintótica, tanto em ganhos de rendimento, quanto em termos de menor viés e maior eficiência.

Entretanto, Vanhatalo e Kulahci (2015) trabalharam com o controle estatístico em processos industriais, aliado à ACP e aos modelos VAR. Concluíram que a ACP pode ser utilizada para reduzir a dimensionalidade dos dados, podendo até simplificá-los, quando todas as variáveis têm igualdade de coeficiente sem uma matriz diagonal.

Desta forma, conclui-se que a aplicabilidade da técnica PC-VAR é viável para encontrar o mesmo comportamento das variáveis originais, mas com um menor número de parâmetros. Portanto, foi possível captar, por meio das componentes

principais, as inter-relações das *commodities* minerais, compreendendo, identificando e quantificando seus impactos a curto prazo.

## 6 CONCLUSÃO

As mudanças econômicas caracterizam o mundo atual. Assim, há um interesse em buscar novas técnicas e metodologias para facilitar a tomada de decisões neste cenário competitivo.

Por conseguinte, este estudo busca analisar a relação dos preços das *commodities* minerais brasileiras, tais como minério de ferro, minério de ferro semifaturado, minério de ferro não aglomerado, aço, ligas de aço, inox, carvão mineral, petróleo e óleo bruto, no período de 2000 a 2016.

Neste sentido, comparam-se as técnicas VAR e PC-VAR, encontrando-se os mesmos resultados para as análises, estimando-se as equações dos modelos VAR e PC-VAR, uma equação com as variáveis e outra, com as componentes principais. Estas equações apresentaram inter-relações entre as variáveis e os valores defasados. Também analisaram-se as funções de impulso-resposta, as quais indicaram que choques externos exercem um comportamento oscilatório sobre as demais variáveis e componentes principais do modelo, apresentando efeitos positivos e negativos ao longo do tempo. Conclui-se que, ocorrendo uma mudança de preço em uma variável, afeta as demais, tanto na técnica VAR como na PC-VAR, pois estas variáveis estudadas apresentam o mesmo comovimento.

Entretanto, no diagnóstico da decomposição da variância, ocorreu uma crescente participação das *commodities* minerais, a partir do segundo período ao longo do tempo em análise, para as duas técnicas aplicadas. Com isso, deixa-se como sugestão para estudos futuros, a análise das *commodities* comercializadas na balança comercial de outros países.

Assim, dentro deste cenário, o trabalho foi desenvolvido, de modo a considerar que a técnica PC-VAR captou as mesmas inter-relações e os movimentos da modelagem VAR, com intuito de compreender e quantificar seus impactos em curto prazo.

## REFERÊNCIAS

- CATTELL, R. B. The theory of fluid and crystallized general intelligence checked at the 5-6 year old level. **British Journal of Educational Psychology**, 1967,37, 209-224.
- FERNANDES, F. C. F.; LEITE, R. B. Automação industrial e sistemas informatizados de gestão da produção em fundições de mercado. **Gestão&Produção**, v. 9, n. 3, p. 313-344, 2002.
- JOHNSON, R. A.; DEAN, W. W. Applied multivariate statistical analysis. Vol. 5. N<sup>o</sup>. 8. **Upper Saddle River**, NJ: Prentice hall, 2002.
- MACIEJOWSKA, K.; WERON, R. Forecasting of daily electricity prices with factor models: utilizing intra-day and inter-zone relationships. **Computational Statistics**, v. 30, n. 3, p. 805-819, 2015.
- MARCHESAN, T. M.; SOUZA, A. M. MENEZES; R. M.. **Avaliação do Processo de ensino: uma Abordagem multivariada**. Produção, São Paulo 21.2 (2011).
- MORANA, C *et al.* PC-VAR estimation of vector autoregressive models. **Open Journal of Statistics**, v. 2, n. 03, p. 251, 2012.
- MORANA, C. **Factor Vector Autoregressive Estimation of Heteroskedastic Persistent and Non Persistent Processes Subject to Structural Breaks**. 2011. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=1756376>>. Acesso em: 21 mai. 2016.
- NOMIKOS, J.E.; MAC GREGOR, J.F (1995). Multivariate SPC charts monitoring batch process. **Technometrics**, February. v. 37 n. 1.
- POZO, F. *et al.* Detection of structural changes through principal component analysis and multivariate statistical inference. **Structural Health Monitoring**, , 2016.
- REGAZZI, A.J. **Análise multivariada, notas de aula**. INF 766, Departamento de Informática da Universidade Federal de Viçosa, v.2, 2000.
- REIS, R. P. **Fundamentos de economia aplicada**. Lavras: UFLA/FAEPE, 2001.
- RIBEIRO, G.; PAES, R.; KLIEMANN, F. Aplicação da Metodologia OEE para Análise da Produtividade do Processo de Descobertura de Carvão Mineral em uma Mina a Céu. Aberto. **ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO (ENEGEP)**, v. 30, p. 39-52, 2010.
- SENNA, V.; SOUZA, A. M. Assessment of the relationship of government spending on social assistance programs with Brazilian macroeconomic variables. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 462, p. 21-30, 2016.
- SOUZA, F. M. **Modelos de Previsões: aplicações à energia elétrica – ARIMA – ARCH – AI e ACP**. 1ed. Curitiba: Appris, 2016.

TAN, F.; LU, Z. Study on the interaction and relation of society, economy and environment based on PCA–VAR model: As a case study of the Bohai Rim region, China. **Ecological Indicators**, v. 48, p. 31-40, 2015.

TELHADA, M. A. L. (1995). **Cartas de controle multivariadas**. Tese de Doutorado. Escola Politécnica da USP. Engenharia de Produção. [Orientador: José Joaquim do Amaral Ferreira].

TING, C.*et al.* Estimating effective connectivity from fMRI data using factor-based subspace autoregressive models. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 22, n. 6, p. 757-761, 2015.

VANHATALO, E.; KULAHCI, Murat. Impact of Autocorrelation on Principal Components and Their Use in Statistical Process Control. **Quality and Reliability Engineering International**, 2015.

VARELLA, A. A. C. **Análise Multivariada Aplicada as Ciências Agrárias**.

Disponível em:

<<http://www.ufrrj.br/institutos/it/deng/varella/Downloads/multivariada%20aplicada%20as%20ciencias%20agrarias/Aulas/analise%20de%20componentes%20principais.pdf>>. Acesso em: 11 abr. 2016.

**ANEXO A – TABELA 1 - TESTE DE RAIZ UNITÁRIA *AUGMENTED DICKEY-FULLER (ADF)* E TESTE DE ESTACIONARIEDADE *KWAIATKOWSKI, PILLIPS, SCHMIDT AND SHEIN (KPSS)* PARA AS VARIÁVEIS ÓLEOS BRUTOS, PETRÓLEO, CARVÃO MINERAL, MINÉRIO DE FERRO, MINÉRIO DE FERRO NÃO AGLOMERADO, INOX, LIGAS DE AÇO, AÇO, MINÉRIO DE FERRO SEMIFATURADO EM NÍVEL E EM PRIMEIRAS DIFERENÇAS**

	ADF ( <i>t-stat</i> )		KPSS ( <i>LM-Stat</i> )	
	Em Nível	d=1	Em Nível	d=1
Óleos Brutos	-2,34	-16,06	1,35	0,11
Petróleo	-1,77	-15,38	1,59	0,12
Carvão Mineral	-2,3	-15,32	1,62	0,31
Minério de Ferro	-2,35	-19,95	1,29	0,03
Minério de Ferro Não Aglomerado	-2,84		1,33	0,14
Inox	-5,17		0,86	0,14
Ligas de Aço	-3,26	13,87	0,9	0,16
Aço	-4,56	-24,65	0,44	
Minério de Ferro semifaturado	-5,82		0,35	

*ADF* 5%, *t-calc.*=-3,45,  $H_0:I(1)$  não estacionária,  $H_1: I(0)$  estacionária  
*KPSS* 5%, *t-tab.*=0,46,  $H_0:I(0)$  estacionária,  $H_1: I(1)$  não estacionária

**ANEXO A - TABELA11 – TESTE *BLOCK EXOGENETY***

Variável Dependente: D(A)				Variável Dependente: D(LA)				Variável Dependente: D(OB)			
Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.
D(CM)	0.347144	2	0.8407	D(A)	0.257356	2	0.8793	D(A)	2.847151	2	0.2409
I	0.688770	2	0.7087	D(CM)	2.447271	2	0.2942	D(CM)	1.838921	2	0.3987
D(LA)	3.339576	2	0.1883	I	0.379136	2	0.8273	I	0.482760	2	0.7855
D(MF)	4.126886	2	0.1270	D(MF)	2.749261	2	0.2529	D(LA)	6.550147	2	0.0378
MFNA	1.092423	2	0.5791	MFNA	4.151711	2	0.1254	D(MF)	7.938902	2	0.0189
D(OB)	2.091947	2	0.3513	D(OB)	0.679799	2	0.7118	MFNA	10.43497	2	0.0054
D(P)	1.064756	2	0.5872	D(P)	4.120115	2	0.1274	D(P)	5.726943	2	0.0571
SF	4.509876	2	0.1049	SF	0.525098	2	0.7691	SF	2.535760	2	0.2814
Total	15.14537	16	0.5140	Total	18.97075	16	0.2702	Total	40.67248	16	0.0006
Variável Dependente: D(CM)				Variável Dependente: D(MF)				Variável Dependente: D(P)			
Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.
D(A)	1.483333	2	0.4763	D(A)	2.918857	2	0.2324	D(A)	3.216729	2	0.2002
I	0.713262	2	0.7000	D(CM)	6.889591	2	0.0319	D(CM)	8.910511	2	0.0116
D(LA)	15.69787	2	0.0004	I	0.874317	2	0.6459	I	0.148882	2	0.9283
D(MF)	9.593779	2	0.0083	D(LA)	1.025585	2	0.5988	D(LA)	6.443884	2	0.0399
MFNA	4.551576	2	0.1027	MFNA	4.337616	2	0.1143	D(MF)	4.218980	2	0.1213
D(OB)	4.409922	2	0.1103	D(OB)	10.79614	2	0.0045	MFNA	29.90397	2	0.0000
D(P)	2.590245	2	0.2739	D(P)	7.899025	2	0.0193	D(OB)	3.488092	2	0.1748
SF	0.403699	2	0.8172	SF	4.962965	2	0.0836	SF	1.087389	2	0.5806
Total	43.29664	16	0.0003	Total	42.62699	16	0.0003	Total	46.55255	16	0.0001
Variável Dependente: I				Variável Dependente: D(MFNA)				Variável Dependente: SF			
Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.	Variável Excluída	$\chi^2$	Gl.	p-valor.
D(A)	0.266610	2	0.8752	D(A)	0.127780	2	0.9381	D(A)	1.720824	2	0.4230
D(CM)	0.461331	2	0.7940	D(CM)	0.598706	2	0.7413	D(CM)	1.189757	2	0.5516
D(LA)	0.235498	2	0.8889	I	0.306593	2	0.8579	I	4.474728	2	0.1067
D(MF)	0.412808	2	0.8135	D(LA)	5.855059	2	0.0535	D(LA)	3.260896	2	0.1958
MFNA	2.527982	2	0.2825	D(MF)	0.591257	2	0.7441	D(MF)	1.036149	2	0.5957
D(OB)	0.359279	2	0.8356	D(OB)	1.715494	2	0.4241	MFNA	6.323604	2	0.0423
D(P)	0.003930	2	0.9980	D(P)	0.102489	2	0.9500	D(OB)	0.090900	2	0.9556
SF	11.63735	2	0.0030	SF	0.033443	2	0.9834	D(P)	0.381929	2	0.8262
Total	16.33603	16	0.4298	Total	10.91270	16	0.8148	Total	23.28605	16	0.1063

**ANEXO B - TABELA 2 -- MODELO VAR REPRESENTADO NA ORDEM DA EXÓGENA PARA ENDÓGENA**

	MFNA	D(MF)	D(LA)	D(OB)	D(P)	D(CM)	D(A)	SF	I
MFNA									
(-1)	0.910328 (0.03459) [ 26.3213]	0.017186 (0.01082) [ 1.58783]	-0.010015 (0.00574) [-1.74343]	0.045212 (0.04025) [ 1.12337]	5.23E-05 (7.8E-05) [ 0.67085]	-0.000353 (0.00055) [-0.64098]	-0.000195 (0.00119) [-0.16372]	0.000297 (0.00165) [ 0.18064]	-0.000147 (4.2E-05) [-3.49049]
D(MF)									
(-1)	0.122984 (0.22917) [ 0.53666]	-0.349737 (0.07172) [-4.87649]	0.021726 (0.03806) [ 0.57081]	0.136269 (0.26668) [ 0.51098]	0.000198 (0.00052) [ 0.38357]	0.009020 (0.00365) [ 2.47324]	0.015657 (0.00790) [ 1.98067]	0.002752 (0.01091) [ 0.25229]	-8.04E-05 (0.00028) [-0.28802]
D(LA)									
(-1)	0.397671 (0.47424) [ 0.83854]	-0.097700 (0.14842) [-0.65829]	0.010980 (0.07877) [ 0.13940]	0.323748 (0.55187) [ 0.58664]	0.000335 (0.00107) [ 0.31309]	0.013242 (0.00755) [ 1.75455]	-0.014731 (0.01636) [-0.90053]	0.021355 (0.02258) [ 0.94591]	5.69E-05 (0.00058) [ 0.09850]
D(OB)									
(-1)	-0.049510 (0.05980) [-0.82797]	-0.025061 (0.01871) [-1.33921]	0.001408 (0.00993) [ 0.14178]	-0.423814 (0.06958) [-6.09063]	-0.000178 (0.00013) [-1.32357]	0.001914 (0.00095) [ 2.01098]	0.001637 (0.00206) [ 0.79355]	-0.000705 (0.00285) [-0.24784]	-2.85E-05 (7.3E-05) [-0.39183]
D(P)									
(-1)	2.853702 (31.3673) [ 0.09098]	-2.660003 (9.81654) [-0.27097]	6.982373 (5.20979) [ 1.34024]	67.62802 (36.5019) [ 1.85272]	-0.371708 (0.07067) [-5.25992]	0.064622 (0.49918) [ 0.12946]	-0.873947 (1.08197) [-0.80774]	0.840050 (1.49323) [ 0.56257]	0.004677 (0.03822) [ 0.12237]
D(CM)									
(-1)	-2.253362 (3.64605) [-0.61803]	2.678926 (1.14105) [ 2.34778]	-0.293193 (0.60557) [-0.48416]	-8.171993 (4.24289) [-1.92605]	-0.019171 (0.00821) [-2.33389]	-0.411680 (0.05802) [-7.09503]	0.013099 (0.12577) [ 0.10415]	0.168613 (0.17357) [ 0.97145]	0.002342 (0.00444) [ 0.52713]
D(A)									
(-1)	1.075380 (1.83790) [ 0.58511]	-0.349762 (0.57518) [-0.60809]	0.309961 (0.30526) [ 1.01541]	0.598111 (2.13875) [ 0.27965]	0.003586 (0.00414) [ 0.86614]	-0.017018 (0.02925) [-0.58186]	-0.539084 (0.06340) [-8.50349]	0.154296 (0.08749) [ 1.76354]	-0.000994 (0.00224) [-0.44397]
SF									
(-1)	-2.245327 (1.50011) [-1.49677]	-0.609766 (0.46947) [-1.29885]	-0.598744 (0.24915) [-2.40312]	1.949104 (1.74567) [ 1.11654]	0.001017 (0.00338) [ 0.30096]	-0.018993 (0.02387) [-0.79560]	0.023299 (0.05174) [ 0.45028]	0.448242 (0.07141) [ 6.27684]	0.004427 (0.00183) [ 2.42194]
I									
(-1)	-47.85941 (56.7397) [-0.84349]	4.713919 (17.7569) [ 0.26547]	-7.294263 (9.42387) [-0.77402]	-11.04800 (66.0276) [-0.16732]	0.109763 (0.12783) [ 0.85867]	-0.270354 (0.90296) [-0.29941]	0.430396 (1.95715) [ 0.21991]	0.643002 (2.70107) [ 0.23805]	0.396634 (0.06914) [ 5.73681]
C	1.61E+08 (6.1E+07) [ 2.62834]	-5309464. (1.9E+07) [-0.27727]	27613349 (1.0E+07) [ 2.71714]	96032647 (7.1E+07) [-1.34870]	-165994.7 (137851.) [-1.20416]	743119.9 (973748.) [ 0.76315]	-478682.0 (2110581) [-0.22680]	13097669 (2912810) [ 4.49657]	256303.6 (74558.3) [ 3.43763]

Tabela 5 observa-se os resultados que constam entre os parênteses que significam o erro padrão do modelo VAR, e os valores dentro dos colchetes é a estatística t-calculada, que devem apresentar valores maiores que 1,96 para que o parâmetro seja significativo.

**ANEXO C - TABELA 3 - VAR GRANGER CAUSALITY/BLOCK EXOGENEITY  
WALD TESTS**

Variável Dependente: D(CPA)			
Variável Excluída	$\chi^2$	GI	P-valor.
D(CPB1)	9.236099	2	0.0099
CPB2	0.262275	2	0.8771
Total	10.24542	4	0.0365

Variável Dependente: D(CPB1)			
Variável Excluída	$\chi^2$	GL	P-valor.
D(CPA)	0.767728	2	0.6812
CPB2	7.157529	2	0.0279
Total	8.199962	4	0.0845

Variável Dependente: CPB2			
Variável Excluída	$\chi^2$	GI	P-valor.
D(CPA)	0.882250	2	0.6433
D(CPB1)	10.52347	2	0.0052
Total	10.88309	4	0.0279

**ANEXO D - TABELA 7 - MODELO VAR REPRESENTADO NA ORDEM DA EXÓGENA PARA ENDÓGENA**

	D(CPB1)	CPB2	D(CPA)
D(CPB1(-1))	-0.326220 (0.07855) [-4.15278]	0.235170 (0.10699) [ 2.19800]	-0.155715 (0.05220) [-2.98322]
D(CPB1(-2))	-0.265016 (0.07568) [-3.50159]	-0.180550 (0.10308) [-1.75149]	-0.007296 (0.05029) [-0.14507]
CPB2(-1)	0.042492 (0.05876) [ 0.72312]	0.492763 (0.08003) [ 6.15685]	0.006649 (0.03905) [ 0.17028]
CPB2(-2)	-0.138153 (0.05752) [-2.40165]	0.215593 (0.07835) [ 2.75170]	-0.017871 (0.03822) [-0.46756]
D(CPA(-1))	-0.070972 (0.11158) [-0.63604]	-0.089133 (0.15198) [-0.58648]	-0.590695 (0.07414) [-7.96683]
D(CPA(-2))	0.019167 (0.09853) [ 0.19453]	0.044579 (0.13420) [ 0.33219]	-0.179614 (0.06547) [-2.74351]

Os resultados que constam na tabela entre os parênteses é o erro padrão, e os valores dentro dos colchetes é a estatística *t-calc*, que deve ser maior que 1,96.

**ANEXO E - TABELA 8 - DECOMPOSIÇÃO DE VARIÂNCIA DA COMPONENTE PRINCIPAL CPB<sub>1</sub>**

Decomposição de Variância D(CPB1):				
Período	Erro Padrão	D(CPB1)	CPB2	D(CPA)
1	0,557329	100,0000	0,000000	0,000000
2	0,583287	99,52804	0,269497	0,202468
3	0,603179	96,99751	2,569843	0,432644
4	0,604658	96,97400	2,583823	0,442178
5	0,604928	96,93917	2,608313	0,452522
6	0,605555	96,88610	2,655937	0,457959
7	0,605733	96,84412	2,698164	0,457714
8	0,605771	96,83264	2,709623	0,457741
9	0,605802	96,82476	2,717538	0,457700
10	0,605832	96,81850	2,723831	0,457665

Decomposição de Variância CPB2:				
Período	Erro Padrão	D(CPB1)	CPB2	D(CPA)
1	0,759092	17,45224	82,54776	0,000000
2	0,881429	23,66327	76,19688	0,139846
3	0,941682	21,39665	78,46015	0,143201
4	0,968753	21,13674	78,72592	0,137336
5	0,990743	21,17282	78,69506	0,132126
6	1,002157	21,10743	78,76305	0,129526
7	1,008553	21,02888	78,84322	0,127902
8	1,012476	21,00771	78,86529	0,126999
9	1,014881	20,99595	78,87758	0,126464
10	1,016268	20,98565	78,88821	0,126140

Decomposição de Variância D(CPA):				
Período	Erro Padrão	D(CPB1)	CPB2	D(CPA)
1	0,370326	0,144229	0,137389	99,71838
2	0,436865	3,159484	0,183152	96,65736
3	0,447217	5,184897	0,370899	94,44420
4	0,447772	5,222072	0,560486	94,21744
5	0,448145	5,286525	0,610955	94,10252
6	0,448239	5,299403	0,611997	94,08860
7	0,448253	5,299717	0,612234	94,08805
8	0,448256	5,300384	0,612305	94,08731
9	0,448256	5,300402	0,612312	94,08729
10	0,448256	5,300441	0,612312	94,08725

## 8 DISCUSSÕES

Os estudos foram desenvolvidos no mercado de *commodities* minerais brasileiras. Primeiramente, no artigo 1, foi aplicada a metodologia VAR com o objetivo de compreender, identificar e quantificar os impactos das *commodities* minerais, como petróleo, carvão mineral e óleos brutos. Esses são os combustíveis mais utilizados para a geração de energias, em nível mundial. O petróleo é o primeiro minério mais utilizado; em segundo, encontra-se o carvão mineral. Portanto, conclui-se, neste estudo, que o petróleo é o carro-chefe dos preços das *commodities* minerais transformadas em energia, pois ele influencia os preços das demais variáveis.

O segundo artigo foi desenvolvido com nove variáveis, denominadas *commodities* minerais, tais como minério de ferro, minério de ferro semifaturado, minério de ferro não aglomerado, aço, inox, ligas de aço, petróleo, carvão mineral e óleo bruto. Essas são as principais *commodities* negociadas na balança comercial brasileira.

Assim, analisaram-se duas técnicas, o VAR e o PC-VAR. O VAR foi estimado para analisar o comportamento das variáveis a curto prazo, e o PC-VAR foi desenvolvido para reduzir a dimensão do modelo VAR. A partir disso, pode-se comparar se sua estimação apresenta o mesmo comportamento das variáveis originais do modelo VAR, por meio dos testes ADF, KPSS, *blockexogenety*, impulso-resposta e decomposição de variância.

## 9 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Analisando os estudos realizados com as metodologias VAR e PC-VAR, finaliza-se que um dos objetivos do estudo é medir as inter-relações das *commodities* minerais nos diferentes cenários. O segundo objetivo é comparar, pelo PC-VAR, se ocorre o mesmo comportamento das variáveis nos componentes principais. Todavia, as CP foram estimadas com o menor número de parâmetros, comprovando que a estimação nas *commodities* minerais captam os mesmos movimentos da modelagem VAR.

Observou-se que a estimação do modelo VAR com 3 variáveis, no artigo 1, mostrou a dominância do petróleo, que também foi encontrado quando se estimou a  $CP_A$ , nas demais variáveis. Quando se realizou a análise com as 6 variáveis originais,

exceto com o petróleo, óleo bruto e carvão mineral, ACPB1 teve a predominância do minério de ferro e minério de ferro não aglomerado, e a CPB2 teve o minério de ferro semifaturado, seguido pelo aço. Mas, ao realizar o estudo dos impactos entre a CPA e CPB1 e CPB2, observou-se que eles mostraram o mesmo comportamento quando foram utilizadas as variáveis originais.

Além de observar o mesmo comportamento entre as variáveis estudadas, a CP possibilita identificar qual ou quais variáveis são de maior relevância no sistema de equações, bem como contribui para a redução de parâmetros a serem estimados.

Em um VAR irrestrito com as 9 variáveis originais, há a necessidade de estimar 324 parâmetros com 2 defasagens nas variáveis originais, ao passo que, utilizando a técnica de análise de componentes principais, estimam-se 14 parâmetros com 2 defasagens, trazendo economia de tempo de estimação e operacionalização do modelo.

Deste modo, conclui-se que todas as análises utilizadas nas duas metodologias captaram as mesmas influências sofridas pelas variáveis originais.

## REFERÊNCIAS

AMATO, F. **Balança comercial registra em 2014 primeiro déficit desde 2000**. Disponível em: <<http://g1.globo.com/economia/noticia/2015/01/balanca-comercial-registra-em-2014-primeiro-deficit-desde-2000.html>>. Acesso em junho de 2015.

**Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Bicomcombustíveis**. ANP. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/>>. Acesso em: junho 2015.

**Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social**. BNDES. Disponível em:<[http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes\\_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/bnset/set3304.pdf](http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/bnset/set3304.pdf)>. Acesso em: maio 2015.

BORBA, R. F. **Carvão Mineral**. Balanço Mineral Brasileiro, DNPM, Brasília, 2001.

BOYD, B. W. **Iron Ore**. 2008. Disponível em: <<http://www.thecanadianencyclopedia.com/en/article/iron-ore/>>. Acesso em: julho 2015.

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

\_\_\_\_\_. R. L. S. **Econometria de Séries Temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2012.

\_\_\_\_\_. R. L. S. **Econometria de Séries Temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CAVALCANTI, M. A. F. H. **Teste de causalidade de Granger**. Econ. Apl. vol.14 no.2 Ribeirão Preto Apr./June 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S1413-80502010000200008>>. Acesso em: julho 2015.

CHARENZA, W.W. and DEADMAN, D. New directions in econometric practice general to specific modelling, cointegration and vector autoregression.2 ed. **Edward Elgar Publishier Limited**, Cheltenham, UK, 1997.

CRUZ, M. J.V.; et al. Uma análise do impacto da composição ocupacional sobre o crescimento da economia brasileira. *Economia, Revista da Anpec*, no prelo, 2008.

DICKEY, D. & FULLER, W. 'Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root', **Journal of the American Statistical Association** 74(366), 427-431, 1979.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. **Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root**. *Econometrica*, v. *Econometrica* 49, 1981.

ENDERS, W. Applied econometric time series. Wiley series in probability and mathematical statistics. **John Wiley and Sons, Inc.**, New York. N.Y. 1995.

FOCHEZATTO, KOSHIYAMA, A. **Economia**, Brasília (DF), v.11, n.3, p.597–629, set/dez 2010.

FURTADO, J. U. E. **Recursos naturais e desenvolvimento: estudos sobre o potencial dinamizador da mineração na economia brasileira**. 1 ed. São Paulo: Ed. IBRAM, 2013. ISBN 97885915804-08.

Granger, C. W. J., & Newbold, P. Spurious regressions in econometrics. **Journal of Econometrics**, 2(2), 111-120. doi: 10.1016/0304-4076(74)90034-7. 1974

Hill, C.; GRIFFITHS, W; JUDGE, G. **Econometria**. São Paulo: Saraiva, 1999.

IBRAM. Informações e Análises da Economia Mineral Brasileira. 7º Ed. Disponível em: <<http://www.ibram.org.br/sites/1300/1382/00004035.pdf>>. Acesso em: junho 2015.

Investment Mine Info Mine. Disponível em: <<http://www.infomine.com/investment/metal-prices/>>. Acesso em: junho 2015.

JOHANSEN, S.; JUSELIUS, K. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration — with applications to the demand for money. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, 52: 169-210.1988.

\_\_\_\_\_ Maximum likelihood estimation and inference on cointegration — with applications to the demand for money. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, 52: 169-210.1990.

KWIATKOWSKI, D., PHILLIPS, P. C., SCHMIDT, P., SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root? **Journal of Econometrics** 44, 1992.

MADDALA, G.S.; KIM, In-Moo. Unit roots, cointegration and structural change. **United Kingdom: Cambridge Univeristy Press**, 1998.

MDIC. Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comercio Exterior. **EXPORTAÇÃO MERCADO DE COMMODITIES**. Disponível em <[http://www.mdic.gov.br/sistemas\\_web/aprendex/cooperativismo/index/conteudo/id/304](http://www.mdic.gov.br/sistemas_web/aprendex/cooperativismo/index/conteudo/id/304)>. Acesso em: junho 2015.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: um curso em séries temporais financeiras**. 2ª Edição, São Paulo: Blucher, 2011.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo, Edgard Blücher, 2004.

MORTATTI; C. M. **Determinantes do comércio Brasil-China de commodities e produtos industriais: uma aplicação do modelo VAR**. Monografia apresentada à Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz .(ESALQ/USP). Universidade Federal de São Paulo. Disponível em: <http://www.cepea.esalq.usp.br/pdf/CaioMortatti.pdf>. Acesso em: junho 2015.

MURAKAMI, N. P. **Identificação de modelos VAR e causalidade de Granger**: uma nota de advertência. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/45/45133/tde-14072011-221932/en.php>>. Acesso em: junho 2015.

NEIVA, J. Conheça o petróleo e outras fontes de energia. In: **Conheça o petróleo e outras fontes de energia**. Ao Livro Técnico, 1983.

NEVES, O. R. CAMISASCA, M. M. **Aço Brasil**: uma viagem pela indústria do aço Belo Horizonte: Escritório de Histórias, 2013. 192 p. ISBN 978-85-87981-48-6.

RIBEIRO, R. A. C. **Desenvolvimento de novos materiais cerâmicos a partir de resíduos industriais metal mecânicos**. Dissertação Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

RODRIGUES, da Silva Fernando Antonio. **O Informe Mineral - Desenvolvimento & Economia Mineral**. 1º Semestre 2006 ISSN 1807-0388. Disponível em: <<http://www.dnpm.gov.br/dnpm/informes/informe-mineral-2006-1o-semester>>. Acesso em: maio 2015.

SEPIDEH, Dolatabadim; et al. A fractionally cointegrated VAR analysis of price discovery in commodity futures markets Research Paper 2014-24 Conference on Performance of Financial Markets and Credit Derivatives, **Centre for Economics and Financial Econometrics**, Deakin University, Australia, which was given by the second author in May, 2014.

SOUZA, F; ALMEIDA, G, S; FELICIANI, V. A; SOUZA, M, A; LOPES, D, L, F. Uso de modelo de memória longa: Previsão de equipamentos para a agroindústria. **Ibero American Journal Of Industrial Engineering**, Santa Catarina, Vol. 2, nº 1, p. 137-153, 2010. Disponível em: [http://www.erevistas.csic.es/ficha\\_articulo.php?url=oai:ojs.portal.incubadora.ufsc.br:article/167&oai\\_iden=oai\\_revista655](http://www.erevistas.csic.es/ficha_articulo.php?url=oai:ojs.portal.incubadora.ufsc.br:article/167&oai_iden=oai_revista655)>. Acesso em abril de 2014.

SOUZA, M. A.; et al. Aplicação de um modelo paramétrico multivariado para o controle da temperatura de fornos de túnel. Production. **On-line** version ISSN 1980-5411. Prod. vol.14 nº 2 São Paulo 2004. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0103-65132004000200008>>.

SOUZA, M. A. et al. **Livro projeto de experimentos**. Disponível em: <<http://w3.ufsm.br/adriano/livro/Livro%20de%20Projetos%20de%20Experimentos.pdf>>. Acesso em: junho 2015.

SOUZA, V. O papel das commodities para o desempenho exportador brasileiro. **Indic. Econ. FEE**, Porto Alegre, v. 40, n. 2, p. 79-94, 2013.

SOUZA; A. M. **MONITORAÇÃO E AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO EM PROCESSOS PRODUTIVOS MULTIVARIADOS**. Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina. 2000. Disponível em:

<<http://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/2/browse?value=Souza%2C+Adriano+Mendon%C3%A7a&type=author>>. Acesso em: abril 2015.

SRF. **Secretaria Da Receita Federal Do Brasil MINISTÉRIO DA FAZENDA.** Disponível em: <<http://www.receita.fazenda.gov.br/aduana/ComerMercadBrasil/2002/BrasilChina/comercio.htm>>. Acesso em: junho 2015.

VARTANIAN, R. P. Impactos do índice Dow Jones, commodities e cambio sobre o Ibovespa: uma analise do efeito contagio. RAC. **Revista de Administração Contemporânea** [1415-6555] yr: 2012 vol: 16 iss: 4 pg:608. 2012.