

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS  
CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA

Wesley Dias Oliveira

**EFEITO *OVERCONFIDENCE* NA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA?** Uma análise  
estatística do índice Ibovespa no período de pandemia do Covid-19.

Florianópolis

2022

Wesley Dias Oliveira

**EFEITO *OVERCONFIDENCE* NA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA?** Uma análise estatística do índice Ibovespa no período de pandemia do Covid-19.

Trabalho Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica do Centro Tecnológico da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Engenheiro Mecânico

Orientador: Prof. Daniel Cristian Henrique Dr..

Florianópolis

2022



Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

OLIVEIRA, Wesley Dias

Overconfidence na Bolsa de Valores Brasileira : Uma  
análise estatística do índice Ibovespa e outros segmentos no  
período de pandemia do Covid-19 / Wesley Dias OLIVEIRA ;  
orientador, Daniel Christian HENRIQUE, 2022.

75 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -  
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,  
Graduação em Engenharia de Produção Mecânica, Florianópolis,  
2022.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Mecânica. 2. Finanças  
Comportamentais. 3. Overconfidence. 4. Bolsa de Valores.  
5. Vetor Autorregressivo. I. HENRIQUE, Daniel Christian.  
II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em  
Engenharia de Produção Mecânica. III. Título.

Wesley Dias Oliveira

**EFEITO *OVERCONFIDENCE* NA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA?** Uma análise estatística do índice Ibovespa no período de pandemia do Covid-19.

Este Trabalho Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Engenheiro Mecânico” e aprovado em sua forma final pelo Curso Engenharia de Produção Mecânica

Florianópolis, 26 de abril de 2022.

---

Profa. Mônica Maria Mendes Luna, Dra.  
Coordenadora do Curso

**Banca Examinadora:**

---

Prof. Daniel Christian Henrique, Dr.  
Orientador  
Instituição Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

---

Prof. Marco Antônio de Oliveira Vieira Goulart, Dr.  
Avaliador  
Instituição Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

---

Prof. Ricardo Villarroel Dávalos, Dr.  
Avaliador  
Instituição Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

Este trabalho é dedicado a Deus, meus queridos pais e sogros, meus irmãos e demais familiares e, principalmente, ao amor da minha vida, Ana Flávia.

## AGRADECIMENTOS

Primeiro de tudo eu queria muito agradecer a Deus por todas as dádivas diárias que fazem eu me sentir mais amado por Ele a cada dia. Sem Jesus em minha vida eu nada seria.

Agradeço também a minha esposa, Ana Flávia Costa Oliveira, que durante toda minha jornada acadêmica, acreditou em mim, me incentivou e me ajudou a encontrar forças, quando eu mesmo já estava a ponto de desistir. Obrigado do fundo do meu coração meu amor.

Agradeço também a minha família, Nerivaldo, Leontina, Leonardo, Jefferson e Therezinha (in memoriam) por serem a base forte que me manteve até que eu pudesse caminhar com meus próprios pés. Vocês estão na essência do meu ser e nada que eu pudesse escrever aqui conseguiria agradecer todo o sacrifício que fizeram por mim durante toda a minha vida.

Agradeço a João Martinho e Ana Lúcia, João Filipe e Louise, Samuel e Sarah e vó Leonor, por toda a torcida que fizeram por mim em todos esses anos de universidade. O apoio de vocês foi fundamental.

Agradeço aos demais familiares, amigos da igreja, colegas de trabalho, amigos da faculdade, pelo apoio, amizade e incentivo que tem me proporcionado durante todo os anos da faculdade. É uma alegria ter vocês ao meu lado.

Por fim, agradeço ao Professor Orientador Daniel Henrique, que muito me incentivou e me auxiliou a fazer de tudo para que este trabalho fosse entregue da melhor forma possível.

A todos o meu muitíssimo obrigado.





## RESUMO

Nos últimos anos, nota-se um crescimento vertiginoso no número de investidores pessoa física na Bolsa de Valores Brasileira (B3). Movidos pelas oportunidades de ganhos com a volatilidade do mercado especulativo, muitos investidores buscam comprar ações na baixa para vender na alta, esperando realizar ganhos num futuro próximo. Imbuído desta justificativa, é necessária a pergunta: Há uma possível formação do efeito *Overconfidence* no período de retomada de alta do índice IBOV após os primeiros meses da pandemia do Covid-19? Para responder esta problematização foi necessária a utilização do método de Statman et al (2006) que usa as ferramentas analíticas computacionais, Vetores Autorregressivos (VAR), Função Impulso Resposta (FIR) e a Causalidade de Granger, buscando encontrar relação entre os retornos e volumes defasados que indicariam a manifestação do efeito *overconfidence* na bolsa de valores brasileira. Foram tomados dados de fechamento e volume do IBOV, segmentos Minerais Metálicos e Exploração Refino e Distribuição de Petróleo para 442 dias e posteriormente divididos em períodos de Alta e de Baixa e a análise destes dados em dois ensaios. O resultado é que de fato houve efeito *overconfidence* na bolsa de valores Brasileira, mas somente para o Segmento de Minerais metálicos no período em que a B3 estava em momento de alta, sem que houvesse o efeito diretamente nas variáveis retorno e *turnover* do Índice. Foi possível verificar e analisar a ocorrência de diversas relações entre as variáveis do segmento, do IBOV, como a presença do impacto do volume sobre o retorno no ensaio 2 para ambos segmentos. Pode-se também analisar alguns impactos entre as demais variáveis e as commodities, sem, no entanto, encontrar as relações de excesso de confiança.

**Palavras-chave:** Finanças Comportamentais. Efeito *Overconfidence*. B3.

## ABSTRACT

In recent years, there has been a vertiginous growth in the number of individual investors on the Brazilian Stock Exchange (B3). Driven by earnings opportunities with market volatility, many investors in high buy stocks in low speculation to sell stocks, hoping to make gains in the near future. Imbued with this justification, the question is necessary: Is there a possible formation of the Overtrust effect in the period of recovery of the IBOV index after the first months of the Covid-19 pandemic? To answer the questioning, it was necessary to use the method of Statman et al (2006) that uses as statistical analytical tools, Vectors Function Impulse Response (IF) and Granger Causality, seeking to find a relationship between returns and lagged volumes that indicate a manifestation of the overconfidence effect on the Brazilian stock exchange. Closing and volume data were obtained from IBOV, Metallic Mine and Oil Exploration segments for 442 days and later Low of 4 separate periods into High and Low periods and data analysis in two trials. The effect is on confidence in the Brazilian stock exchange, but only for the segment of metallic suits mines, not in which B3 had a period of high, without the effect having a direct effect on the return and turnover variables of the Index. It was verified and verified the occurrence of several relationships between variables of the IBOV segment, such as the presence of both in the volume on the return in the 2-segment trial. One can also analyze some impacts between the other variables and as commodities, without, however, finding the overconfidence relationships.

**Keywords:** Behavioral Finance. Overconfidence. B3.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Series Temporais Logarítmicas do PIB, Renda Pessoal Disponível (RPD) e Despesas de Consumo Pessoa (DCP)	26
Figura 2: Retorno do índice Bovespa – exemplo de série estacionária	27
Figura 3: Teste de Causalidade de Granger	30
Figura 4: Metodologia de Análise do Ensaio 1	32
Figura 5: Metodologia aplicada para o segundo Ensaio	34
Figura 6 - Fechamento das Pontuações do Índice Bovespa no Período	35
Figura 7: Fechamento das Pontuações do IBOV com os períodos de Alta e Baixa	39
Figura 8: Quantidade de títulos negociados no Índice Bovespa	40
Figura 9: Série estacionarizada do Retorno do IBOV	41
Figura 10: Serie estacionarizada do Turnover do IBOV	41
Figura 11: Função Impulso Resposta com Choque no Retorno do IBOV	44
Figura 12: Séries estacionarizadas do Retorno e Turnover do IBOV	45
Figura 13: Funções Impulso Resposta com Choque no Retorno	47
Figura 14: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Minerais Metálicos para o Período de Alta do IBOV	49
Figura 15: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Minerais Metálicos para o Período de Alta do IBOV	50
Figura 16: Resposta de T_MINER_ALTA após a aplicação de um impulso em R_MINER_ALTA	51
Figura 17: Gráficos de Aplicação da FIR para Variáveis em estudo – Minerais Metálicos - Alta	53
Figura 18: Série temporal dos Fechamentos da <i>commodity</i> TIOc1	58
Figura 19: Gráficos de aplicação da FIR nas variáveis selecionadas	59
Figura 20: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Exploração Refino e Distribuição para o Período de Alta do IBOV	62
Figura 21: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Exploração Refino e Distribuição para o Período de Baixa do IBOV	62
Figura 22: Funções impulso resposta – Petro Alta	65
Figura 23: Série temporal dos Fechamentos da <i>commodity</i> WTI <i>Crude Oil</i>	68
Figura 24: Gráficos de aplicação da FIR nas variáveis selecionadas	69

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Empresas que compõem os segmentos estudados	36
Tabela 2: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade	41
Tabela 3: <i>p-values</i> das Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Alta	42
Tabela 4: Equação do Vetor Autorregressivo e <i>p-values</i> dos Coeficientes	42
Tabela 5: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade – IBOV Baixa	45
Tabela 6: Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Baixa	45
Tabela 7: Equação do Vetor Autorregressivo e <i>p-values</i> dos Coeficientes	46
Tabela 8: Resultados dos testes ADF e KPSS para verificação de estacionariedade em ambos os Períodos	49
Tabela 9: <i>p-values</i> das Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Alta	50
Tabela 10: Equação do VAR para o <i>lag</i> de 1 dia – Minerais Metálicos - Alta	51
Tabela 11: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Minerais Metálicos - Alta	52
Tabela 12: Aplicação da Equação do VAR – Minerais Metálicos Alta	52
Tabela 13: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Minerais Metálicos - Alta	53
Tabela 14: Resumo de aplicação das Ferramentas – Minerais Metálicos - Alta	54
Tabela 15: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Minerais Metálicos - Baixa	56
Tabela 16: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Minerais Metálicos - Baixa	56
Tabela 17: Aplicação da Equação do VAR – Minerais Metálicos - Baixa	57
Tabela 18: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Minerais Metálicos - Baixa	58
Tabela 19: Resumo de aplicação das Ferramentas – Minerais Metálicos - Baixa	60
Tabela 20: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade em ambos os Períodos	61
Tabela 21: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Petróleo - Alta	63
Tabela 22: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Petróleo - Alta	63
Tabela 23: Aplicação da Equação do VAR – Petróleo - Alta	64
Tabela 24: Resumo de aplicação das Ferramentas – Petróleo - Alta	66
Tabela 25: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Petróleo - Baixa	66
Tabela 26: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Petróleo - Baixa	67
Tabela 27: Aplicação da Equação do VAR – Petróleo - Baixa	68
Tabela 28: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Petróleo - Baixa	69
Tabela 29: Resumo dos Choques dados na FIR para o VAR – Petro Baixa	70

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

B3	Brasil Bolsa Balcão (Bolsa de Valores Brasileira)
IBOV	Índice Bovespa
VAR	Vetor Autorregressivo
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
CAPM	Capital Asset Pricing Model
FIR	Função Impulso-Resposta
ADF	Dickey Fuller Aumentado (Teste de Estacionariedade)
KPSS	Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (Teste de Estacionariedade)
R_IBOV_ALTA	Retorno do índice Bovespa – Alta
R_IBOV_BAIXA	Retorno do índice Bovespa – Baixa
T_IBOV_ALTA	Turnover do índice Bovespa – Alta
T_IBOV_BAIXA	Turnover do índice Bovespa – Baixa
R_PETRO_ALTA	Retorno do Segmento Exploração, Refino e Distribuição – Alta
R_PETRO_BAIXA	Retorno do Segmento Exploração, Refino e Distribuição – Baixa
T_PETRO_ALTA	Turnover do Segmento Exploração, Refino e Distribuição – Alta
T_PETRO_BAIXA	Turnover do Segmento Exploração, Refino e Distribuição – Baixa
R_WTI_ALTA	Retorno da Commodity WTI Crude Oil – Petróleo – Alta
R_WTI_BAIXA	Retorno da Commodity WTI Crude Oil – Petróleo – Baixa
R_MINER_ALTA	Retorno do Segmento Minerais Metálicos – Alta
R_MINER_BAIXA	Retorno do Segmento Minerais Metálicos – Baixa
T_MINER_ALTA	Turnover do Segmento Minerais Metálicos – Alta
T_MINER_BAIXA	Turnover do Segmento Minerais Metálicos – Baixa
R_TIOC1_ALTA	Retorno da Commodity TIOc1 Ore – Minério de Ferro – Alta
R_TIOC1_BAIXA	Retorno da Commodity TIOc1 Ore – Minério de Ferro – Baixa

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
1.1	JUSTIFICATIVA .....	16
1.2	PROBLEMATIZAÇÃO .....	17
1.3	OBJETIVOS .....	18
<b>1.3.1</b>	<b>Objetivo Geral.....</b>	<b>18</b>
<b>1.3.2</b>	<b>Objetivos Específicos .....</b>	<b>18</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>18</b>
2.1	FINANÇAS COMPORTAMENTAIS .....	18
<b>2.1.1</b>	<b>Efeito Overconfidence .....</b>	<b>20</b>
2.1.1.1	<i>Estudos aplicados sobre o Efeito Overconfidence .....</i>	22
2.2	FERRAMENTAS DE ANÁLISE DO EFEITO OVERCONFIDENCE .....	25
<b>2.2.1</b>	<b>Séries Temporais.....</b>	<b>26</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Series Temporais Estacionarias .....</b>	<b>27</b>
2.2.2.1	<i>Testes da Raíz Unitária .....</i>	28
2.2.2.1.1	Testes de raiz unitária Dickey Fuller (DF) e Dickey Fuller Aumentado (ADF) ...	29
2.2.2.2	<i>Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS).....</i>	30
<b>2.2.3</b>	<b>Causalidade de Granger.....</b>	<b>30</b>
<b>2.2.4</b>	<b>Vetor Autorregressivo (VAR).....</b>	<b>31</b>
2.2.4.1	<i>Função Impulso-Resposta (FIR).....</i>	31
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>32</b>
3.1	OBTENÇÃO DE DADOS .....	36
3.2	APRESENTAÇÃO DE VARIÁVEIS – SÉRIES TEMPORAIS.....	38
<b>3.2.1</b>	<b>Retornos do IBOV, Segmentos e Commodities.....</b>	<b>38</b>
<b>3.2.2</b>	<b>Turnover do Segmento .....</b>	<b>39</b>
<b>3.2.3</b>	<b>Volume do IBOV .....</b>	<b>39</b>
<b>4</b>	<b>ENSAIOS.....</b>	<b>40</b>

4.1	ENSAIO 1: ÍNDICE BOVESPA (IBOV) .....	40
4.1.1	<b>Ensaio 1 – Período de Alta do IBOV</b> .....	<b>41</b>
4.1.2	<b>Ensaio 1 – Período de Baixa do IBOV</b> .....	<b>45</b>
4.2	ENSAIO 2: SEGMENTOS DA B3 .....	49
4.2.1	<b>Segmento de Minerais Metálicos</b> .....	<b>49</b>
4.2.1.1	<i>Período de Alta do IBOV – Minerais Metálicos</i> .....	51
4.2.1.2	<i>Período de Baixa do IBOV - Minerais Metálicos</i> .....	56
4.2.2	<b>Segmento de Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo</b> .....	<b>62</b>
4.2.2.1	<i>Período de Alta do IBOV – Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo</i> .....	63
4.2.2.2	<i>Período de Baixa do IBOV – Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo</i> .....	67
5	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>72</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>76</b>





## 1 INTRODUÇÃO

Percebe-se, nos últimos anos, que o número de investidores pessoa física na bolsa de valores brasileira, Brasil Bolsa Balcão (B3), cresceu de forma vertiginosa. Segundo a B3 (2020), entre abril de 2019 e abril de 2020, 2 milhões de novos investidores entraram na Bolsa e esta quantidade representa mais de 50% da quantidade total dos investidores em renda variável nos tempos atuais. Movidos pelas oportunidades de ganhos com a volatilidade do mercado especulativo, muitos investidores buscam comprar ações na baixa para vender na alta, esperando realizar ganhos num futuro próximo.

Pode-se notar que o assunto também é um dos mais comentados nas redes sociais e a presença de influenciadores digitais, nestas redes, criou públicos interessados no mercado financeiro. Conforme estudo realizado pela B3 (2020), 73% dos novos investidores buscam informações sobre investimentos na internet e 60% dos entrevistados procuram essas informações por meio de influenciadores digitais. Outro dado encontrado nesse estudo é que apenas 28% afirmam que venderiam suas ações em caso grandes quedas de valor, devido a volatilidades nos papeis. Este número, ainda de acordo com a B3 (2020) é baixo e indica que a maioria destes investidores possui pensamentos de longo prazo.

Entretanto, na prática isto não acontece na maioria dos casos. Em períodos de maior variabilidade dos preços das ações ou do mercado em geral, observa-se um efeito manada onde os investidores, com medo de perderem dinheiro para a volatilidade em momentos de baixa vendem suas ações. E o contrário também acontece em momentos de alta do mercado, causando compras sucessivas de ações, baseada na expectativa de realizar ganhos (HENRIQUE; NETO, 2020)

Dentro das finanças comportamentais, este viés é estudado como efeito *Overconfidence* ou em português Excesso de confiança. Kahneman em seu livro Rápido e Devagar, explica como se dá este efeito:

Nossa confiança excessiva no que acreditamos saber, e nossa aparente incapacidade de admitir a verdadeira extensão da nossa ignorância e a incerteza do mundo em que vivemos. Somos inclinados a superestimar quanto compreendemos sobre o mundo e subestimar o papel do acaso nos eventos. A superconfiança é alimentada pela certeza ilusória da percepção tardia (KAHNEMAN, 2011, p.19)

No campo financeiro, esse efeito também pode ser analisado. Segundo Odean (1999, p.2) “os investidores excessivamente confiantes [...] têm crenças irrealistas sobre seus lucros

comerciais esperados” e por estarem enviesados pela confiança excessiva acreditam que estão acima da média em relação as habilidades de gerir seus investimentos e acabam negociando mais vezes no mercado de ações (GLASER; WEBER, 2003). Ou seja, “este viés é caracterizado por um comportamento impulsivo por parte dos investidores que, pensando ser melhores que os demais, transacionam mais tentando obter um maior ganho” (MOREIRA, 2012, p.29). O *Overconfidence* pode ser caracterizado no mercado como uma alta no volume após repetidas altas no retorno do mercado, como salienta Prates *et al*:

A existência de excesso de confiança no comportamento dos investidores implica que o volume negociado seja aumentado a cada alta no retorno, pois os investidores se tornam mais confiantes em si mesmos após operações com retornos positivos, passando a operar mais no mercado. (PRATES; SANTOS; COSTA JUNIOR, 2014, p.03)

Outro fator que indica a alta volatilidade no período são os pontos de fundo e topo na pontuação do índice IBOV. Após as primeiras notícias sobre os fechamentos de empresas causados por conta da pandemia e os sucessivos *lockdowns*, o índice IBOV chegou a cair 45% chegando aos 62.161 pontos (BOMFIM, GAGLIANO, 2021). Em julho de 2020, o índice apresentou sinais de melhora a fechou o ano de 2020, recuperado após a queda, apresentando alta anual de 2,92% (GAGLIANO, 2021) com 119.017 pontos. Estes fatos denotam algumas características que precisam ser destacadas. A pandemia do Covid-19 e seus posteriores eventos macroeconômicos desencadearam primeiramente uma forte volatilidade que chegou a perder 45% em poucos dias no principal índice de ações do mercado brasileiro, o Ibovespa (IBOV), e que posteriormente, foram recuperadas ao longo do ano (VIEIRA; LUCAS; GOMES; SANTOS, 2021).

## 1.1 JUSTIFICATIVA

Assim, defronte dos dados, a principal justificativa de estudo no presente trabalho é analisar se após o aumento de investidores pessoa física na B3 e durante o período do estudado, o índice IBOV foi impactado por alterações no volume com relação a aumentos dos retornos diários tanto nas variáveis do índice Bovespa, quanto dos demais segmentos estudados, caracterizando assim o efeito de confiança excessiva dos investidores. Além disso, dado que o Brasil é um país majoritariamente exportador de *commodities* pois em 2010, contribuíam 47,7% da balança comercial brasileira (SHETTY; ARISPE, 2011; BLULM; OSÓRIO; SESSA, 2021),

e que as duas principais empresas exportadoras brasileiras (Vale S.A. e Petrobrás S.A.) tem seus negócios atrelados as *commodities*, achou-se necessária a adição desta classe de ativos para verificação das relações entre as *commodities* e os segmentos de análise do trabalho.

Justifica-se também neste trabalho a falta de estudos dentro da área de gestão de investimentos, sobre o tema finanças comportamentais no Brasil e mais precisamente sobre o efeito *Overconfidence*, embora o campo das finanças comportamentais como um todo venha crescendo em importância no mundo. Moreira (2012) destaca que analisando as bases Scopus e ISI *Web of Science* o número de pesquisas publicadas saltou de em torno de 400 para 8500 publicações do início da década de 90 até o ano de 2012. Repetindo a pesquisa no Banco de Artigos da Capes/MEC (*Web of Science*), filtrando as publicações em português, para um período válido de 2012 a 2021 e assumindo que a maioria destas publicações são de autores brasileiros, utilizando os termos de pesquisa “Finanças Comportamentais” e “*Overconfidence*” pode-se verificar um resultado de 653 e 90 publicações, respectivamente. Estes números mostram que apesar do crescimento do tema no mundo proposto por Moreira (2012), no Brasil pesquisas sobre estes temas ainda são poucas e o presente trabalho visa contribuir com eles.

A terceira e última justificativa, é referente ao tema de estudo. Há um interesse pessoal do autor na discussão sobre finanças comportamentais e na análise analítica e econométrica das funções que auxiliam na verificação dos resultados.

## 1.2 PROBLEMATIZAÇÃO

Assumindo o índice IBOV como parâmetro para a realização desta pesquisa e analisando que durante os eventos macroeconômicos derivados da pandemia do Covid-19 ocorreram bruscas alterações nas cotações das ações brasileiras, pode-se buscar algumas respostas para o seguinte problema: Há uma possível formação do efeito *Overconfidence* no período de retomada de alta do índice IBOV após os primeiros meses da pandemia do Covid-19? Para responder esta problematização serão necessárias a utilização de algumas ferramentas analíticas computacionais como Vetores Autorregressivos (VAR), Função Impulso Resposta (FIR) e a Causalidade de Granger, juntamente com os dados de retorno diários em séries temporais, relacionados com o seu volume de negociação.

Portanto esse trabalho visa encontrar a manifestação do efeito *overconfidence* na bolsa de valores brasileira no período pós queda da pontuação do índice IBOV durante a pandemia do Covid 19 através análise da relação defasada entre o retorno e volume.

### 1.3 OBJETIVOS

Nas seções abaixo estão descritos o objetivo geral e os objetivos específicos desta monografia.

#### 1.3.1 Objetivo Geral

- Analisar uma possível formação do efeito Overconfidence no índice IBOV pós-pânico inicial do mercado financeiro com a pandemia do Covid-19.

#### 1.3.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos tem-se:

- Averiguar uma possível formação do Efeito Overconfidence no Índice Bovespa.
- Averiguar uma possível formação do Efeito Overconfidence nos segmentos do Ibovespa ligados às commodities Petróleo e Minério de Ferro.
- Verificar a ocorrência de impactos preditivos do volume no retorno dos segmentos do Ibovespa ligados às commodities Petróleo e Minério de Ferro e no IBOV.
- Analisar o impacto das commodities Petróleo e Minério de Ferro, nos retornos e turnovers dos seus respectivos segmentos do Ibovespa.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção, serão apresentados os principais conceitos e temas desenvolvidos neste trabalho. Primeiro serão contextualizadas as finanças comportamentais e sua área de estudo. A seguir, continua-se com o aprofundamento do tema *Overconfidence*, definindo o conceito e revisitando as principais bibliografias a este respeito.

### 2.1 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS

No final da década de 50 iniciou-se a era das teorias financeiras. A partir desse período, passou-se a estudar as finanças como ciência, com a adoção de modelos estatísticos e probabilísticos, desaguando em seus conceitos conhecidos como, a hipótese dos mercados eficientes e o modelo de precificação de ativos (CAPM) (HENRIQUE, 2018). Estes conceitos são baseados na ideia de que a economia é racional e seus agentes representados de duas maneiras: “O agente representativo (1) toma decisões de acordo com os axiomas da teoria da utilidade esperada e (2) faz previsões imparciais sobre o futuro” (THALER, 1999, p.12). seguindo este raciocínio, a hipótese de mercados eficientes (HME) assume que os preços adquirem eficientemente todas as informações disponíveis sobre o mercado, sendo assim a alternativa justa para o real valor dos ativos (MILANEZ, 2003)

Ainda segundo Milanez (2003, p.3) “nesse contexto, a chamada Teoria das Finanças Comportamentais [...] surge como uma opção à teoria de Finanças Tradicional” iniciadas na década de 50. Divergindo das teorias tradicionais de finanças, a abordagem de finanças comportamentais assume que os agentes financeiros, ou seja, aqueles que atuam no mercado, em geral possuem vieses irracionais, falhas cognitivas e de julgamento que impedem que a tomada de decisão seja racionalmente satisfatória (HENRIQUE; NETO, 2020). Esta alternativa, separa-se das Finanças Neoclássicas ao comparar os dados com os modelos utilizados, pois os retornos médios e os comportamentos dos indivíduos em relação ao volume de negociações não corroboravam com os modelos existentes (BARBERIS; THALER, 2003; ANDRIKOPOULOS, 2007; MULLAINATHAN; THALER, 2001). Um desses comportamentos que contradizem o modelo, trata-se do conceito de aversão ao risco que aparece nas finanças Tradicionais, mas como pode-se ver em Odean (1998, p.1 apud HENRIQUE, 2018, p .46) não condiz com indivíduos reais:

Há um pressuposto de que todas as pessoas são avessas ao risco. Sob esta ótica, por qual razão milhões de pessoas jogam na loteria com uma probabilidade quase nula de ganhar? Os autores comportamentais das finanças passam a modelar as formas em que as pessoas passam a buscar esses riscos. Propõem duas partes nesse processo: a primeira é que na maior parte do tempo os indivíduos têm aversão ao risco; segunda: eles não eliminam o risco e até o buscam de formas distintas. O erro dos economistas neoclássicos está em apenas modelar a primeira.

Assim, o surgimento do ideário em torno das finanças comportamentais busca solucionar problemas não atendidos pelos métodos tradicionais, como os episódios especulativos históricos das Tulipas na Holanda e o *crash* da bolsa de 29 nos Estados Unidos (HENRIQUE, 2018; MILANEZ, 2003).

Entretanto as pesquisas relacionadas as finanças comportamentais ainda são de todo recentes, sendo que o primeiro estudo relacionado na área surgiu apenas em 1972, e de forma isolada no *Journal of Finance* por Slovic e em seguida despontou o renomado estudo de Kahneman e Tversky em 1979, sobre as decisões dos indivíduos adotarem atalhos e heurísticas não meramente racionais (HENRIQUE, 2018). Andrikopoulos (2007), ressalta que nas décadas de 80 e 90 do século passado, “as teorias de finanças comportamentais passavam por processos construtivos e intensos debates acadêmicos” como forma de serem validados. Shefrin (2009), identifica que a solidez dos argumentos das teorias comportamentais é se abastecer das teorias da psicologia, buscando compreender os processos que fazem o homem fugir de um comportamento racional.

Finalizando a seção, destaca-se que no presente século, é notória a evolução do tema finanças comportamentais, tornando-se uma teoria consolidada e não mais controversa (THALER, 1999).

### **2.1.1 Efeito Overconfidence**

No final do século XX, as finanças comportamentais passaram a ser mais discutidas e cada vez mais trabalhos acadêmicos foram produzidos contribuindo assim para a ampliação do conhecimento sobre diversos vieses comportamentais, como: “Efeito Dotação, Efeito Overconfidence, Efeito Disposição, Aversão a perdas, (...), Efeito Manada, Efeito Reflexão, Efeito Configuração, dentre outros” (HENRIQUE, 2018). Desta relação surge o efeito *overconfidence*.

Substancialmente, o efeito *overconfidence*, pode ser definido como o excesso de confiança do indivíduo nas informações sob qual este individuo possui tem conhecimento. Assim, no campo financeiro, este efeito pode comumente ser reconhecido “quando os investidores subestimam os riscos envolvidos nas transações por deduzirem que detêm habilidades maiores que os demais investidores” (HIRSHLEIFER; LUO, 2001; GERVAIS; ODEAN, 2001; STATMAN, THORLEY, VORKINK, 2006; GLASER; WEBER, 2007). A CVM (2015) corrobora aplicando as motivações do indivíduo ao viés e relacionando ambos, quanto a 3 motivos: (1) crença nas informações obtidas pelo investidor são suficientes, (2) a crença na habilidade em controlar os riscos maior do que a realidade e (3) a crença na capacidade individual do investidor superior à média dos investidores.

Estas motivações podem ser vistas como três classificações distintas do excesso de confiança: Erro de calibração ou sobre precisão, ilusões de controle e efeito melhor que a média. (MOORE; HEALY, 2007; GLASER; WEBER, 2007; CRUZ JR., 2009; MENDES-DA-SILVA; YU, 2009; HENRIQUE 2018). Nos parágrafos que seguem pode-se ter um maior aprofundamento das características abordadas em cada uma das classificações.

O Erro de calibração ocorre quando há imprecisão das expectativas quanto ao futuro. Quando o indivíduo assume a si próprio haver certeza em questões que os fatos contradizem a opinião do indivíduo. (CRUZ JR., 2009; MENDES-DA-SILVA; YU, 2009; HENRIQUE 2018). Pesquisas sobre este tema estipulam que em intervalos com nível de confiança de 90% em torno das respostas dos participantes em relação a resposta correta, a precisão ocorre em menos de 50% das vezes ou baixo do nível de significância de 10% (MOORE; HEALY, 2007; GLASER; WEBER, 2007).

Ilusões de controle, aparecem em pessoas que tem a percepção de que possuem mais controle da situação em que estão envolvidos do que realmente tem. (CRUZ JR., 2009; MENDES-DA-SILVA; YU, 2009; HENRIQUE 2018). Ou seja, mesmo que participem de eventos aleatórios originados pelo acaso, as pessoas tendem a agir como se estivessem controlando a situação (TAYLOR; BROWN, 1988).

E por último o efeito melhor que a média que é a tendência das pessoas se caracterizarem melhor que os demais em suas habilidades e atributos pessoais. Um exemplo, se dá ao aluno que considera a sua pontuação em uma prova melhor que a média de todos os colegas da classe, sem ter recebido a nota da prova (MOORE; HEALY, 2007; GLASER; WEBER, 2007). Estes atributos aglutinados, caracterizam por completo o efeito *Overconfidence*

Demonstrados os efeitos cognitivos e comportamentais, pode-se então, dar sequência ao estudo através das literaturas que relacionem a forma de reconhecimento do efeito dentro do campo de análise do mercado financeiro, através de análises empíricas que retornem modelos satisfatórios de obtenção das características do excesso de confiança.

Odean (1998a) e Gervais e Odean (2001) desenvolveram modelos multiperiódicos que atribuem aos ganhos nos retornos dos mercados de alta ao efeito *Overconfidence*, que levam aos aumentos dos volumes de negociação e a mais excesso de confiança. Isto é facilmente testável pelas mudanças intertemporais referente ao volume de negociação. Há também a possibilidade de o excesso de confiança ser a síntese da auto atribuição dos resultados positivos

de investimentos anteriores (HIRSHLEIFER; SUBRAHMANYAM, 1998; CHEN; ZHANG, 2011).

Visto que, investidores racionais devem ser heterogêneos, ou seja, negociar pouco, para manter a vantagem do negócio tanto para o comprador quanto para o vendedor dos ativos (GLASER; WEBER, 2007) é difícil de relacionar a racionalidade com o volume de negociação observado em mercados de ações, pois investidores racionais realizam contribuições e saques periódicos, rebalanceiam suas carteiras e reduzem suas negociações, buscando reduzir impostos (BARBER; ODEAN, 2001). Visto isto, verifica-se que o volume de negociações se torna a variável angular na tratativa empírica de análise do excesso de confiança na bolsa de valores.

Posteriormente, Statman et al. (2006) conduzem uma pesquisa empírica sobre o impacto do excesso de confiança no volume de negociações no mercado dos EUA, assumindo pelo impacto da teoria de Gervais e Odean, que o nível de excesso de confiança se altera com os retornos obtidos, usando-o para medir o *Overconfidence* do Mercado. Em suas descobertas, eles tratam relacionar o volume de negociações com os retornos presentes e passados, de utilizando vetores autorregressivos, verificando assim o efeito *Overconfidence*, como lê-se a seguir:

Em primeiro lugar, encontramos uma relação positiva estatisticamente e economicamente significativa entre o *turnover* [do volume] em todo o mercado e os retornos em todo o mercado defasados, consistente com a previsão da hipótese de excesso de confiança. Em segundo lugar, descobrimos que o volume de títulos individuais está positivamente relacionado aos retornos de títulos defasados e aos retornos de mercado defasados. A resposta positiva do volume de títulos ao próprio retorno defasado é consistente com o efeito de disposição, enquanto interpretamos a resposta positiva do volume aos retornos de mercado defasados como evidência de mudanças no excesso de confiança do investidor. (STATMAN, THORLEY; VORKINK, 2006, p.2)

O estudo de Statman, Thorley e Vorkink (2006) é um divisor de águas quanto a pesquisa do excesso de confiança. Tal estudo será utilizado como base para a análise do Efeito *Overconfidence* no mercado acionário brasileiro.

#### 2.1.1.1 Estudos aplicados sobre o Efeito *Overconfidence*

Segue abaixo uma gama de estudos aplicados sobre o efeito *overconfidence*, buscando acatar uma base bibliográfica que distingue e legitima o presente trabalho. Divide-se esta seção em três fases, apoiando-se em estudos clássicos, orientados a mercados emergentes e por fim no mercado brasileiro, buscando encontrar relação com a pesquisa quantitativa a ser realizada *a posteriori* na seção 4.



Iniciando pelos clássicos e seguindo a ordem adotada no parágrafo anterior, pode-se conferir o texto de Statman e Shefrin em 1985 que buscaram examinar o comportamento dos investidores em relação a realização (venda) dos papéis em determinados cenários de mercado. Como resultado, observaram a relutância dos investidores em vender ações que estão gerando perdas, acontecia mesmo quando as realizações eram prescritas pela teoria clássica.

Terrance Odean (1998b), publicou seu artigo analisando a atuação das pessoas *Overconfidents* no mercado financeiro. Em sua análise, afirma que “o excesso de confiança é uma característica das pessoas, não dos mercados. Seria conveniente se o excesso de confiança de cada pessoa tivesse o mesmo efeito nos mercados, mas não é assim” (ODEAN, 1998b, p.2). Desta forma o efeito de um único *trader* no mercado financeiro não corresponde ao efeito de outros e assim um estudo sistemático feito com apenas poucos investidores seria conforme o autor, “incompleto e talvez enganoso”. O resultado em que chega é que os *traders* negociam demais e custam caro para sociedade, aumentando o volume negociado e diminuindo a utilidade esperada do mercado.

Em outro estudo, Odean (1999) analisou a hipótese de a negociação excessiva nas contas de corretoras de varejo. Corroborando com Statman e Shefrin, ele testa a seguinte hipótese: os investidores negociam excessivamente por que são excessivamente confiantes? O resultado é que os investidores excessivamente confiantes, podem negociar mesmo quando os retornos forem menores do que os custos operacionais, e mesmo quando esses custos são ignorados, ainda assim esses investidores tendem a reduzir o retorno de seus investimentos. Esta pesquisa teve um “resultado mais extremo que o previsto apenas pelo excesso de confiança” (ODEAN, 1999, p. 18).

Gervais e Odean (2001) apresentam suas ideias buscando entender se o processo de aprendizagem dos *traders* os tornam mais ou menos confiantes em excesso. O objetivo é analisar a curva de aprendizagem dos investidores e entender se estes aprendem a ser *Overconfidents* com a experiência adquirida acreditando em suas próprias habilidades. O estudo foi baseado em um modelo multiperíodo que descrevem os dois processos que os *traders* aprendem sobre suas habilidades e como o viés aprendido pode criar o excesso de confiança nos *traders* (GERVAIS; ODEAN, 2001). O resultado obtido foi que os investidores tem mais excesso de confiança no início de suas carreiras. E com o passar do tempo, conforme se tornam experientes, a autoavaliação passa a ser mais realista e menos suscetível ao efeito *Overconfidence*.

Corroborando com os estudos de Gervais e Odean (2001), Barber e Odean (2001) discutem o efeito *Overconfidence* a partir da análise de gênero, buscando entender se há diferença na suscetibilidade do efeito entre homens e mulheres. Os autores dividiram os dados, primeiramente entre investidores mais e menos propensos ao excesso de confiança e após esta análise, dividiram entre investidores homens e mulheres. O resultado é que a influência do Excesso de Confiança nos retornos foi significativa, reduzindo o retorno dos homens em 0,94 pontos percentuais em relação aos retornos obtidos pelas mulheres. Verificando homens e mulheres solteiras, a diferença é ainda maior, passando para 1,44 pontos percentuais (BARBER; ODEAN, 2001).

Glaser e Weber (2003) utilizando questionários e tendo acesso uma população de aproximadamente 3000 investidores individuais que possuíam contas em corretoras online, procuraram indagá-los com questões inerentes ao efeito *Overconfidence*. Com base nas respostas de 215 investidores pode-se correlacionar as medidas de volume e de excesso de confiança para um período de 51 meses. O resultado obtido foi que “investidores que pensam que estão acima da média negociam mais” (GLASER; WEBER, 2003; p. 9)

Statman et al (2006, p. 1531), testam “as previsões de volume de negociação de modelos formais de excesso de confiança e descobrem que o *turnover* do volume está positivamente relacionado aos retornos defasados por muitos meses”. Esta pesquisa é importante pois foi a primeira a relacionar e encontrar um método estatístico empírico para analisar retornos e volumes e suas interpelações. Cabe ressaltar que a pesquisa de Statman, Thorley e Vorkink, serve de base para todos os trabalhos empíricos na atualidade, não sendo diferente com o presente trabalho.

Nos mercados emergentes, há também estudos estatísticos baseados na análise empírica obtida por Statman et al (2006). É o caso por exemplo, de Chen e Zhang (2011) que tinham como objetivo investigar o excesso de confiança no mercado financeiro de Hong Kong, construindo um modelo baseado no VAR e na defasagem entre volume e retornos financeiros. Os autores puderam encontrar resultados que sugerem que os investidores estão bastante confiantes, sendo o viés comportamental que domina este mercado. Zaiane e Aboub (2009) buscaram seguir a mesma metodologia de Statman, Thorley e Vorkink (2006), para verificar se houve excesso de confiança no mercado tunisiano, entretanto foram encontradas poucas evidências de *Overconfidence*.

Henrique (2018), também seguindo a metodologia de Statman et al (2006), busca em três diferentes ensaios a analisar a ocorrência ou não do Efeito *Overconfidence* em países

emergentes (Indonésia, África do Sul e Chile) no período de 2012 a 2016, através da relação de diversas variáveis como: retorno das ações de empresas mineradoras/exploradoras, turnover do volume, índice S&P500, Taxa de câmbio, retorno das commodities e volatilidades. O resultado apontou que ocorreu o efeito Overconfidence durante todo o período apenas na Indonésia. África do Sul e Chile tiveram quadrimestres sem a observação do efeito.

No Brasil, Cruz Junior et al (2011), através de *surveys* procuraram identificar sinais de excesso de confiança nos preços entre produtores de milho do Sul e do Centro-Oeste do país e a relação dos produtores com o mercado futuro para proteção da produção. Noventa produtores foram selecionados para responderem questões relacionadas a seus conhecimentos do mercado futuro e a suas expectativas de preço das sacas de milho para aquele ano. Os resultados revelaram que os produtores foram descalibrados quando estimaram os preços esperados na forma direta e indireta, inclusive com os entrevistados esperando variações menores do que a de mercado. Semelhantemente, Silveira et al (2013), propuseram um estudo com 244 cafeicultores através de questionários, esperando encontrar indícios de excesso de confiança nos cafeicultores em relação as estimativas de preço de venda das sacas de café, avaliando a precisão em comparação a média histórica. Para 38,9% da amostra, houve excesso de confiança avaliando a variação histórica a partir dos preços de safra e entressafra. Utilizando na análise apenas os meses de safra o percentual de cafeicultores com excesso de confiança chega a 47,5%.

Prates et al (2014), utilizaram-se dos mesmos modelos de Statman, Thorley e Vorkink (2006) e verificaram a ocorrência de excesso de confiança no mercado acionário geral brasileiro, usando a métrica de *turnover* das ações para o cálculo da série temporal estacionária do volume. De forma adicional, analisaram que o efeito *overconfidence* é mais evidente nas empresas *small-caps*, ou seja, empresas que possuem valor de mercado entre 300 milhões e 2 Bilhões de reais.

## 2.2 FERRAMENTAS DE ANÁLISE DO EFEITO OVERCONFIDENCE

Como este é um trabalho quantitativo que busca encontrar o viés comportamental através de dados reais obtidos da bolsa de valores, entende-se que estes dados necessitam de tratamento e metodologias. Desta forma, nesta subseção, discorre-se a respeito das ferramentas empregadas, bem como os tipos de dados que serão utilizados para obtenção dos resultados requeridos.

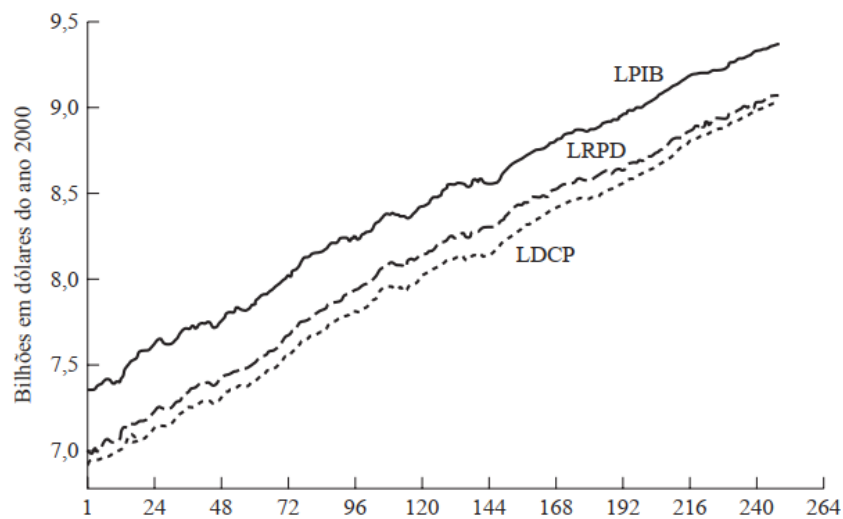
### 2.2.1 Séries Temporais

Séries temporais são quaisquer conjuntos com observações ordenadas em certo período, que podem ser coletados em intervalos regulares, como pode-se verificar na Figura 1 (AIUBE, 2007; GUJARATI, 2011). Neste trabalho, as séries temporais desenvolvidas estão atreladas a dados econômicos como a volume e o retorno do Índice Bovespa (IBOV). Confrontando dados de séries ordenadas no tempo com dados econômicos, pode-se ter alguns exemplos dos intervalos das séries temporais e as variáveis de mercado financeiro, tais como: diariamente (preço das ações); semanalmente (informações sobre oferta de moeda); mensalmente (taxa de desemprego; trimestralmente (PIB) e entre outros (GUJARATI, 2011).

Segundo Aiube (2007), as series temporais podem ser: Discretas, quando o conjunto de observações forem finitos; contínuas, quando o conjunto for infinito e não numerável; estocásticas, quando os componentes do conjunto são aleatórios; determinísticas, quando não houver componente aleatório e o modelo for definido por funções determinísticas; multivariadas, quando a série temporal é representada por um vetor  $e$ ; multidimensional quando a variável tempo assume dimensão superior a 1. Desta forma, pode-se analisar uma dada variável  $Y$  aleatória. Se esta variável apresentar continuidade será denotada  $Y(t)$ , porém, se discreta  $Y_t$ . Dado que a maioria dos dados financeiros são apresentados em variáveis discretas a notação  $Y_t$  é que será utilizada (GUJARATI, 2011), portanto as séries temporais utilizadas serão estocásticas e discretas.

Gujarati (2011) ainda explica que podemos considerar o PIB um processo estocástico, porque para um PIB de valor monetário real em um período, qualquer valor monetário aleatório poderia ter ocupado o mesmo período, dependendo de clima econômico e político que estivesse prevalecendo. Assim, analogamente pode-se considerar que as cotações de ações ou as pontuações do índice IBOV, também são estocásticos e discretos.

Figura 1: Series Temporais Logarítmicas do PIB, Renda Pessoal Disponível (RPD) e Despesas de Consumo Pessoa (DCP)



Fonte: Gujarati (2011)

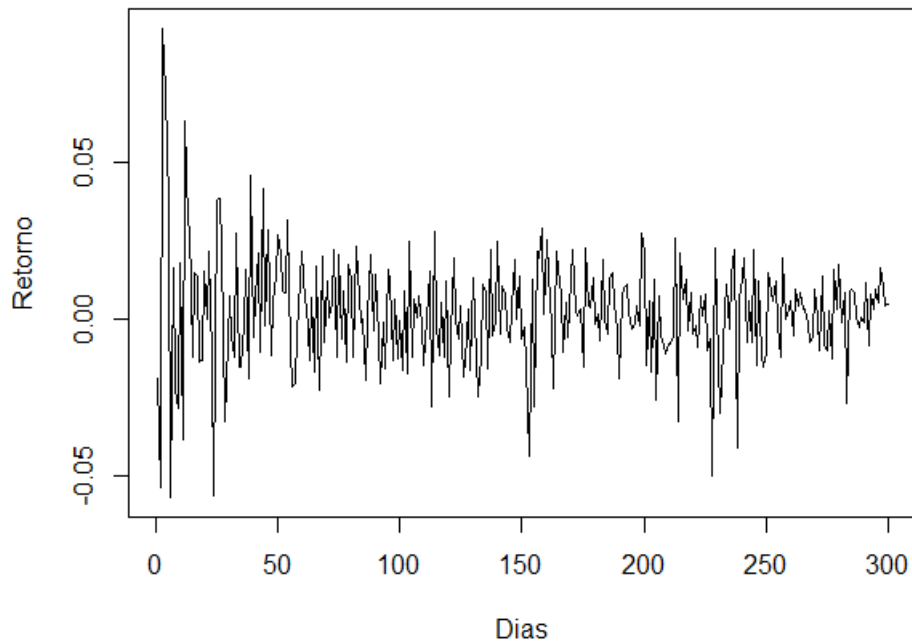
### 2.2.2 Series Temporais Estacionarias

Para Enders (2004) o vetor autorregressivo necessariamente precisa ser composto de series temporais estacionárias, significando que as variáveis serão afetadas somente pelos valores passados e atuais da própria variável. Portanto, como o objetivo deste trabalho é a utilização de séries temporais no método de vetores autorregressivos (VAR), precisa-se entender o que são séries estacionárias. Como tratado na seção anterior, os dados obtidos são estocásticos e discretos. Gujarati (2011, p.734) define a estacionariedade como um processo estocástico que tem sua média e variância constantes ao longo do tempo e com o valor da covariância entre os dois períodos dependendo apenas da distância, do intervalo ou da defasagem entre os dois períodos. Este processo é conhecido como processo estocástico fracamente estacionário.

Em resumo uma série temporal pode ser definida como estacionária, se a média, a variância e a covariância (em diferentes defasagens) forem as mesmas independentemente do período de tempo (GUJARATI, 2011). A figura 3 mostra os dados de retorno do IBOV em uma representação gráfica de séries estacionárias.

Figura 2: Retorno do índice Bovespa – exemplo de série estacionária

### RETORNO DO IBOV - PERIODO DE ALTA



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Para encontrar determinada situação, é necessária a realização de alguns testes que identificam a condição de estacionariedade, como será visto a seguir.

#### 2.2.2.1 Testes da Raiz Unitária

Um dos testes mais utilizados recentemente para verificar se uma série é ou não estacionária é o teste da raiz unitária (AIUBE, 2007; GUJARATI 2011). Este teste é derivado do processo estocástico de raiz unitária, também chamado de passeio aleatório sem deslocamento, que consiste em uma serie temporal estocástica não estacionária (GUJARATI, 2011) o qual pode ser analisado abaixo:

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

Como já verificado os termos  $Y_t$  e  $Y_{t-1}$ , são respectivamente o valor da série em seu período atual e imediatamente anterior e  $u_t$  é termo do ruído branco. Quando  $\rho = 1$ , a equação se torna um processo estocástico não estacionário (GUJARATI, 2011). Se  $\rho < 1$ , então temos uma série estacionária.

Segundo Aiube (2007), a equação (1), pode ser reescrita, diminuindo o termo  $Y_{t-1}$  em ambos os lados, da seguinte forma:

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + u_t \quad (2)$$

$$\Delta Y = Y_t - Y_{t-1} = (\rho - 1)Y_{t-1} + u_t \quad (3)$$

Onde,  $\delta = (\rho - 1)$ , assim:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \quad (4)$$

#### 2.2.2.1.1 Testes de raiz unitária Dickey Fuller (DF) e Dickey Fuller Aumentado (ADF)

O Teste Dickey Fuller (DF), requer que as regressões abaixo sejam verificadas (AIUBE, 2007; GUJARATI, 2011):

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \quad (5)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + u_t \quad (6)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + u_t \quad (7)$$

Com as respectivas Hipóteses Nulas:

- $H_0: \delta = 0$ ,  $Y_t$  é um passeio aleatório;
- $H_0: \delta = 0$ ,  $Y_t$  é um passeio aleatório com deslocamento;
- $H_0: \delta = 0$ ,  $Y_t$  é um passeio aleatório com deslocamento em torno de uma tendência determinística;

Para as quais, a Hipótese Alternativa é  $H_A: \delta < 0$ , a série temporal é estacionária possivelmente em torno de uma tendência determinística. A limitação deste teste, acontece porque o Teste DF podem ser implantados em modelos AR (1), autorregressivos de ordem 1 e termos de erros  $u_t$  não correlacionados. (STOCK; WATSON, 2004; GUJARATI, 2011).

Para casos de onde modelos implantados são autorregressivos de ordem “p” ou termos de erros  $u_t$  são correlacionados, fica necessária a utilização de outro teste, o Dickey Fuller Aumentado (GUJARATI, 2011). O objetivo é que todas as variáveis, passarão pela ferramenta *Dickey Fuller Aumentado* (ADF), responsável pelo teste da raiz unitária, buscando encontrar valores estatísticos para as series temporais inferiores a 1%, 5% ou 10%, e considerando aprovadas as series temporais que convergirem para estes valores (STOCK; WATSON, 2004).

### 2.2.2.2 Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS)

Como um dos problemas dos testes das raízes unitárias é o seu baixo poder diante de um componente de médias móveis próximo ao círculo unitário, utilizou-se também a o teste KPSS acrônimo de Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin, seus idealizadores (BUENO, 2012).

Segundo Bueno (2012) este teste contém como hipótese nula a estacionariedade da série e como hipótese alternativa a não estacionariedade, o que é o contrário dos testes da raiz unitária. Valores de  $p$  abaixo de 10% indicam a estacionariedade da série.

### 2.2.3 Causalidade de Granger

Em regressões simples ou múltiplas, cuja variáveis não envolvem séries temporais, compreende-se que apesar de relações de dependência entre estas variáveis existirem, nem sempre há causalidades entre elas. Filosoficamente, ao construir o seu teste, Granger entendia que o tempo não volta. Se A acontece antes de B, é possível que A esteja causando B, entretanto o contrário não. Eventos futuros não causam eventos presentes. (KOOP, 2000 apud GUJARATI, 2011).

Para Bueno (2012) a questão fundamental é saber se o escalar  $y$  pode prever o escalar  $z$  e se isso não ocorre, diz-se que  $y$  não Granger-causa  $z$ . A forma de responder essa questão é usar um teste F convencional. Bueno (2012, p.226) continua a explicação com um exemplo relacionando a Taxa Meta definida pelo Copom com a Taxa Efetiva observada no mercado. Como o Copom define a Selic, espera-se que a taxa meta, cause a taxa efetiva, mas não há razões para acreditar que a taxa efetiva possa causar a taxa meta. Usando series temporais estacionárias diárias com defasagens de 20 dias, tem-se:

Como pode ser observado na tabela, rejeita-se a hipótese de que a "meta" não causa (no sentido de Granger) a taxa "efetiva", ao passo que se pode rejeitar a hipótese de que a taxa "efetiva" causa a taxa "meta", o que é exatamente o resultado esperado. (BUENO; 2012, p.226)

Figura 3: Teste de Causalidade de Granger

Teste de Causalidade de Granger			
Hipótese Nula	Obs	Estatística F	Probabilidade
META não Granger-causa EFETIVA	1858	4,503	0,000
EFETIVA não Granger-causa META		0,395	0,992



Fonte: Bueno (2012)

## 2.2.4 Vetor Autorregressivo (VAR)

No campo da pesquisa da econometria, o método VAR vem sendo considerado entre os de melhor aplicação no âmbito de variáveis multivariadas (DAVIDSON; MACKINNON, 1993; HENRIQUE, 2018). Ele também vem sendo usado para explicar o inter-relacionamento entre as variáveis (ENDERS, 2004). Enders (2004) também exemplifica que assumindo duas variáveis, por exemplo  $A_t$  e  $B_t$ ,  $A_t$  será afetado pelos valores passados e presente da variável  $B_t$ , e os valores passados e presentes de  $A_t$  também estarão interrelacionados, além de que, o contrário também ocorrerá.

As equações abaixo explicam a dependência das variáveis gerais  $y_t$  e  $z_t$ :

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (8)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (9)$$

Desta forma, o VAR, consegue adicionar em dois vetores os dados de interdependência das duas variáveis. Com a relação de defasagem obtida pelo teste de Granger e aplicando as defasagens obtidas no modelo VAR, através das Equações do Vetor Autorregressivo, tem-se mais uma ferramenta que poderá ser utilizada como balizadora para a verificação da relação entre as variáveis e a presença ou não a presença do Efeito *overconfidence*, nos dados de análise.

### 2.2.4.1 Função Impulso-Resposta (FIR)

Dada as equações (8) e (9), as utilizadas para a análise do VAR, ambas possuem termos de ruído branco, ou erros,  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$  conforme já visto anteriormente. A aplicação da Função Impulso-Resposta, consiste em gerar impulsos de um desvio padrão em uma das equações. O impacto deste impulso em  $\varepsilon_{1t}$  poderá ser então sentido, tanto  $y_t$ , em seus valores atuais e futuros quanto em  $z_t$  que possui termos defasados de  $y_t$  em sua equação (GUJARATI, 2006). Isto é, a função impulso resposta, mede o efeito de um choque em  $t$ , em relação a não existência do choque. (AIUBE, 2007).

### 3 METODOLOGIA

A presente pesquisa tem o interesse de estudar as variáveis relacionadas ao Índice IBOV, segmentos da Bolsa de Valores Brasileira, e *commodities* negociadas no mercado internacional. Definiu-se as variáveis como: retorno diário e quantidade de títulos negociados do IBOV; os retornos e *turnovers* médios e diários dos segmentos de Exploração, Refino e Distribuição e Minerais Metálicos, e suas respectivas *commodities*, como os retornos diários do Barril de Petróleo WTI CRUDE OIL e do Minério de Ferro (TIOc1 ORE). O período estudado será de 20 de março de 2020 a 31 de dezembro de 2021, época dos principais eventos macroeconômicos ocorridos por conta da Pandemia do Covid-19 e serão divididos em duas partes: período de alta do IBOV e período de retração do IBOV. A pesquisa caracteriza-se como quantitativa, baseada em dados secundários (MARKONI; LAKATOS, 2017).

Para melhor análise, achou-se necessária a abordagem em dois ensaios, visto que, os dados serão analisados em duas formas distintas, conforme a seguir:

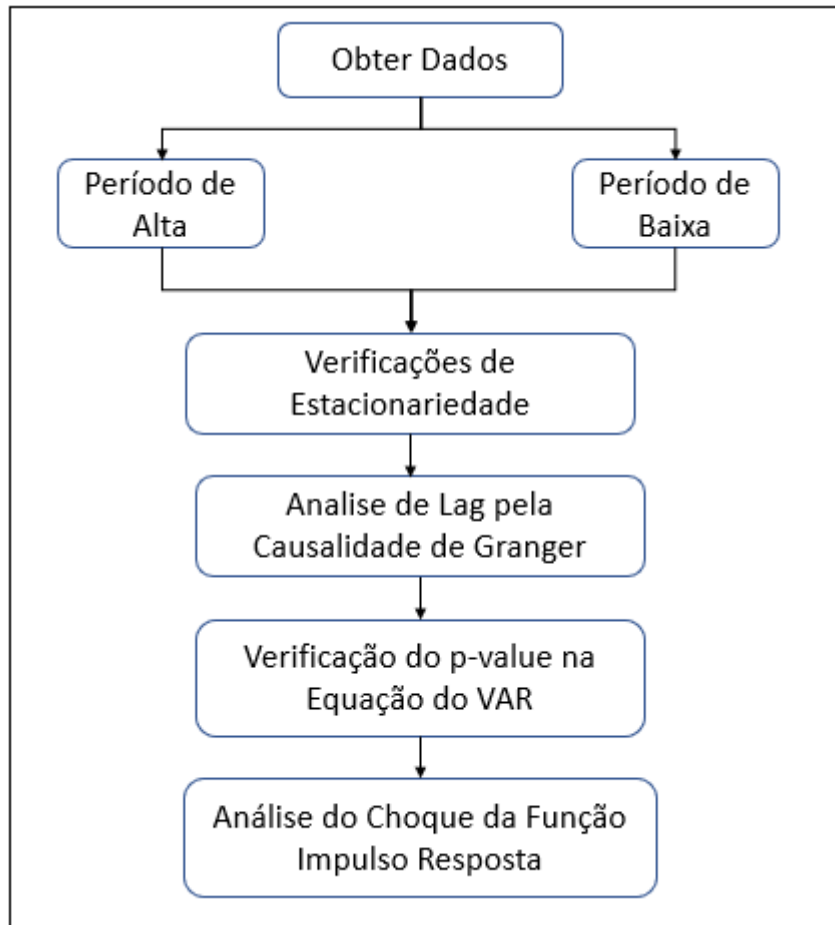
- **Ensaio 1:** A Análise do índice IBOV é uma primeira fonte de resultados que indicará ou não a presença do Efeito Overconfidence diretamente no índice, utilizando somente as variáveis Retorno e Turnover.
- **Ensaio 2:** A análise da existência do Efeito Overconfidence nos segmentos de Exploração, Refino e Distribuição e Minerais Metálicos, com a adição das variáveis retorno e turnover do IBOV e dos Retorno das commodities atreladas a cada segmento.

Para melhor explicação será discorrido a seguir os procedimentos adotados para ambos os ensaios e suas divergências e complementaridades.

- Ensaio 1

Neste Ensaio, os dados trabalhados serão puramente Retorno e *Turnover* do IBOV, analisando se pode ter ocorrido o Efeito de excesso de confiança nessas variáveis nos períodos de alta e baixa e seguirão a metodologia ilustrada na Figura 4

Figura 4: Metodologia de Análise do Ensaio 1



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Logo após a análise e divisão dos dados em período de alta e de baixa do Índice IBOV, é necessária a transformação dos dados em séries temporais. As séries, passam por testes de verificação de estacionariedade como o ADF (Dickey Fuller Aumentado) ou KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin), onde precisam atingir um *p-value* máximo de 10%. Caso não fossem aprovados no teste, ou seja, não apresentem características de estacionariedade a um nível de significância mínimo de 10%, as séries poderiam receber defasagem de primeira diferença (HENRIQUE, NETO, 2020), o que não foi necessário.

Definida a estacionariedade, é então realizado o teste de Granger, que procura encontrar a hipótese da seguinte relação causal: O retorno do Ibovespa causa o seu *Turnover*. P-valores inferiores a 10% indicam que hipótese pode ser atestada. O teste foi realizado para defasagens de 1 a 15 períodos em ambos os períodos de estudo e são selecionadas as defasagens que passaram no teste para a continuação na segunda fase do método, que é buscar encontrar a melhor relação do efeito *overconfidence* através do uso das ferramentas: equação do VAR e Função Impulso Resposta.

As ferramentas utilizadas foram incluídas como opções de análise decisórias para a escolha do efeito *overconfidence* em cada *lag*. Para que fosse considerado o efeito, é necessária que após passarem pelo teste da causalidade, os resultados da equação e da FIR fossem convergentes para a visualização do efeito *overconfidence*. Entretanto, cada uma das ferramentas possui uma maneira de encontrar relações entre as variáveis.

Na Equação do VAR, é necessário encontrar para a Equação do *Turnover* um *p-value* menor do que 0,1 para a variável Retorno no *lag* desejado. Do contrário, a ocorrência de excesso de confiança não pode ser verificada por esta ferramenta.

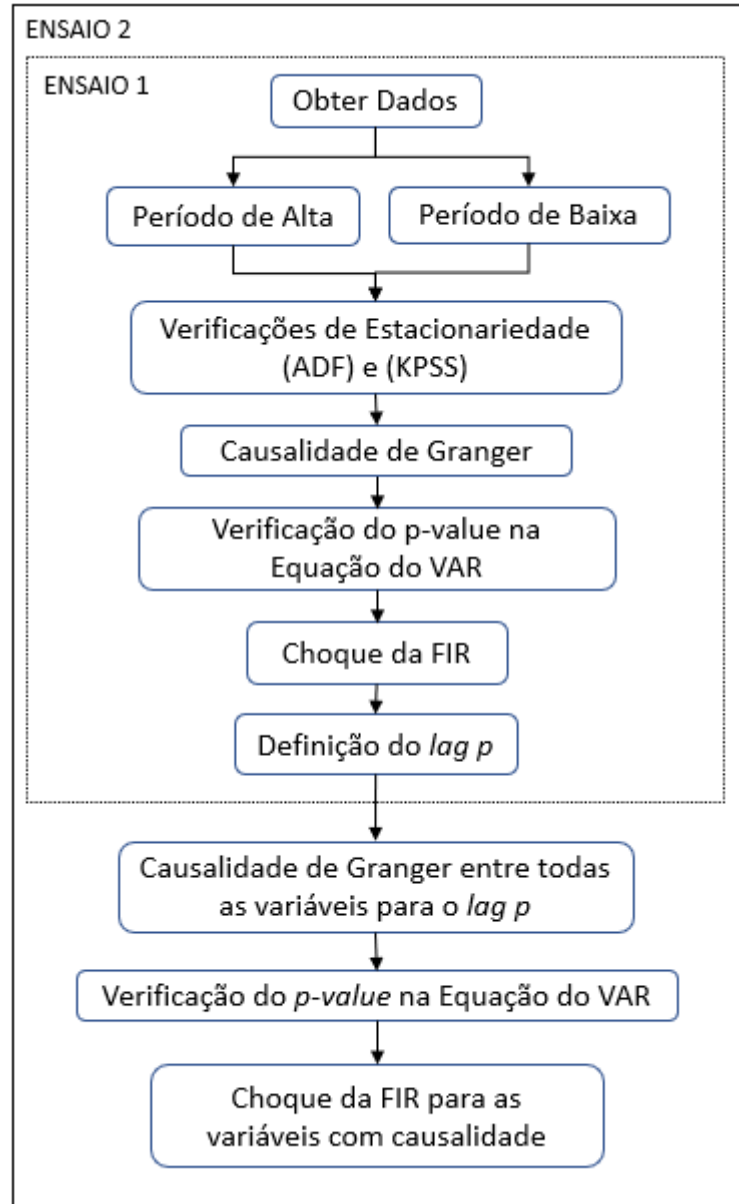
Já para a FIR, a análise é gráfica. Dá-se um choque de um desvio padrão no resíduo da variável retorno e monitora-se o choque dado na variável resposta “*Turnover*”. Caso, a resposta encontrada na variável resposta tenha o mesmo sentido que o choque dado, pode-se verificar a ocorrência de forte relação entre as variáveis.

Após a aplicação das ferramentas e análise dos resultados obtidos para as diferentes defasagens, é escolhida para o estudo e análise a defasagem que apresentou a melhor relação de efeito. Caso não haja relação de excesso de confiança a explicação será apresentada pela menor defasagem que obteve valores favoráveis de causalidade no teste de Granger ou ainda a menor defasagem, se não houver defasagens que passem no teste de Granger.

- Ensaio 2

Neste ensaio as ferramentas são as mesmas, com pequenas alterações no Fluxo do processo e adição das demais variáveis. O processo realizado no ensaio anterior, será novamente aplicado, mas dessa vez em relação as variáveis Retorno e *Turnover* dos segmentos estudados, visando encontrar a defasagem que melhor relaciona as variáveis. Com a defasagem selecionada, adiciona-se ao estudo o Retorno e *Turnover* do IBOV e o Retorno das *commodities*. A Figura 4, ilustra a o método quanto a sua interação com o método aplicado no Ensaio 1.

Figura 5: Metodologia aplicada para o segundo Ensaio



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

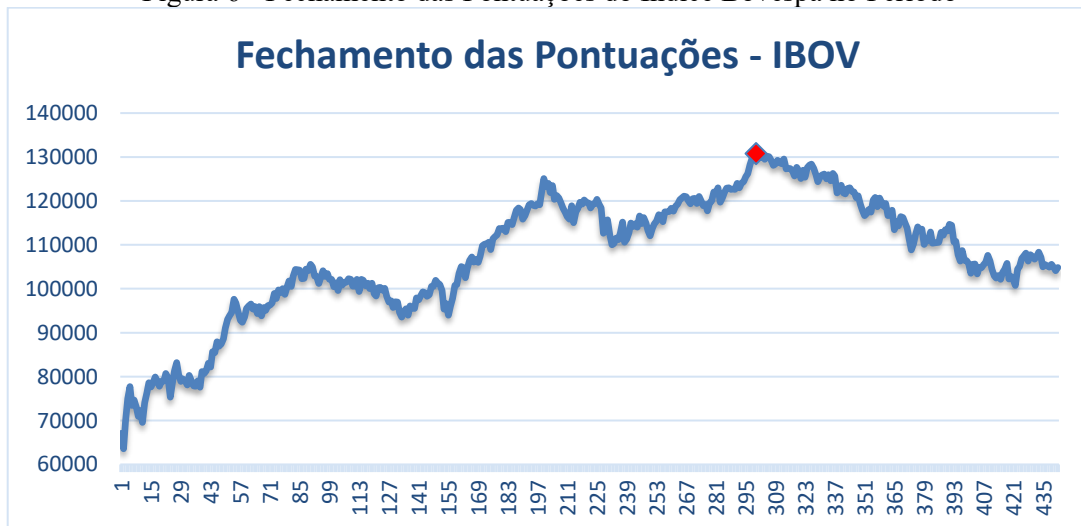
A principal alteração ocorre na adição de outras variáveis e na aplicação das ferramentas de análise pela segunda vez, analisando as cinco variáveis de uma única vez. No Ensaio 1, há apenas duas variáveis (Retorno IBOV e *Turnover* IBOV) e as verificações de resultados são diretamente relacionadas entre elas. Para o Ensaio 2, as ferramentas de análise, são aplicadas duas vezes, a primeira vez, conforme visto no primeiro ensaio, somente para seleção dos *lags* entre o retorno e *turnover* do segmento e posteriormente, junto com as demais variáveis, para encontrar, já com as outras variáveis serão adicionadas, a ocorrência ou não do efeito *overconfidence*.

Além do efeito *overconfidence* este método, permite buscar por outras relações que podem estar ocorrendo entre as variáveis dentro da defasagem selecionada, que também são objetivos do presente estudo.

### 3.1 OBTENÇÃO DE DADOS

Para a coleta de dados utilizados na pesquisa de inter-relação entre os retornos diários de pontuação do índice Ibovespa e seus respectivos volumes, foram utilizadas as plataformas Economatica (2022) e Financial Times (2022). Foi necessário a coleta de várias séries temporais decorrentes do período entre 20 de março de 2020 a 31 de dezembro de 2021. Este período será dividido em dois com base nas pontuações do Índice Bovespa: o Período de alta entre 20 de março de 2020 a 07 de junho de 2021, este último que é o pico de alta histórica do índice Bovespa, e de 08 de junho a 31 de dezembro de 2021, quando o IBOV, apresentou uma retração (a Figura 6 apresenta o gráfico de fechamento das pontuações do IBOV e divide os dois períodos pelo marcador em vermelho)

Figura 6 - Fechamento das Pontuações do Índice Bovespa no Período



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Os dados coletados foram os seguintes:

- Cotações de fechamento diário e Quantidade de Títulos Negociados das ações que compõem o Índice Bovespa;

- Cotações de fechamento diário, Quantidade de Títulos Negociados e Outstandings de todas as ações ordinárias ou preferenciais do segmento Exploração, Refino e Distribuição;
- Cotações de fechamento diário, Quantidade de Títulos Negociados e Outstandings de todas as ações ordinárias ou preferenciais do segmento de Minerais Metálicos;
- Cotações de fechamento diário das commodities WTI Crude Oil (Petróleo) e TIOc1 Ore (Minério de Ferro).

Quanto aos dados retirados dos segmentos em análise, foi realizada uma média diária dos retornos e *turnovers* de todas as ações que compunham os segmentos. Mesmo que algumas ações não possuíssem todos os 442 dias de negociação do período estudado, a realização da média entre os dados disponíveis, permitiu a composição das variáveis que foram analisadas no trabalho. Para o segmento de Minerais Metálicos, duas ações (Litel Participações S.A. e Litela Participações S.A), não possuíam dados de cotações disponíveis na ferramenta Económica (2022), para todos os dias do período analisado e foram desconsiderados para realização do estudo.

Abaixo segue a Tabela 1 com as empresas que compõem os segmentos estudados:

Tabela 1: Empresas que compõem os segmentos estudados

EMPRESA	CÓDIGO
<b>Exploração, Refino e Distribuição</b>	
3R PETROLEUM	RRRP
COSAN	CSAN
DOMMO	DMMO
ENAUTA PART	ENAT
PET MANGUINHOS	RPMG
PETROBRAS	PETR
PETRORECSA	RECV
PETRORIO	PRIO
ULTRAPAR	UGPA
VIBRA	VBBR
<b>Minerais Metálicos</b>	
AURA 360	AURA
BRADSPAR	BRAP
CBA	CBAV
CSNMINERACAO	CMIN
MMX MINER	MMXM
VALE	VALE

Fonte: B3, adaptado pelo Autor (2022)

Para tratamento dos dados e análise, foram utilizados as ferramentas Microsoft Office Excel e o software de programação em linguagem R, RStudio.

### 3.2 APRESENTAÇÃO DE VARIÁVEIS – SÉRIES TEMPORAIS

#### 3.2.1 Retornos do IBOV, Segmentos e Commodities

As séries primárias de um índice, geralmente não possuem a forma de séries estacionárias. Conforme visto, as séries estacionárias variam constantemente ao redor de sua média e com variância constante (HILL; GRIFFITS; JUDGE, 2003), o que não é corroborado pelos dados de pontuação do IBOV, e as cotações de fechamento das Ações e Commodities obtidas. Desta maneira, torna-se imprescindível estacionarizar os dados, conforme Brooks (2015), pela famosa fórmula de cálculo de retorno onde o logaritmo natural do fechamento atual é subtraído do logaritmo natural do fechamento do período imediatamente anterior.

As pontuações diárias do índice, fechamento das ações e commodities, podem ser relacionadas da seguinte forma de acordo com Brooks (2015):

$$R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (10)$$

Onde:

$R_t$  = Retorno diário no período t

$P_t$  = Pontuação do índice IBOV no período t

$P_{t-1}$  = Pontuação do índice IBOV no período t – 1

ln = Logaritmo Natural.

É importante salientar que, no caso dos segmentos da B3 o retorno logarítmico é calculado para cada ação pertencente ao segmento e posteriormente para se chegar ao retorno do segmento específico, é calculada a média aritmética simples, conforme a equação abaixo, onde  $R_i$  é o retorno logarítmico e  $n$ , a quantidade de ações dentro do segmento

$$Ret_{Médio} = \frac{\sum R_t}{n} \quad (11)$$



### 3.2.2 Turnover do Segmento

O cálculo do *turnover* diário das ações é variável utilizada por Statman et al (2006) para a discretização dos dados de volume. A partir dos dados diários de quantidade de títulos negociados nas ações dos segmentos Exploração, Refino e Distribuição e Minerais Metálicos, sobre a quantidade de ações disponíveis no período (*Outstandings*) chegamos ao número do *Turnover* diário (TD).

$$TD = \ln \left( \frac{Q_{Negociados}}{Outstandings} \right) \quad (12)$$

Para Statman, Thorley e Vorkink (2006), o *turnover*, é o dado que melhor representa o volume das empresas, pois significa a parte das ações em circulação da empresa que foi negociada no período.

Entretanto o turnover médio do segmento é a soma dos TDs (turnovers) de todas as ações que compõe o segmento com a quantidade n de ações do segmento, como pode-se ver na equação (13).

$$Turnover \text{ diário Segmento} = \frac{\sum TD}{n} \quad (13)$$

### 3.2.3 Volume do IBOV

Para os dados referente ao volume, analisar mudanças intertemporais são importantes, pois são implicações facilmente testáveis para a verificação do efeito *Overconfidence* (GERVAIS; ODEAN, 2001; STATMAN, THORLEY, VORKINK, 2006). Estes dados, em tese, já são coletados pela diferença diária.

Para o caso especial do IBOV, é custoso e de difícil obtenção os dados de *Outstandings* de todas as ações que compuseram o índice no período. A solução possível foi utilizar como *turnover* chamando o logaritmo natural nos dados de quantidade de títulos negociados do IBOV para estacionarizar a série.

Entretanto, para fim de nomenclatura a variável será denominada Turnover do IBOV ( $T_{IBOV}$ ) em todo o restante do trabalho.

$$T_{IBOV} = \ln (Q_{TITS}) \quad (14)$$

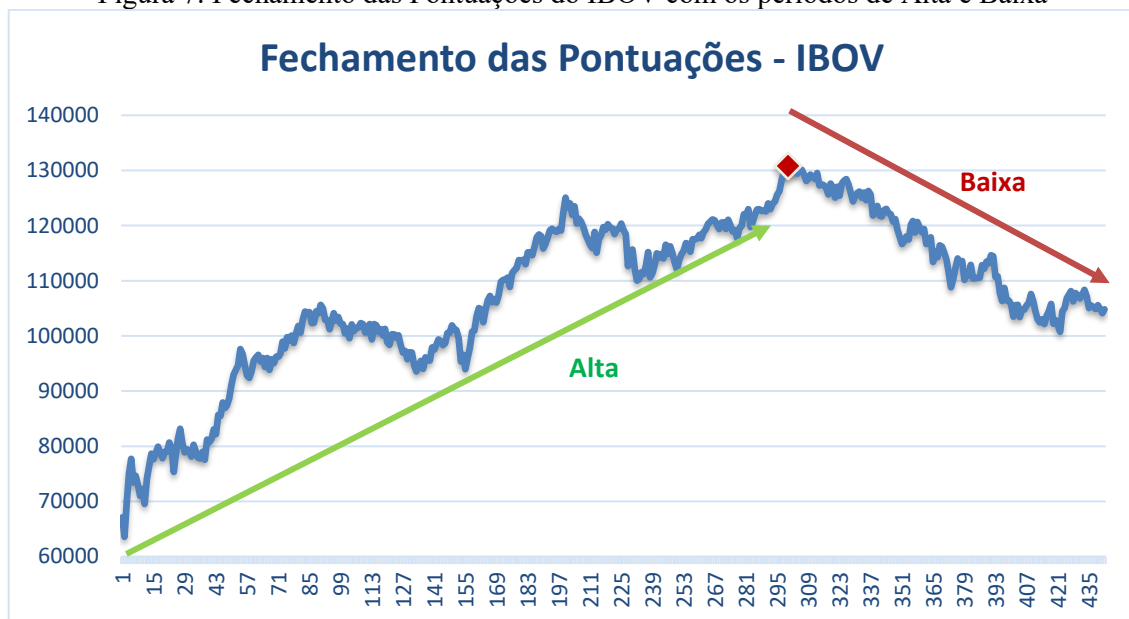
## 4 ENSAIOS

### 4.1 ENSAIO 1: ÍNDICE BOVESPA (IBOV)

A construção deste estudo, baseou-se na verificação do efeito overconfidence no principal índice de ações do mercado financeiro brasileiro, no período de pandemia do covid - 19 pós pânico inicial, que durou praticamente até dia 20 de março de 2020.

Os dados para o período de alta apresentam 300 observações diárias (20 de março de 2020 até 07 de junho de 2021), enquanto os dados da baixa apresentam 142 períodos observados (08 de junho de 2021 a 30 de dezembro de 2021). Pode-se analisar esses dois períodos, facilmente no gráfico do fechamento das pontuações do Ibovespa.

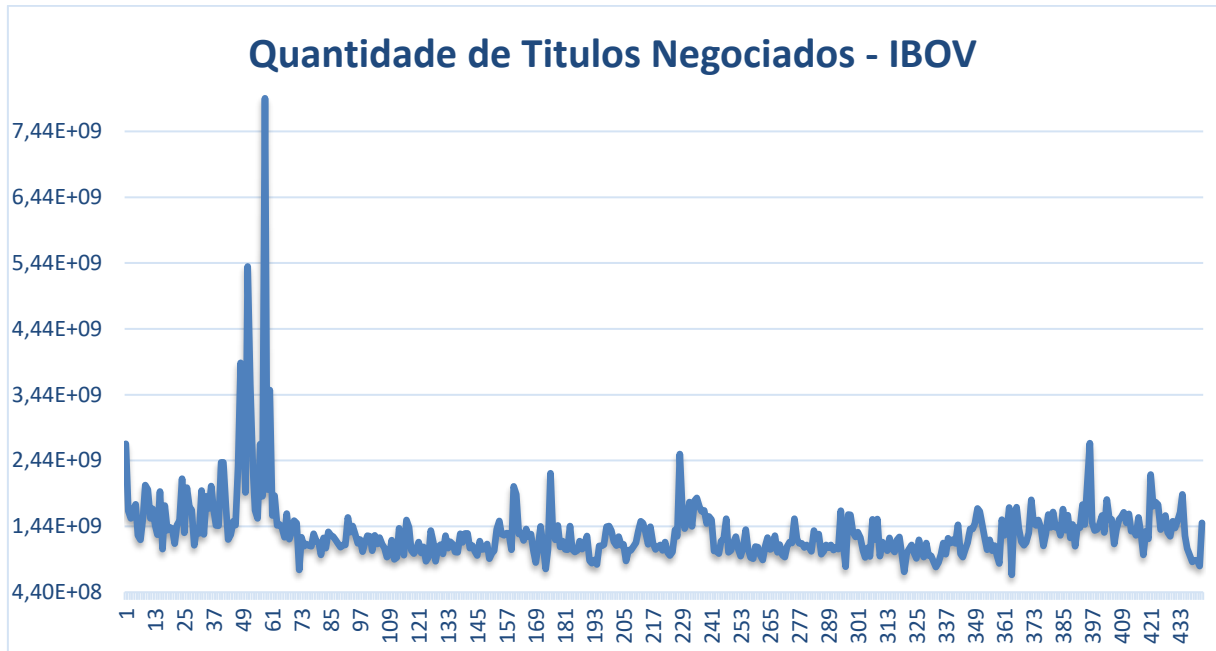
Figura 7: Fechamento das Pontuações do IBOV com os períodos de Alta e Baixa



Fonte: Economática, adaptado pelo Autor (2022)

Pode-se analisar também a série temporal do volume de negociação. Esta apresenta uma grande diferença da série de pontuações pois, ao menos graficamente, é possível notar uma variação sobre sua própria média, durante a maior parte do tempo. Essa variável será estudada como *Turnover* do índice, após os dados sofrerem uma logaritmização.

Figura 8: Quantidade de títulos negociados no Índice Bovespa



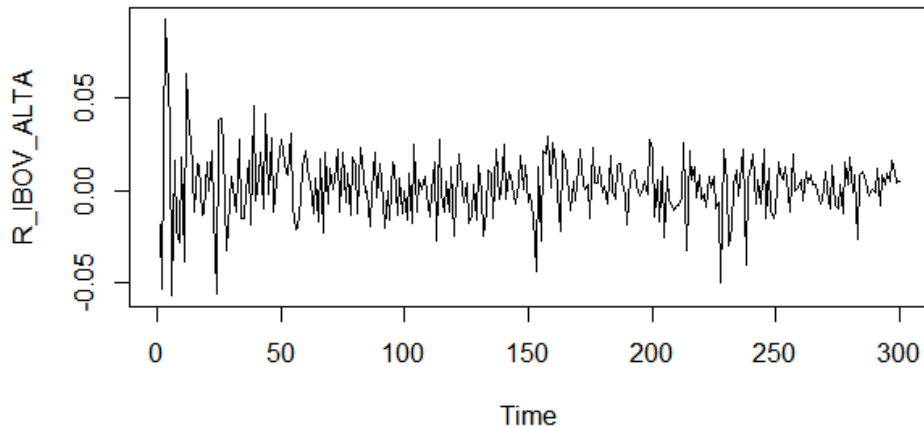
Fonte: Economática, adaptado pelo Autor (2022)

Apresentadas as variáveis originais, pode-se então partir para a análise do VAR para os períodos selecionados. Neste primeiro ensaio serão relacionadas somente as variáveis R\_IBOV (Retorno diário do IBOV) e T\_IBOV (Quantidade de títulos negociadas diariamente), buscando encontrar puramente o efeito overconfidence através destas variáveis.

#### 4.1.1 Ensaio 1 – Período de Alta do IBOV

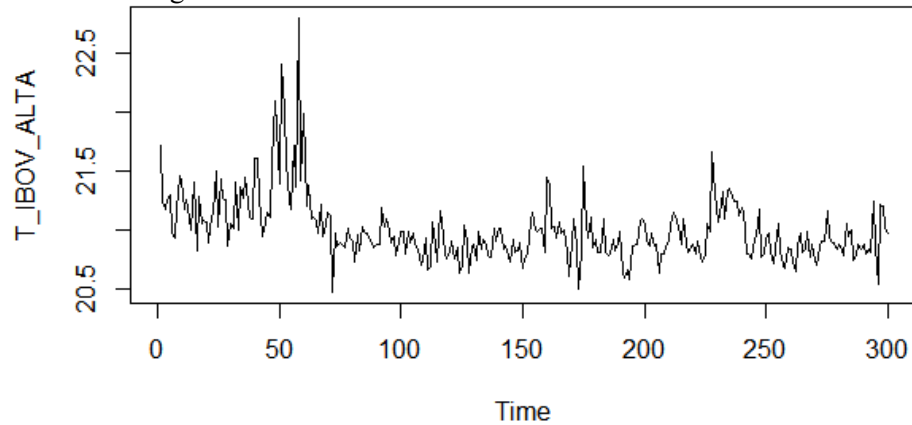
A primeira tarefa a ser realizada pós divisão dos dados, é a transformação dos dados de series temporais estocásticas para series temporais estocásticas estacionárias. Esta transformação, conforme já visto, foi realizada alterando as pontuações diárias para Retornos Logarítmicos. Para o *Turnover*, os dados de quantidade de títulos negociados foram transformados pelo logaritmo natural para que esta variável pudesse passar pelo teste da estacionariedade, porque somente dessa forma é possível a utilização do Vetor Autorregressivo (VAR). As variáveis já transformadas, para o período de Alta, serão denominados R\_IBOV\_ALTA e T\_IBOV\_ALTA e podem ser apresentadas pelas Figuras 8 e 9.

Figura 9: Série estacionarizada do Retorno do IBOV



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Figura 10: Serie Estacionarizada do Turnover do IBOV



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Ainda foi necessária a utilização do teste de Dickey-Fuller Aumentado para a verificação das estacionariedade. O objetivo é que para a série ter sua estacionariedade garantida, é necessário atingir um *p-value* mínimo de 10% no teste. Ambas as séries obtiveram resultado dentro do *p-value* mínimo.

Tabela 2: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade

Série	Dickey Fuller	<i>p-value</i>
R_IBOV_ALTA	-7,3058	<b>0,010</b>
T_IBOV_ALTA	-3,2446	<b>0,081</b>

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Para a seleção das defasagens, foi utilizado o teste da causalidade de Granger. Foram analisadas a ocorrência de causalidade de Granger entre as variáveis R\_IBOV\_ALTA causando T\_IBOV\_ALTA para as defasagens de 1 a 15. A Tabela 3 indica quais os *lags* que foram selecionados pelo método do teste de Granger com *p-value* abaixo de 10%.

Tabela 3: *p-values* das Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Alta

Defasagem	<i>p-value</i>
1	0,1518
2	0,7250
3	0,8665
4	0,7218
5	0,2368
6	0,4999
7	0,6173
8	0,5391
9	0,6557
10	0,2135
11	0,2455
12	<b>0,0822</b>
13	<b>0,0435</b>
14	<b>0,0136</b>
15	<b>0,0245</b>

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Destes resultados, foram selecionadas para a continuação do estudo através do VAR e aplicação da função impulso resposta apenas a defasagem de 12 períodos, por ter sido a menor defasagem a apresentar causalidade de Granger.

O próximo passo a ser analisado para a obtenção da resposta de ocorrência ou não do efeito overconfidence para esta defasagem é a aplicação da Equação do VAR para 12 períodos.

Tabela 4: Equação do Vetor Autorregressivo e *p-values* dos Coeficientes

<p><b>Turnover = Retorno.l1 + Turnover.l1 + Retorno.l2 + Turnover.l2 + Retorno.l3 + Turnover.l3 + Retorno.l4 + Turnover.l4 + Retorno.l5 + Turnover.l5 + Retorno.l6 + Turnover.l6 + Retorno.l7 + Turnover.l7 + Retorno.l8 + Turnover.l8 + Retorno.l9 + Turnover.l9 + Retorno.l10 + Turnover.l10 + Retorno.l11 + Turnover.l11 + Retorno.l12 + Turnover.l12 + const.</b></p>
---

Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	Cód.
Retorno.l1	0,38383	0,83855	0,458	0,64752	
<b>Turnover.l1</b>	<b>0,38028</b>	<b>0,06147</b>	<b>6,186</b>	<b>2,35E-09</b>	<b>***</b>
Retorno.l2	-0,37757	0,83937	-0,45	0,65321	
<b>Turnover.l2</b>	<b>0,1635</b>	<b>0,06577</b>	<b>2,486</b>	<b>0,01354</b>	<b>*</b>
Retorno.l3	-0,2171	0,83781	-0,259	0,79574	
Turnover.l3	-0,01549	0,06615	-0,234	0,81503	
Retorno.l4	0,80028	0,83636	0,957	0,33952	
<b>Turnover.l4</b>	<b>0,1915</b>	<b>0,06592</b>	<b>2,905</b>	<b>0,00398</b>	<b>**</b>

Retorno.l5	0,44299	0,83205	0,532	0,5949	
Turnover.l5	-0,09945	0,06738	-1,476	0,14117	
Retorno.l6	-0,39262	0,83017	-0,473	0,63665	
Turnover.l6	0,01768	0,06696	0,264	0,79198	
Retorno.l7	1,14687	0,8158	1,406	0,16096	
<b>Turnover.l7</b>	<b>0,13948</b>	<b>0,06734</b>	<b>2,071</b>	<b>0,0393</b>	*
Retorno.l8	-1,14286	0,8142	-1,404	0,1616	
Turnover.l8	-0,07509	0,06792	-1,106	0,26993	
Retorno.l9	0,44201	0,78295	0,565	0,57286	
<b>Turnover.l9</b>	<b>0,15165</b>	<b>0,0671</b>	<b>2,26</b>	<b>0,02464</b>	*
<b>Retorno.l10</b>	<b>2,08633</b>	<b>0,73889</b>	<b>2,824</b>	<b>0,00511</b>	**
Turnover.l10	0,02619	0,0673	0,389	0,69747	
Retorno.l11	-0,34644	0,73422	-0,472	0,63742	
Turnover.l11	-0,02853	0,06572	-0,434	0,66458	
<b>Retorno.l12</b>	<b>1,57411</b>	<b>0,72262</b>	<b>2,178</b>	<b>0,03027</b>	*
Turnover.l12	-0,04664	0,06182	-0,755	0,45121	
const.	4,08059	1,37788	2,961	0,00334	**

**Legenda Cód.:** 0 - \*\*\*; 0,001 - \*\*; 0,01 - \*; 0,05 - .

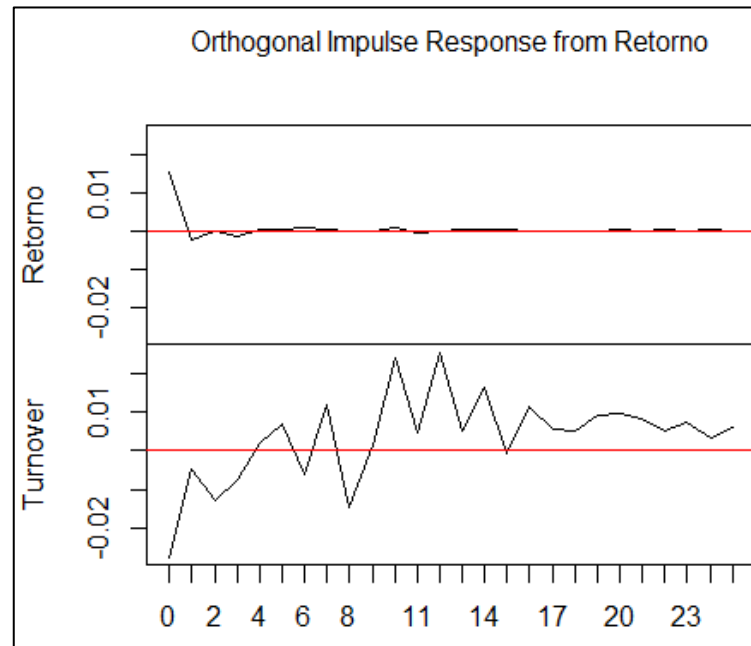
Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

A resposta obtida na equação do VAR, demonstra que há uma possível formação do Efeito *overconfidence* para uma defasagem de 12 dias, pois o resultado da Tabela 4, mostra que há a relação entre as variáveis com um p-valor de 0,030 na equação do *Turnover* do Ibovespa em relação ao Retorno defasado. Contudo, o resultado é apenas indicativo, sendo necessária a aplicação da FIR para o fortalecimento da Hipótese.

Segundo Henrique e Neto (2020, p.7), na utilização da FIR, “o importante é a presença de uma relação em direções iguais das séries: ambas subindo, confirmando o excesso de confiança ou ambas caindo, indicando a redução da confiança excessiva”. Foi aplicado um choque positivo na variável R\_IBOV\_ALTA, com o intuito de analisar graficamente uma possível resposta positiva no T\_IBOV\_ALTA, corroborando assim com os resultados obtidos nas ferramentas anteriores.

A FIR, foi então configurada para analisar os choques do R\_IBOV\_ALTA sobre ela mesma e sobre a variável T\_IBOV\_ALTA, para 25 períodos futuros, buscando analisar o efeito obtido no período 12 após ser dado um choque positivo no período 1.

Figura 11: Função Impulso Resposta com Choque no Retorno do IBOV



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

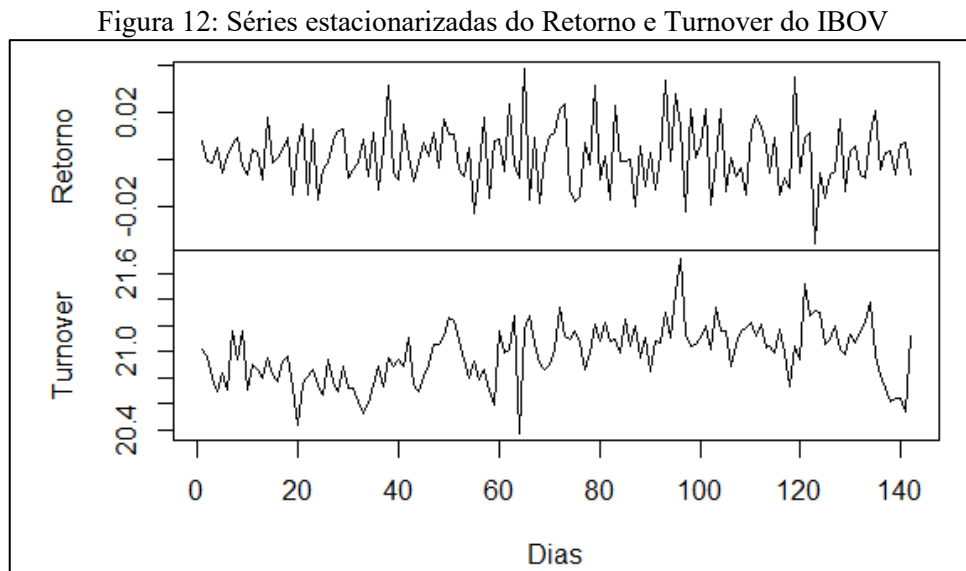
No primeiro gráfico da Figura 11, do Retorno, pode-se perceber um forte aumento do Retorno no período inicial após o impulso dado nele mesmo, mas que logo cai para em torno da linha do zero, se mantendo desta maneira pelos 20 períodos. No segundo gráfico, referente ao *turnover*, o choque dado pode ser sentido na elevação do *Turnover* entre os dias 11 e 13, entretanto, o comportamento errático dos dados entre negativos e positivos, impede de cravar com assertividade se houve ou não uma relação positiva após o choque. Assim pode-se inferir que a relação não é forte o bastante para que as variáveis passassem no teste da FIR.

Desta maneira analisando que os dados passaram pelo teste da Causalidade de Granger para 12 períodos, e obtiveram resultados satisfatórios nos coeficientes da Equação do VAR, mas não concluíram a ferramenta FIR com uma demonstração forte do Efeito, conclui-se que há uma forte relação entre o retorno e turnover do IBOV, entretanto essa relação não pode ser considerada como um fator indicativo para a ocorrência do efeito *overconfidence*.

#### 4.1.2 Ensaio 1 – Período de Baixa do IBOV

A análise para o período de baixa será análoga ao período de alta, adicionado as séries temporais estacionárias e analisando os testes de Dickey Fuller Aumentado (ADF). Assim também como nos resultados obtidos para o período de alta as variáveis Retorno e *Turnover*, receberam siglas para identificação, o mesmo ocorreu para o período de Baixa, com as siglas

R\_IBOV\_BAIXA e T\_IBOV\_BAIXA, representando, respectivamente, Retorno e *Turnover* do Índice Bovespa no período de Baixa. Os dados transformados em séries temporais, podem ser apresentados concatenados na Figura 14.



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Ambas as séries, após submetidas a testes de estacionariedade, obtiveram resultados dentro do *p-value* mínimo de 10% e podem ser analisados na Tabela 5.

Tabela 5: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade – IBOV Baixa

Serie	Dickey Fuller	<i>p-value</i>
R_IBOV_BAIXA	-6,1572	0,010
T_IBOV_BAIXA	-3,2501	0,082

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Para a seleção das defasagens, foi utilizado o teste da causalidade de Granger conforme realizado no período de alta, verificando a ocorrência de causalidade de Granger entre as variáveis R\_IBOV\_BAIXA causando T\_IBOV\_BAIXA para 15 períodos defasados. A Tabela 6 indica quais os *lags* que foram selecionados pelo método do teste de Granger com *p-value* abaixo de 10%.

Tabela 6: Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Baixa

Defasagem	<i>p-value</i>
1	0,2853
2	0,1679
3	0,2939
4	0,2605
5	<b>0,0867</b>
6	0,1642



7	0,1092
8	0,2234
9	0,2755
10	0,3188
11	0,3828
12	0,3445
13	0,4271
14	0,5374
15	0,5302

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Destes resultados, percebe-se que passaram no teste com *p-value* abaixo de 10% apenas a defasagem de 5 dias, sendo que para 7 dias, houve uma relação muito próxima da janela de aceitação e foi considerada apta para a continuação das verificações do efeito através das demais ferramentas. Entretanto o *lag* de 5 dias foi aquele que apresentou a melhor relação e é a melhor defasagem dentre as que foram analisadas e, portanto, foi escolhida para representar o estudo.

O próximo passo a ser analisado para a obtenção da resposta de ocorrência ou não do efeito overconfidence para esta defasagem é a aplicação da Equação do VAR para 5 períodos.

Tabela 7: Equação do Vetor Autorregressivo e *p-values* dos Coeficientes

$$\text{Turnover} = \text{Retorno.l1} + \text{Turnover.l1} + \text{Retorno.l2} + \text{Turnover.l2} + \text{Retorno.l3} + \text{Turnover.l3} + \text{Retorno.l4} + \text{Turnover.l4} + \text{Retorno.l5} + \text{Turnover.l5} + \text{const}$$

Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	Cód.
Retorno.l1	2,0012	1,3277	1,5070	0,1343	
Turnover.l1	0,3202	0,0923	3,4680	0,0007	***
Retorno.l2	0,5044	1,3439	0,3750	0,7080	
Turnover.l2	0,2497	0,0988	2,5280	0,0127	*
Retorno.l3	0,5574	1,3415	0,4160	0,6785	
Turnover.l3	0,0157	0,1012	0,1550	0,8773	
Retorno.l4	-1,5990	1,3367	-1,1960	0,2339	
Turnover.l4	0,0281	0,0989	0,2840	0,7766	
<b>Retorno.l5</b>	<b>-2,8166</b>	<b>1,2883</b>	<b>-2,1860</b>	<b>0,0306</b>	<b>*</b>
Turnover.l5	0,1141	0,0925	1,2340	0,2195	
const	5,7164	2,0826	2,7450	0,0069	**

Legenda Cód.: 0 - \*\*\*; 0,001 - \*\*; 0,01 - \*; 0,05 - .

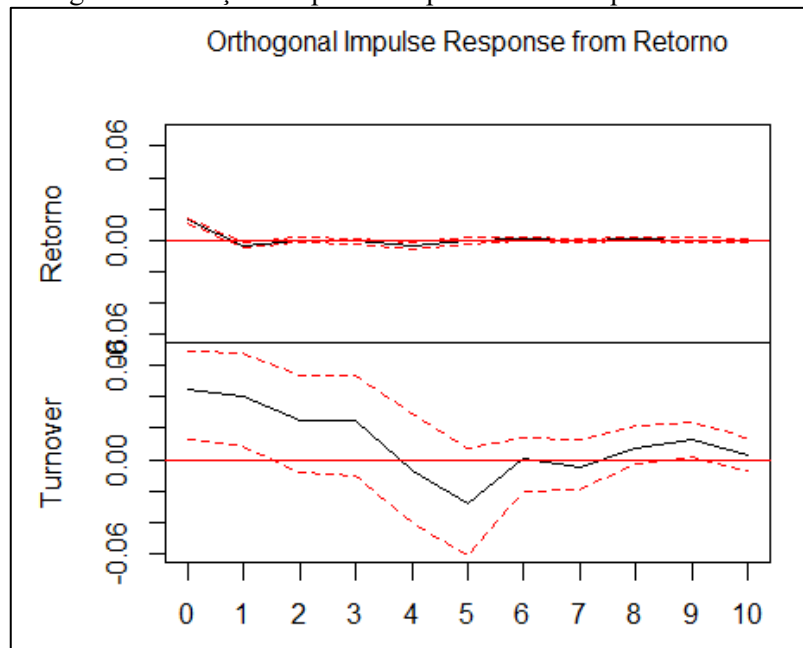
Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

A resposta obtida na equação do VAR, demonstra que há uma possível formação do Efeito overconfidence para uma defasagem de 5 dias, pois o resultado da Tabela 7, mostra que há a relação entre as variáveis com um p-valor de 0,0306 na equação do *Turnover* do IBOV em relação ao Retorno defasado. Contudo, o resultado é apenas indicativo, sendo necessária a aplicação da FIR para o fortalecimento da Hipótese.

Na aplicação do impulso resposta, para o período de baixa, há uma diferenciação em relação ao período de alta, quanto ao impulso aplicado na variável R\_IBOV\_BAIXA. Como a série temporal dos fechamentos de pontuação do IBOV apresenta um decrescimento na parte final da série, é necessária a adoção de um choque negativo no Retorno, com o intuito de analisar graficamente uma possível resposta que também deverá ser negativa em T\_IBOV\_BAIXA, e, portanto, corroborar com os resultados obtidos pelo teste de Granger e equação do VAR.

Por se tratar de um uma defasagem de apenas 5 períodos, a FIR, foi configurada para analisar o efeito de um choque dado no período zero até 10 períodos futuros, e serão realizados com choques do R\_IBOV\_BAIXA sobre ela mesma e um choque negativo sobre os resíduos de R\_IBOV\_BAIXA analisando a resposta em T\_IBOV\_BAIXA.

Figura 13: Funções Impulso Resposta com Choque no Retorno



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

No primeiro gráfico da Figura 13, pode-se perceber um forte aumento do Retorno no período inicial após o impulso dado nele mesmo, mas que logo cai para em torno da linha do

zero, se mantendo desta maneira pelo 10 períodos restantes. Já para o Gráfico do *Turnover*, o choque dado foi negativo, e verifica-se a resposta obtida é positiva até 4 períodos futuros, o que impede a confirmação do Efeito *Overconfidence*, pela FIR.

Conclui-se então, que para o período de baixa, analisando somente as variáveis retorno e *turnover* do Índice Bovespa, não houve a ocorrência do excesso de confiança, ou neste caso, perda de confiança, já que para uma defasagem de 5 dias, as três ferramentas aplicadas não convergiram para a confirmação do efeito. Entretanto, pode ser verificado que a causalidade de Granger e a Equação do VAR apresentaram relações fortes entre as duas variáveis.

## 4.2 ENSAIO 2: SEGMENTOS DA B3

Neste ensaio serão incluídos novas variáveis que aumentam a complexidade da análise. Será utilizado o VAR e as variáveis: retorno e turnover do segmento, retorno da *commodity* especificada a cada segmento, retorno e turnover do índice Bovespa. A análise igualmente ao que realizado no Ensaio 1, foram divididas entre Alta e Baixa, em conformidade aos períodos respectivos do IBOV, para cada segmento, e serão assim também divididas no texto.

### 4.2.1 Segmento de Minerais Metálicos

De modo análogo ao realizado no segmento de Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo, serão analisadas as variáveis de ambos os períodos quanto a sua estacionariedade nesta seção. Assim, as variáveis serão nomeadas da seguinte maneira: R\_MINER (Retorno do Segmento), T\_MINER (Turnover do Segmento), R\_IBOV (Retorno Ibovespa), T\_IBOV (Turnover Ibovespa) e R\_TIOC1 (Retorno da *Commodity* TIOC1 Ore). Estas variáveis serão diferenciadas quanto ao período de análise por meio dos sufixos \_ALTA e \_BAIXA ao final de cada abreviatura.

Quanto os testes de estacionariedade pode-se acompanhar pelo Quadro 5, que todas as variáveis, tanto no período de Alta quanto de Baixa, passaram pelos testes, atingindo *p-values* abaixo de 0,1. Entretanto há uma ressalva quanto ao Turnover do segmento que no período de alta precisou passar pelo teste KPSS para a garantia da estacionariedade.

Tabela 8: Resultados dos testes ADF e KPSS para verificação de estacionariedade em ambos os Períodos

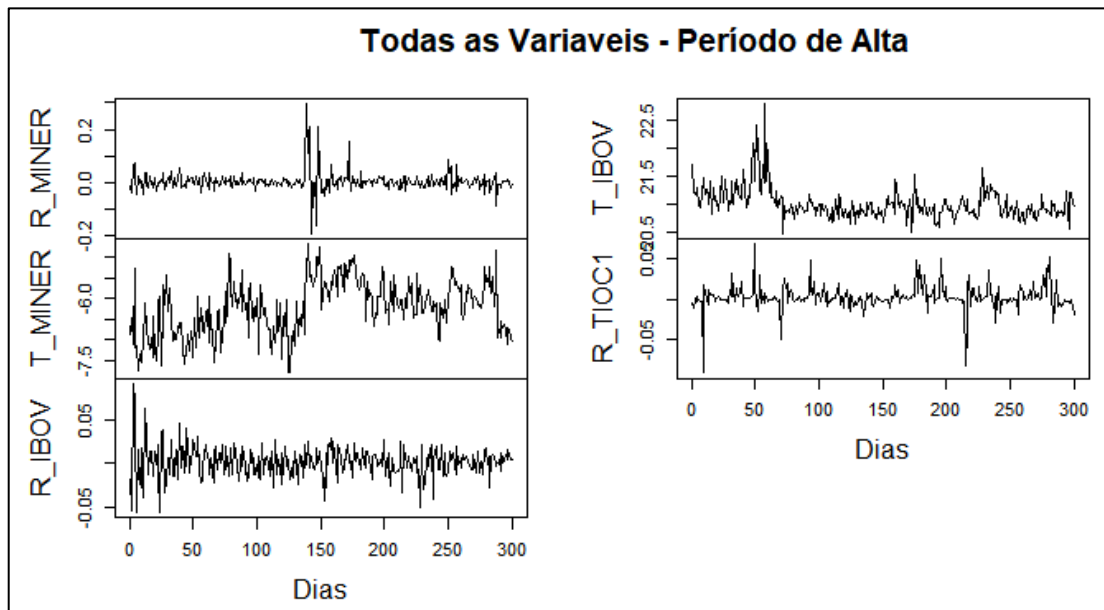
ADF Test - Alta	R_IBOV_ALTA	T_IBOV_ALTA	R_MINER_ALTA	T_MINER_ALTA	R_TIOC1_ALTA
Dickey - Fuller	-7,3058	-3,2446	-7,3248	-3,0484	-5,451
KPSS ( <i>p-value</i> )	-	-	-	0,01	-
<i>p-value</i>	0,01	0,08078	0,01	0,1344	0,01

ADF Test - Baixa	R_IBOV_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	R_MINER_BAIXA	T_MINER_BAIXA	R_TIOC1_BAIXA
Dickey - Fuller	-6,1572	-3,25	-5,3335	-4,0663	-3,972
<i>p-value</i>	0,01	0,0824	0,01	0,01	0,01582

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

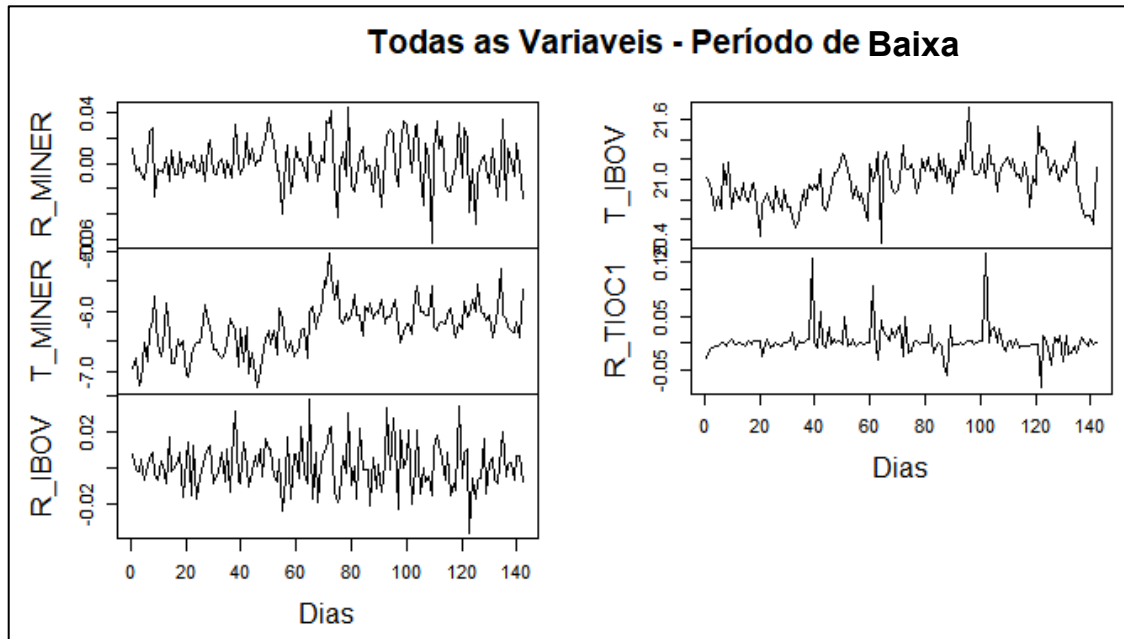
As séries temporais podem ser verificadas visualmente pelos gráficos, buscando analisar se os dados estão variando em torno de sua média, já que este é um dos parâmetros intrínsecos de estacionariedade. Esta verificação pode ser efetuada abaixo.

Figura 14: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Mineraiis Metálicos para o Período de Alta do IBOV



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Figura 15: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Minerais Metálicos para o Período de Alta do IBOV



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

#### 4.2.1.1 Período de Alta do IBOV – Minerais Metálicos

Como já realizado para o outro segmento de o processo inicia-se com o teste de Granger para as variáveis retorno e *turnover* do segmento de Minerais Metálicos.

Tabela 9: *p-values* das Causalidades de Granger para as 15 primeiras Defasagens – IBOV Alta

Defasagem	<i>p-value</i>
1	<b>0,0767</b>
2	0,1093
3	<b>0,0708</b>
4	0,1767
5	0,1485
6	<b>0,0918</b>
7	0,1260
8	0,1573
9	0,1468
10	0,1921
11	0,2554
12	0,1896
13	0,1963
14	0,2615
15	0,3123

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

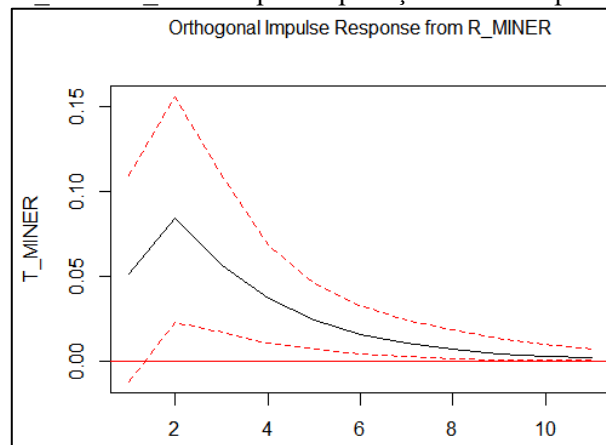
No teste de Granger foram encontradas quatro possíveis opções de defasagens, entretanto só uma delas poderá ser escolhida e para isso será preciso aplicar a equação do VAR e a FIR para elas e encontrar a defasagem de análise. A melhor relação entre todas as opções foi encontrada para *lag* igual a 1, conforme pode ser analisado nas Tabela 10 e na Figura 16, tanto na equação do VAR quanto na execução da FIR.

Tabela 10: Equação do VAR para o *lag* de 1 dia – Minerais Metálicos - Alta

<b>T_MINER = R_MINER.I1 + T_MINER.I1 + const</b>				
Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
<b>R_MINER.I1</b>	<b>13.630</b>	<b>0.7673</b>	<b>1.776</b>	<b>0,0767</b>

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Figura 16: Resposta de T\_MINER\_ALTA após a aplicação de um impulso em R\_MINER\_ALTA



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Com isso, é possível indicar que pode ter existido a ocorrência do efeito *overconfidence* no segmento de minerais metálicos, verificando que, utilizando as variáveis retorno e turnover puras (sem adição das demais variáveis), e as outras ferramentas de análise chega-se a uma convergência de resultados que indicam o Efeito. Além disso, a FIR e a equação do VAR também atestam que a defasagem de 1 período, obtida no teste de Granger, é a que deve ser selecionada.

Com a defasagem selecionada, é aplicado novamente o teste de Granger para encontrar as relações de causalidade entre todas as variáveis de estudo.

Tabela 11: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Mineraias Metálicos - Alta

<i>lag</i> = 1	Causadores (X)				
Causados (Y)	R_MINER_ALTA	T_MINER_ALTA	R_IBOV_ALTA	T_IBOV_ALTA	R_TIOC1_ALTA
R_MINER_ALTA	-	0,2611	0,5504	0,3484	0,3540
T_MINER_ALTA	<b>0,0767</b>	-	0,2034	<b>0,0021</b>	0,2898
R_IBOV_ALTA	0,3952	0,3632	-	<b>0,0551</b>	0,8896
T_IBOV_ALTA	0,4490	<b>0,0008</b>	0,1518	-	0,8292
R_TIOC1_ALTA	0,7491	0,1342	0,3486	0,2668	-

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Os resultados aprovados pelo teste de Granger foram:

- R\_MINER\_ALTA Granger-Causa T\_MINER\_ALTA
- T\_MINER\_ALTA Granger-Causa T\_IBOV\_ALTA
- T\_IBOV\_ALTA Granger-Causa T\_MINER\_ALTA
- T\_IBOV\_ALTA Granger-Causa R\_IBOV\_ALTA

No VAR, são aplicadas ainda a equação para todas as variáveis e é analisada as relações obtidas umas as outras. Para simplificação serão demonstrados da Tabela 12 as equações das variáveis que obtiveram relação significativa no teste de Granger.

Tabela 12: Aplicação da Equação do VAR – Mineraias Metálicos Alta

<b>T_MINER = R_MINER.l1 + T_MINER.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_TIOC1.l1 + const</b>				
Coefficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
R_MINER.l1	119.629	0.78463	1.525	0,1284
T_IBOV.l1	-0.31788	0.10089	-3.151	<b>0,0018</b>

<b>T_IBOV = R_MINER.l1 + T_MINER.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_TIOC1.l1 + const</b>				
Coefficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
T_MINER.l1	-0.07341	0.02056	-3.570	<b>0,000417</b>

<b>R_IBOV = R_MINER.l1 + T_MINER.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_TIOC1.l1 + const</b>				
Coefficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
T_IBOV.l1	0.007829	0.003713	2.109	<b>0,0358</b>

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Os resultados são favoráveis a praticamente todas as relações, restando apenas a relação R\_MINER\_ALTA → T\_MINER\_ALTA uma probabilidade de *t* maior do que o valor de referência.

Para a aplicação da FIR, o momento de análise é dado no período de alta e, portanto, todos os choques dados foram positivos. A Tabela 13 apresenta o resumo dos choques aplicados em cada variável, bem como o sentido de suas respostas.

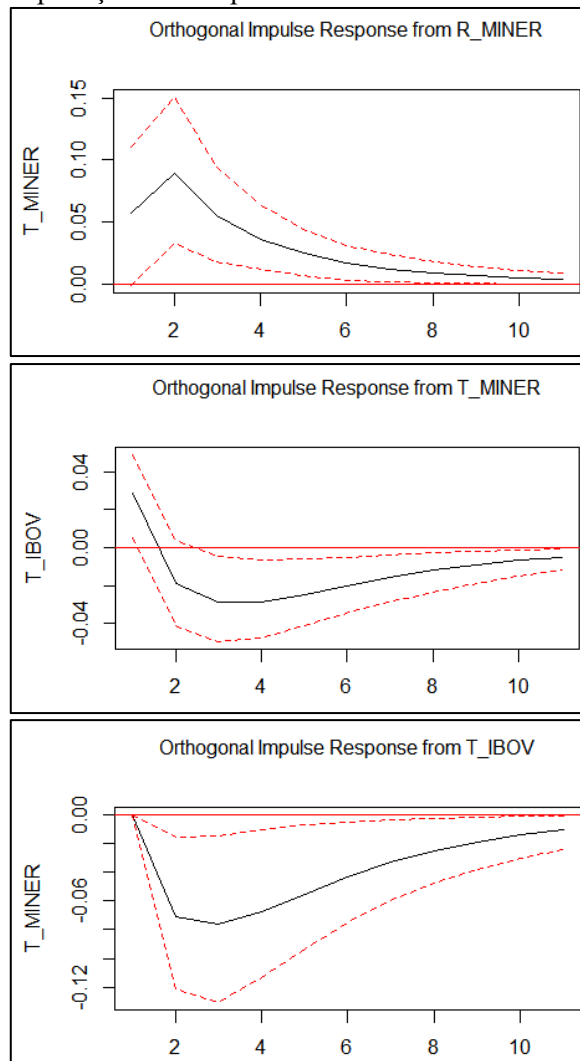
Tabela 13: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Minerais Metálicos - Alta

Choque	Impulso	Resposta	Resposta FIR
+	R_MINER_ALTA	T_MINER_ALTA	+
+	T_MINER_ALTA	T_IBOV_ALTA	+
+	T_IBOV_ALTA	T_MINER_ALTA	-
+	T_IBOV_ALTA	R_IBOV_ALTA	+

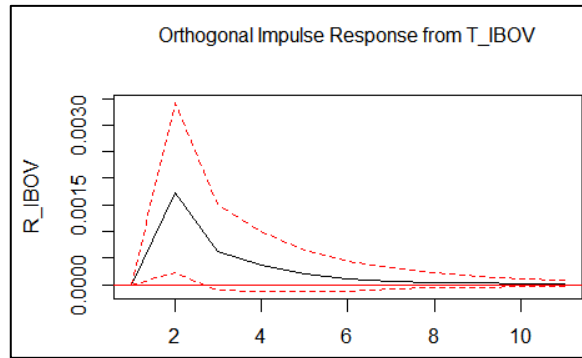
Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Os gráficos também podem ser visualizados com as respostas obtidas para cada relação.

Figura 17: Gráficos de Aplicação da FIR para Variáveis em estudo – Minerais Metálicos - Alta







Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Analisando a FIR, percebe-se que existe a possibilidade de ocorrência do efeito *overconfidence*, dado que para um choque positivo em R\_MINER\_ALTA ocorre uma resposta também positiva em T\_MINER\_ALTA. Isso significa que o aumento do retorno médio das ações do segmento com defasagem de um período gera um aumento no volume de negociação do segmento.

Pode-se, ainda, analisar as demais variáveis da Tabela 13. Somente para as relações entre T\_IBOV\_ALTA e T\_MINER\_ALTA, não houve a relação na FIR, já que para um choque positivo recebeu-se uma resposta negativa. As demais relações entre os turnovers (Segmento e IBOV) e entre turnover e retorno do índice, obtiveram respostas condizentes ao choque empregado e também passaram pelo teste da FIR.

Tabela 14: Resumo de aplicação das Ferramentas – Minerais Metálicos - Alta

Impulso	Resposta	Causalidade	Equação do VAR	Relação FIR
R_MINER_ALTA	T_MINER_ALTA	0,0767	0,1284	Convergente
T_MINER_ALTA	T_IBOV_ALTA	0,0008	0,0004	Convergente
T_IBOV_ALTA	T_MINER_ALTA	0,0021	0,0018	Divergente
T_IBOV_ALTA	R_IBOV_ALTA	0,0551	0,0358	Convergente

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

A Tabela 14, com o resumo da aplicação das ferramentas, mostra os resultados encontrados para a aplicação da Causalidade de Granger, Equação do VAR e Função impulso resposta. Para verificação do efeito *overconfidence* é necessário que os dados ao passarem pelo teste de Granger e pelo VAR, apresentem valores menores que 0,1, e que tenham relação Convergente na FIR, o que significa que o sentido do choque dado será o mesmo sentido obtido na resposta do gráfico.

Analisando agora os resultados da Tabela 14, para a combinação entre R\_MINER\_ALTA e T\_MINER\_ALTA, houve resultados favoráveis no teste da causalidade

de Granger e na FIR, enquanto, que para a equação do VAR o valor de referência não foi atingido, o que é um resultado diferente quanto ao obtido anteriormente na análise de seleção da defasagem (Tabela 12) e que poderia impossibilitar a afirmação de ocorrência do efeito *overconfidence*. Entretanto, o *p-value* obtido na equação do VAR e apresentado na Tabela 14 após a interação com as demais variáveis, ainda apresenta p-valor próximo a referência de 10% e além disso, outro fator que pode ser utilizado para a confirmação do efeito, é que na análise pura, realizada somente entre Retorno e Turnover do segmento de Minerais Metálicos houve o indicativo do efeito, e assim, conclui-se que **houve o efeito *overconfidence*** obtido puro entre o Retorno do segmento e seu *Turnover*.

As demais relações são importantes para análise, para verificar os efeitos preditivos do *turnover* em relação as outras variáveis. Quanto a combinação T\_IBOV\_ALTA e R\_IBOV\_ALTA, ambas passaram no teste de Granger e da equação do vetor autorregressivo o que indica que há uma relação entre elas, e na FIR, o resultado foi convergente. Assim pode-se notar que a relação entre o volume do IBOV e seu retorno é forte. Isto significa que na medida que o volume do índice aumenta é aumentado também o retorno do Índice, o que pode representar uma relação de oferta e demanda.

Sobre T\_MINER\_ALTA e T\_IBOV\_ALTA terem apresentado relação forte, dado os p-valores obtidos no teste da causalidade de Granger e a equação do Vetor Autorregressivo, é verificado pela FIR que há possibilidade de à medida que a quantidade de negociações do segmento aumenta, a quantidade de negociações no Índice Bovespa também aumentar. Essa relação pode ser também explicada pela representatividade da Vale S.A em ambos os *Turnovers*, causando uma possível relação de mesmo sentido entre as variáveis. Já o contrário, T\_IBOV\_ALTA e T\_MINER\_ALTA pôde ser validado pela aplicação da função impulso resposta, de forma contrária, já que o resultado obtido foi divergente, que o aumento do volume do índice pode causar uma redução no volume do segmento Minerais Metálicos.

#### 4.2.1.2 Período de Baixa do IBOV - Minerais Metálicos

No período de baixa o mesmo raciocínio é formado. É realizada uma análise das causalidades entre o retorno e turnover do segmento para o período de baixa para definição da defasagem adotada no estudo.

Tabela 15: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Minerais Metálicos - Baixa

Defasagem	p-value
1	0,4989
2	0,1399
3	<b>0,0824</b>
4	0,1180
5	0,1461
6	0,2345
7	0,2372
8	0,3091
9	0,4582
10	0,3733
11	0,5672
12	0,6983
13	0,8045
14	0,8650
15	0,8816

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

O teste de Granger, encontrou apenas um p-valor abaixo do valor referencial e assim, o procedimento foi a escolha desta defasagem, no caso é a defasagem de 3 dias.

O passo seguinte foi a realização do teste de Granger para todas as variáveis com a defasagem selecionada.

Tabela 16: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Minerais Metálicos - Baixa

lag = 3 Causados (Y)	Causadores (X)				
	R_MINER_BAIXA	T_MINER_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	R_TIOC1_BAIXA
R_MINER_BAIXA	-	0,5179	0,7082	0,9388	<b>0,0485</b>
T_MINER_BAIXA	<b>0,0824</b>	-	0,9753	0,7324	0,3492
R_IBOV_BAIXA	<b>0,0029</b>	0,6597	-	0,5883	0,5552
T_IBOV_BAIXA	0,6298	0,8962	0,2939	-	0,8146
R_TIOC1_BAIXA	0,3716	0,8583	<b>0,0238</b>	0,5274	-

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Os resultados aprovados pelo teste de Granger foram:

- R\_MINER\_BAIXA Granger-Causa T\_MINER\_BAIXA
- R\_MINER\_BAIXA Granger-Causa R\_IBOV\_BAIXA
- R\_IBOV\_BAIXA Granger-Causa R\_TIOC1\_BAIXA
- R\_TIOC1\_BAIXA Granger-Causa R\_MINER\_BAIXA

Na ferramenta do VAR, são apresentados em negrito as equações de predição de cada variável causada (Y) e abaixo são mostrados os coeficientes analisados como causadores (X). P-Values abaixo de 0,1 são considerados aptos para a sequência do estudo.

Tabela 17: Aplicação da Equação do VAR – Minerais Metálicos - Baixa

<b>T_MINER = R_MINER.I1 + T_MINER.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_TIOC1.I1 + R_MINER.I2 + T_MINER.I2 + R_IBOV.I2 + T_IBOV.I2 + R_TIOC1.I2 + R_MINER.I3 + T_MINER.I3 + R_IBOV.I3 + T_IBOV.I3 + R_TIOC1.I3 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
R_MINER.I3	-269,05	208,37	-1,291	0,1991

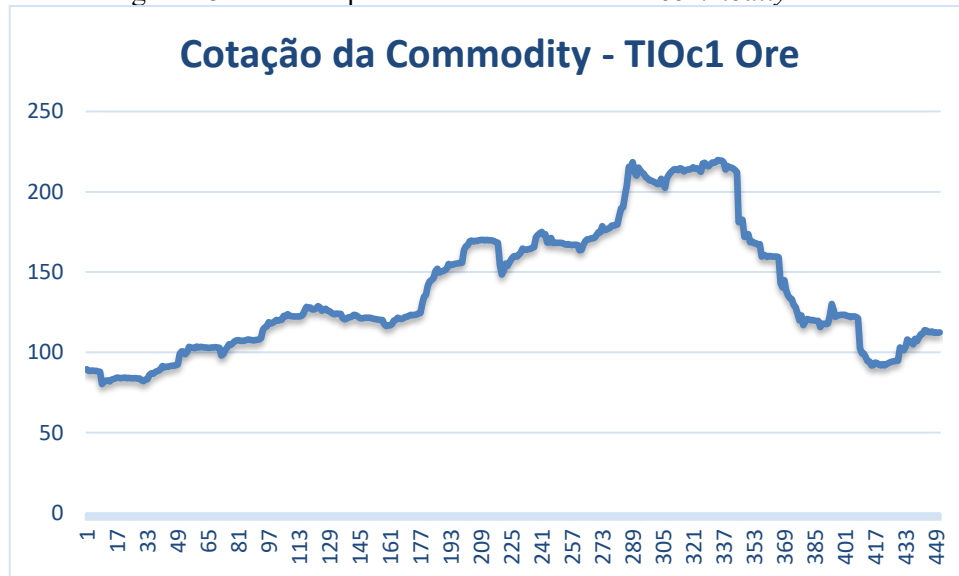
<b>R_IBOV = R_MINER.I1 + T_MINER.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_TIOC1.I1 + R_MINER.I2 + T_MINER.I2 + R_IBOV.I2 + T_IBOV.I2 + R_TIOC1.I2 + R_MINER.I3 + T_MINER.I3 + R_IBOV.I3 + T_IBOV.I3 + R_TIOC1.I3 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
R_MINER.I3	-2,22E+02	8,60E+01	-2,576	<b>0,01117</b>

<b>R_TIOC1 = R_MINER.I1 + T_MINER.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_TIOC1.I1 + R_MINER.I2 + T_MINER.I2 + R_IBOV.I2 + T_IBOV.I2 + R_TIOC1.I2 + R_MINER.I3 + T_MINER.I3 + R_IBOV.I3 + T_IBOV.I3 + R_TIOC1.I3 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
R_IBOV.I3	-0,464095	0,268584	-1,728	<b>0,0865</b>

<b>R_MINER = R_MINER.I1 + T_MINER.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_TIOC1.I1 + R_MINER.I2 + T_MINER.I2 + R_IBOV.I2 + T_IBOV.I2 + R_TIOC1.I2 + R_MINER.I3 + T_MINER.I3 + R_IBOV.I3 + T_IBOV.I3 + R_TIOC1.I3 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
R_TIOC1.I3	0,138537	0,060843	2,277	<b>0,0245</b>

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Nota-se que a relação entre R\_MINER\_BAIXA e T\_MINER\_BAIXA, não obteve aprovação na equação do VAR por ter um valor de *p* maior que a referência. As demais variáveis em estudo, obtiveram aprovação no teste.

Figura 18: Série temporal dos Fechamentos da *commodity* TIOc1

Fonte: Economática, elaborado pelo Autor (2022)

Na sequência foram testadas as respostas das variáveis Y, diante de choques dados em X que apresentavam causalidades entre si. No período de baixa, os choques realizados na FIR se diferenciam dos choques dados no período de alta. A aplicação do choque no retorno do segmento será o mesmo do IBOV, ou seja, negativo. Já para a commodity, como pode ser visualizado na Figura 18, ocorre uma queda após o dia 300 da série, semelhante ao que acontece no índice Bovespa e desta maneira o choque dado também será negativo. Este choque possibilita que os resultados possam ser mais reais.

A Tabela 18, indica o sentido do choque dado na variável impulso e os sentidos obtidos na variável resposta. Para que seja analisada uma relação forte, é necessário que tanto o choque quanto o a resposta tenham o mesmo sentido.

Tabela 18: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Minerais Metálicos - Baixa

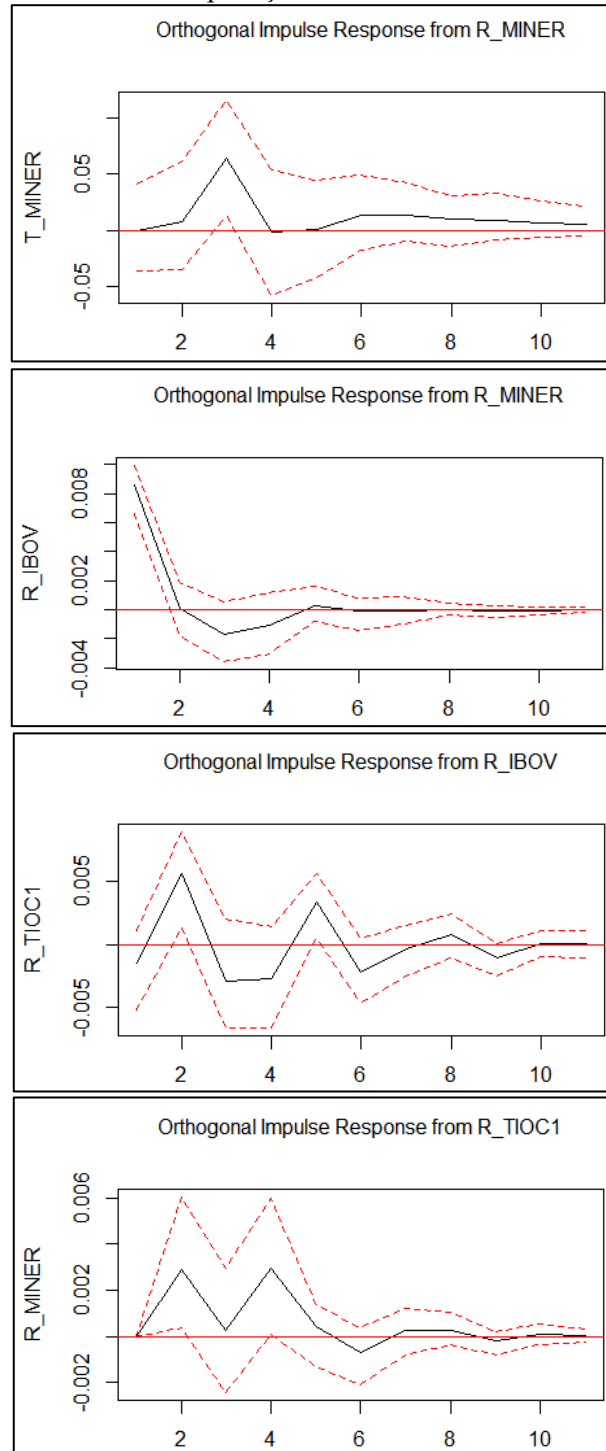
Choque	Impulso	Resposta	Resposta FIR
-	R_MINER_BAIXA	T_MINER_BAIXA	+
-	R_MINER_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	+
-	R_IBOV_BAIXA	R_TIOC1_BAIXA	-
-	R_TIOC1_BAIXA	R_MINER_BAIXA	+

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Os gráficos obtidos pela FIR podem ser visualizados a seguir, entretanto já é possível verificar que a única combinação de variáveis que apresentou relação convergente pela FIR foi

R\_IBOV\_BAIXA impactando negativamente R\_TIOC1\_BAIXA, as demais combinações tiveram resultados divergentes ao sentido do impulso realizado.

Figura 19: Gráficos de aplicação da FIR nas variáveis selecionadas



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Após a aplicação dos choques em cada variável pode ser verificado que em praticamente nenhuma das variáveis ocorre relação convergente pela FIR nos primeiros

períodos preditivos, a não ser a relação entre R\_IBOV\_BAIXA e R\_TIOC1\_BAIXA. Entretanto ao analisar o Gráfico 3 na Figura 19 pode-se perceber que em apenas um período pequeno de tempo o choque dado manteve a resposta negativa, logo após, ainda no primeiro período tornando-se positivo e depois pondo-se a variar entre negativo e positivo sob a linha do zero até perder força. A resposta verificada foi mantida como negativa, mas sem que o resultado da FIR, fosse conclusivo. As demais combinações de variáveis não apresentaram resposta condizente ao sentido do impulso.

Finalizada a aplicação das ferramentas, a Tabela 19 apresenta o resumo dos resultados obtidos que levarão a uma conclusão das relações que interagem entre as variáveis no período de baixa deste segmento.

Tabela 19: Resumo de aplicação das Ferramentas – Minerais Metálicos - Baixa

Impulso	Resposta	Causalidade	Equação do VAR	Relação FIR?
R_MINER_BAIXA	T_MINER_BAIXA	0,0824	0,1991	Divergente
R_MINER_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	0,0029	0,0112	Divergente
R_IBOV_BAIXA	R_TIOC1_BAIXA	0,0238	0,0865	Não Conclusivo
R_TIOC1_BAIXA	R_MINER_BAIXA	0,0485	0,0245	Divergente

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Conforme já visto em outras seções do trabalho o *overconfidence* ocorre quando o resultado de todas as ferramentas foram inferiores aos valores de referência e há relação de concordância quanto ao sentido da resposta a partir de choques dados em uma variável retorno que obteve aprovação nos testes de Granger. Com o auxílio da Tabela 19, analisando os resultados obtidos em todas as ferramentas para o conjunto R\_MINER\_BAIXA e T\_MINER\_BAIXA, não foi encontrado p-valor abaixo da referência na Equação do VAR e FIR, obteve sentidos divergentes entre a resposta e o impulso. Assim é possível afirmar que **não houve a ocorrência do efeito *overconfidence*** no período de baixa para o segmento de Minerais Metálicos.

As relações entre os conjuntos R\_MINER\_BAIXA e R\_IBOV\_BAIXA e R\_TIOC1\_BAIXA e R\_MINER\_BAIXA, foram analisadas e obtiveram fortes resultados no teste da causalidade de Granger e na aplicação do vetor autorregressivo, mas não houve relação convergente ao choque na aplicação da função impulso resposta, o que significa relações inversas onde a redução do retorno do segmento e da commodity, implicam em um aumento de R\_IBOV\_BAIXA na primeira relação e em R\_MINER\_BAIXA na segunda.

A combinação R\_IBOV\_BAIXA impactando R\_TIOC1\_BAIXA, apresentou *p-values* validados no teste de Granger e na Equação do vetor autorregressivo, mas como já

mencionado, não obteve resposta conclusiva ao choque dado na FIR. Assim, é possível finalizar, verificando que para este par, no período de baixa, houve relação entre o retorno do IBOV e o retorno da *commodity*, contudo, sem indicação dos sentidos das respostas entre as variáveis.

#### 4.2.2 Segmento de Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo

Para melhor análise e fluidez do texto, serão descritas nesta seção as variáveis de ambos os períodos, juntamente com a análise dos testes de estacionariedade, pois a metodologia de aplicação dos testes e seus resultados são muito similares e esta abordagem visa reduzir as redundâncias de termos utilizados em ambos os períodos

Assim, as variáveis serão nomeadas da seguinte maneira: R\_PETRO (Retorno do Segmento), T\_PETRO (Turnover do Segmento), R\_IBOV (Retorno Ibovespa), T\_IBOV (Turnover Ibovespa) e R\_WTI (Retorno da *Commodity* WTI *Crude Oil*). Estas variáveis serão diferenciadas quanto ao período de análise por meio dos sufixos \_ALTA e \_BAIXA ao final de cada abreviatura.

Quanto os testes de estacionariedade pode-se acompanhar pelo Tabela 20, que todas as variáveis, tanto no período de Alta quanto de Baixa, passaram pelos testes, atingindo *p-values* abaixo de 0,1.

Tabela 20: Resultados dos testes ADF para verificação de estacionariedade em ambos os Períodos

ADF Test - Alta	R_IBOV_ALTA	T_IBOV_ALTA	R_PETRO_ALTA	T_PETRO_ALTA	R_WTI_ALTA
Dickey - Fuller	-7,3058	-3,2446	-7,1114	-3,9159	-9,4923
<i>p-value</i>	0,0100	0,0808	0,0100	0,0136	0,0100

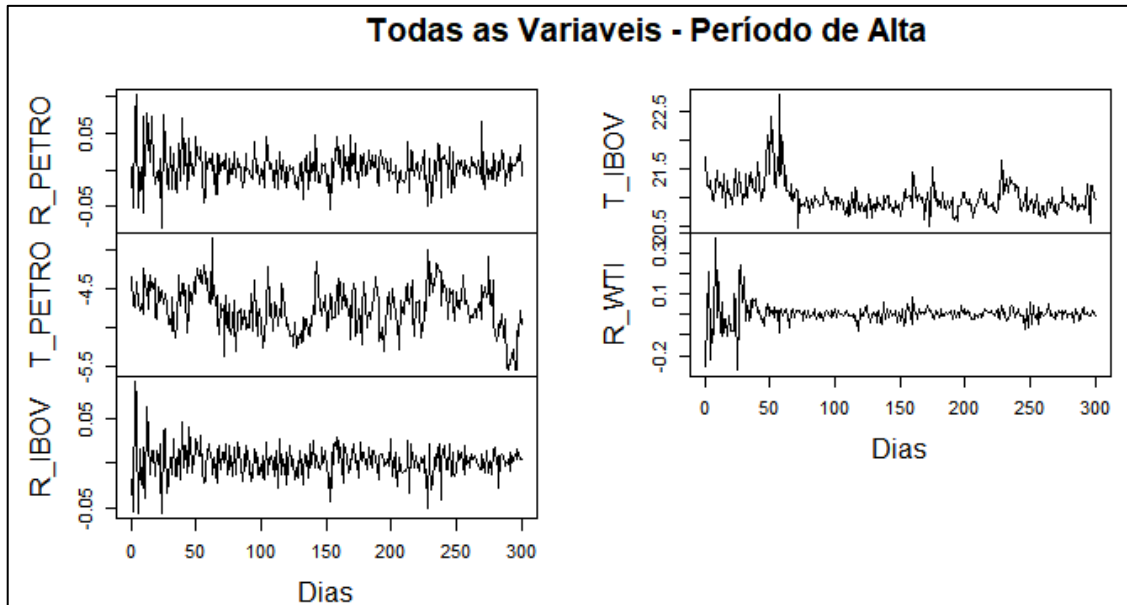
ADF Test - Baixa	R_IBOV_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	R_PETRO_BAIXA	T_PETRO_BAIXA	R_WTI_BAIXA
Dickey - Fuller	-6,1572	-3,2501	-5,0217	-3,969	-5,7686
<i>p-value</i>	0,0100	0,0824	0,0100	0,0128	0,0100

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Após a conferência das estacionariedades pode-se verificar os gráficos de para ambos os períodos com as respectivas variáveis, buscando analisar se os dados, nos gráficos, estão variando em torno de sua média, já que este é um dos parâmetros intrínsecos de estacionariedade. Esta verificação pode ser efetuada abaixo, nas Figuras 20 e 21.

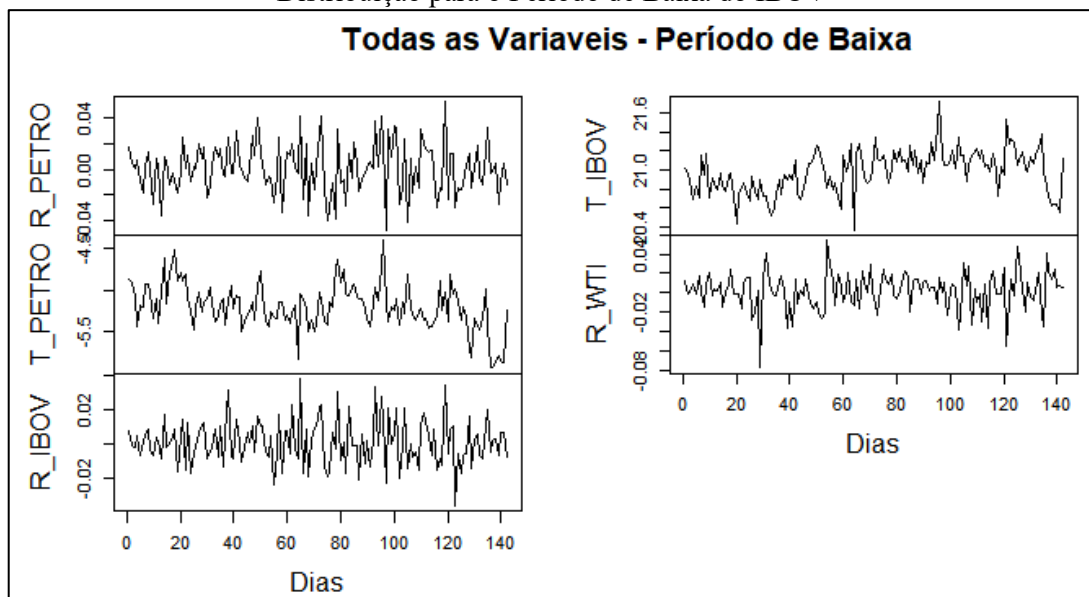
Figura 20: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Exploração Refino e Distribuição para o Período de Alta do IBOV





Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Figura 21: Séries estacionarizadas para a análise do VAR no Segmento Exploração Refino e Distribuição para o Período de Baixa do IBOV



Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

#### 4.2.2.1 Período de Alta do IBOV – Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo

Finalizados os parâmetros iniciais pode-se então dar sequência ao estudo do segmento de Exploração, Refino e Petróleo no período de alta do IBOV. O primeiro procedimento a ser analisado é a escolha da defasagem. Este processo foi realizado conforme descrito na metodologia, testando as causalidades de Granger para as variáveis Retorno e *Turnover* Do

segmento para valores menores que 10% entre as defasagens de 1 a 15 dias. O resultado obtido analisando as causalidades de seleção de defasagem e a equação do VAR e seus coeficientes e a FIR, definem a defasagem escolhida.

Tabela 21: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Petróleo - Alta

Defasagem	<i>p-value</i>
<b>1</b>	<b>0,8870</b>
2	0,8800
3	0,6917
4	0,7898
5	0,9278
6	0,9081
7	0,8923
8	0,9221
9	0,8610
10	0,8647
11	0,8146
12	0,2845
13	0,2624
14	0,2890
15	0,5127

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

Após a testagem de todas as defasagens nos 15 períodos percebe-se que em nenhuma delas foi atingido o valor referencial de 10% do *p-value*. Foram realizados os procedimentos de testagem da Equação do VAR e análise do choque da função impulso e resposta, entretanto, neste caso, como nenhuma das defasagens passou no teste da causalidade de Granger, a defasagem escolhida foi a menor entre todas, ou seja, *lag* = 1.

Encontrada a defasagem de estudo, são adicionada as demais variáveis e realizada o teste de Granger novamente, analisando a interação entre todas elas.

Tabela 22: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Petróleo - Alta

<i>lag</i> = 1	Causadores (X)				
	R_PETRO_ALTA	T_PETRO_ALTA	R_IBOV_ALTA	T_IBOV_ALTA	R_WTI_ALTA
Causados (Y)					
R_PETRO_ALTA	-	0,5090	0,1714	<b>0,0041</b>	0,4760
T_PETRO_ALTA	0,8870	-	0,3831	<b>0,0538</b>	0,5745
R_IBOV_ALTA	0,6857	0,9208	-	<b>0,0551</b>	0,5791
T_IBOV_ALTA	0,3542	0,4150	0,1518	-	0,5605
R_WTI_ALTA	0,1757	0,2654	0,3555	0,3411	-

Fonte: Elaborada pelo Autor (2022)

A Matriz (Tabela 22) relaciona todas as variáveis através do *p-value* de cada relação. Na parte de cima, nas colunas estão as variáveis causadoras “X” e a esquerda, nas linhas as

causadas “Y”. Na diagonal principal, os dados não aparecem, pois o software utilizado impede que se obtenha *p-values* onde a variável “X” causa “X”. As células em verde, indicam que houve relação de causalidade entre “X” e “Y”. Nas demais, não houve causalidade entre as variáveis.

Já pode-se inferir que a partir dos dados de causalidade, **não houve o efeito *Overconfidence*** no período de alta, visto que não houve variável retorno “X” que causou o *turnover* “Y”. Assim o proceder da análise buscará encontrar se o Turnover impacta o Retorno, o que também é um objetivo específico do Trabalho.

Realizada a causalidade e obtidas as relações principais, paralelamente, pode-se verificar as equações do VAR. Nesta ferramenta é possível analisar os coeficientes de cada equação separadamente e obter os *p-values* de impacto de cada coeficiente. Assim, da mesma forma que nas demais ferramentas, o objetivo é que as mesmas variáveis que positivaram o teste de Granger, obtenham p-valores abaixo de 10%. As equações serão mostradas abaixo de forma resumida, com apenas os coeficiente de interesse na análise.

Tabela 23: Aplicação da Equação do VAR – Petróleo - Alta

<b>R_PETRO = R_PETRO.l1 + T_PETRO.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_WTI.l1 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
T_IBOV.l1	0,016814	0,005639	2,982	<b>0,00311</b>

<b>T_PETRO = R_PETRO.l1 + T_PETRO.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_WTI.l1 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
T_IBOV.l1	0,11141	0,05711	1,951	<b>0,052031</b>

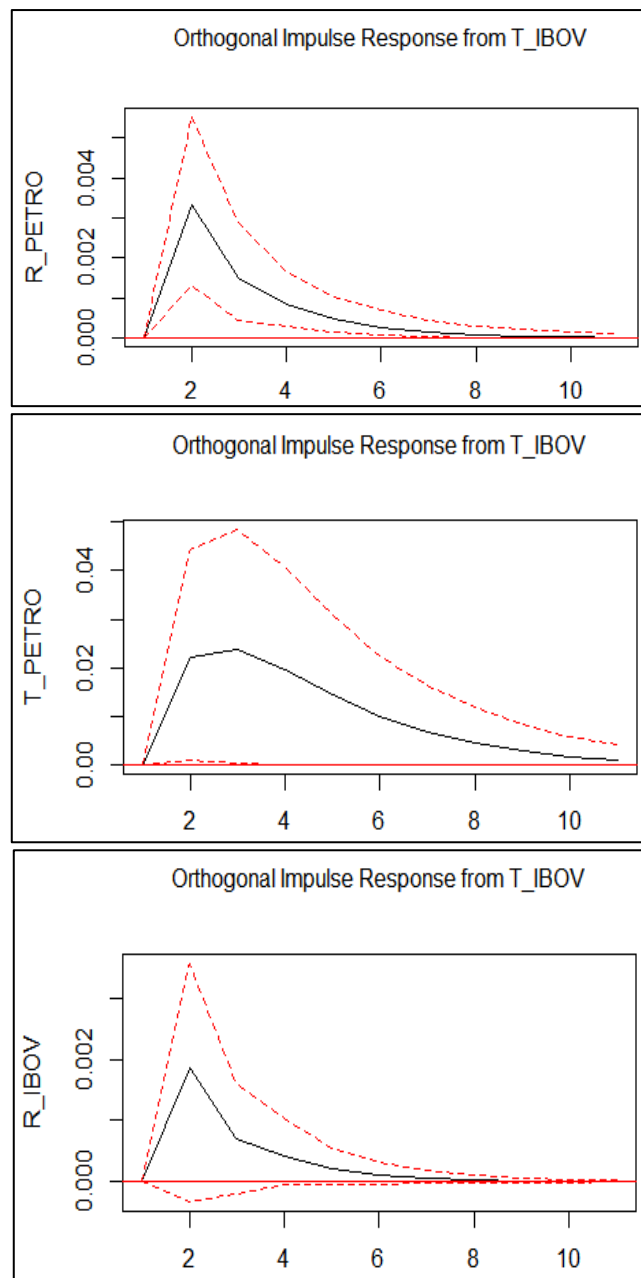
<b>R_IBOV = R_PETRO.l1 + T_PETRO.l1 + R_IBOV.l1 + T_IBOV.l1 + R_WTI.l1 + const</b>				
<b>Coeficiente</b>	<b>Estimate</b>	<b>Std. Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
T_IBOV.l1	0,00935	0,004269	2,19	<b>0,0293</b>

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

A Tabela 23 mostra as equações VAR, onde as variáveis “Y” recebem os coeficientes defasados delas e das demais. Os p-valores revelam que a variável causadora T\_IBOV\_ALTA, obteve valores abaixo da referência em todas as equações que estão sendo estudadas e este é um fator contributivo para verificação de uma forte relação entre “X” e “Y”.

O último passo para finalização é a aplicação da FIR. Todos os choques serão positivos, dado que o período é de alta. Serão aplicados três impulsos na variável T\_IBOV\_ALTA com as respostas nas variáveis R\_PETRO\_ALTA, T\_PETRO\_ALTA e R\_IBOV\_ALTA.

Figura 22: Funções impulso resposta – Petro Alta



Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Após os choques dados, a Figura 22 apresenta o gráfico das três FIRs com as respostas em sentidos positivos. Pode-se então atestar que para choques positivos dados no T\_IBOV\_ALTA, as respostas em R\_PETRO\_ALTA, T\_PETRO\_ALTA e R\_IBOV\_ALTA possuem mesmo sentido que a variável de aplicação do impulso, e que há uma forte relação convergente entre elas.

Impulso	Resposta	Causalidade	Equação do VAR	Relação FIR?
T_IBOV_ALTA	R_PETRO_ALTA	0,0041	0,0031	Convergente
T_IBOV_ALTA	T_PETRO_ALTA	0,0538	0,0520	Convergente
T_IBOV_ALTA	R_IBOV_ALTA	0,0551	0,0293	Convergente

Analisando o Tabela 24 que resume todos os dados, conclui-se que todas as três ferramentas empregadas na análise indicam que há relação do Turnover do IBOV com o retorno e turnover do segmento e com o Retorno do IBOV. Essa relação não é o efeito overconfidence, como já evidenciado anteriormente. Trata-se de uma forte relação do volume do Índice impactando as variáveis de Retorno do Segmento e do próprio IBOV, o que pode ser um indicativo de que as ações pertencente ao segmento de Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo e o do Índice Bovespa variavam mantendo os fundamentos de oferta e demanda. A relação do T\_IBOV\_ALTA com T\_PETRO\_ALTA pode ser explicada também de uma outra maneira, entendendo que uma vez que as ações da Empresa Petrobrás S.A possuem grande representatividade nos volumes, tanto no índice Bovespa como na média do volume do Segmento, a medida que há um aumento do volume do turnover do Ibovespa também ocorre um aumento, no mesmo sentido, do volume do segmento.

#### 4.2.2.2 Período de Baixa do IBOV – Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo

No período de baixa o mesmo raciocínio é formado. É realizada uma análise das causalidades entre o retorno e turnover do segmento para o período de baixa para definição da defasagem adotada no estudo.

Tabela 25: Escolha da defasagem pelo Teste de Granger – Petróleo - Baixa

Defasagem	p-value
1	0,1356
2	0,3257
3	0,2879
4	0,3556
5	0,4236
6	0,5413
7	0,6844
8	0,5973
9	0,6939
10	0,7082
11	0,7142
12	0,7582

13	0,8267
14	0,8560
15	0,7979

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

O teste de Granger, assim como no período de alta, não encontrou p-valores abaixo do valor referencial e o procedimento adotado foi a escolha da menor defasagem, de um dia. Entretanto é possível verificar na lista de *p-values* que a defasagem de um dia, teve o resultado muito próximo do valor referencial de 0,1.

O passo seguinte foi a realização do teste de Granger para todas as variáveis com a defasagem selecionada de um dia.

Tabela 26: Matriz de Causalidades de Granger para o Segmento Petróleo - Baixa

<i>lag</i> = 1	Causadores (X)				
Causados (Y)	R_PETRO_BAIXA	T_PETRO_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	R_WTI_BAIXA
R_PETRO_BAIXA	-	0,7762	0,1338	0,4255	<b>0,0999</b>
T_PETRO_BAIXA	0,1356	-	0,4534	<b>0,0172</b>	0,6880
R_IBOV_BAIXA	0,9453	0,6025	-	0,1956	<b>0,0678</b>
T_IBOV_BAIXA	0,6653	<b>0,1037</b>	0,2853	-	0,5287
R_WTI_BAIXA	0,5187	0,5367	0,2014	0,3127	-

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Os resultados aprovados pelo teste de Granger foram:

- R\_WTI\_BAIXA Granger-Causa R\_PETRO\_BAIXA
- T\_IBOV\_BAIXA Granger-Causa T\_PETRO\_BAIXA
- R\_WTI\_BAIXA Granger-Causa R\_IBOV\_BAIXA

Ainda houve uma quarta relação que obteve p-valor desfavorável, mas que está muito próximo do valor referencial de 10% e será estudada como uma possível relação.

- T\_PETRO\_BAIXA Granger-Causa T\_IBOV\_BAIXA

Na ferramenta do VAR, são apresentados em negrito as equações de predição de cada variável causada (Y) e abaixo são mostrados os coeficientes analisados como causadores (X). *P-Values* abaixo de 0,1 são considerados aptos para a sequência do estudo.

Tabela 27: Aplicação da Equação do VAR – Petróleo - Baixa

<b>R_PETRO = R_PETRO.I1 + T_PETRO.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_WTI.I1 + const</b>				
Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
R_WTI.I1	-0,145086	0,095027	-1,527	0,129

<b>T_PETRO = R_PETRO.I1 + T_PETRO.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_WTI.I1 + const</b>				
Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
T_IBOV.I1	-0,20683	0,09476	-2,183	0,0308

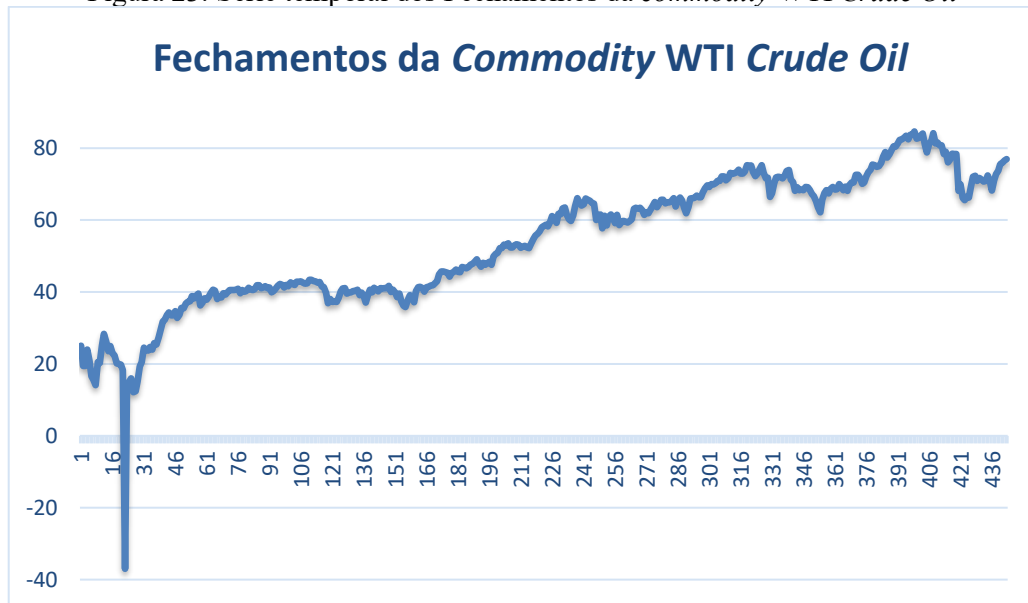
<b>R_IBOV = R_PETRO.I1 + T_PETRO.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_WTI.I1 + const</b>				
Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
R_WTI.I1	-0,1394155	0,0622545	-2,239	0,0268

<b>T_IBOV = R_PETRO.I1 + T_PETRO.I1 + R_IBOV.I1 + T_IBOV.I1 + R_WTI.I1 + const</b>				
Coeficiente	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
T_PETRO.I1	-0,11884	0,06344	-1,873	0,0632

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Nota-se que a relação entre R\_WTI\_BAIXA e R\_PETRO\_BAIXA, não obteve aprovação na equação do VAR por ter um valor de  $p$  maior que a referência. As demais variáveis em estudo, obtiveram aprovação no teste.

Figura 23: Série temporal dos Fechamentos da *commodity* WTI Crude Oil



Fonte: Económica, elaborado pelo Autor (2022)

Na sequência foram testadas as respostas das variáveis Y, diante de choques dados em X que apresentavam causalidades entre si. No período de baixa, os choques realizados na FIR se diferenciam dos choques dados no período de alta. A aplicação do choque no retorno do segmento será o mesmo do IBOV, ou seja, negativo. Já para a commodity, como pode ser visualizado na Figura 23, após um período de queda curto, houve tendência de alta por todo o período da série, e, portanto, neste caso serão aplicados choques positivos no retorno do WTI. Choques nos *Turnovers* serão sempre positivos mesmo no período de Baixa.

A Tabela 28, indica o sentido do choque dado na variável impulso e os sentidos obtidos na variável resposta. Para que seja analisada uma relação forte, é necessário que tanto o choque quanto o a resposta tenham o mesmo sentido.

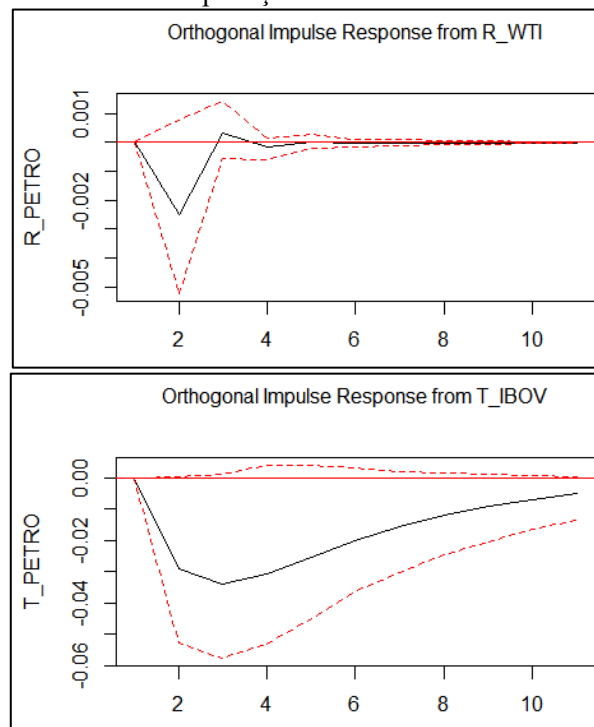
Tabela 28: Impulsos e Respostas em choques realizados na FIR – Petróleo - Baixa

Choque	Impulso	Resposta	Resposta FIR
+	R_WTI_BAIXA	R_PETRO_BAIXA	-
+	T_IBOV_BAIXA	T_PETRO_BAIXA	-
+	R_WTI_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	-
+	T_PETRO_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	+

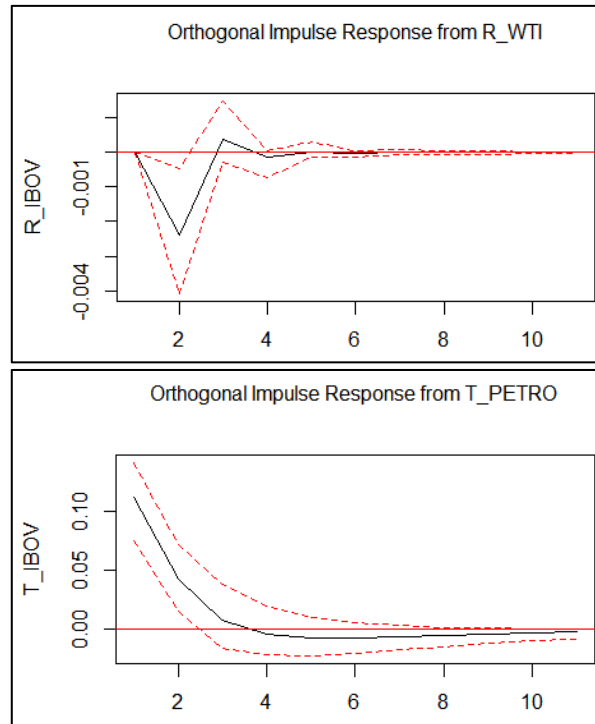
Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Os gráficos obtidos podem ser visualizados a seguir:

Figura 24: Gráficos de aplicação da FIR nas variáveis selecionadas







Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Após a aplicação dos choques em cada variável é verificado que apenas a relação entre T\_PETRO\_BAIXA e T\_IBOV\_BAIXA obteve resultados convergentes ao choque dado na variável de impulso.

Finalizada a aplicação das ferramentas, a Tabela 29 apresenta o resumo dos resultados obtidos que levarão a uma conclusão das relações que interagem entre as variáveis no período de baixa deste segmento.

Tabela 29: Resumo dos Choques dados na FIR para o VAR – Petro Baixa

Impulso	Resposta	Causalidade	Equação do VAR	Relação FIR?
R_WTI_BAIXA	R_PETRO_BAIXA	0,0999	0,1290	Divergente
T_IBOV_BAIXA	T_PETRO_BAIXA	0,0172	0,0308	Divergente
R_WTI_BAIXA	R_IBOV_BAIXA	0,0678	0,0268	Divergente
T_PETRO_BAIXA	T_IBOV_BAIXA	0,1037	0,0632	Convergente

Fonte: Elaborado pelo Autor (2022)

Recapitulando os conceitos, o *overconfidence* ocorre quando o resultado de todas as ferramentas são inferiores aos valores de referência e há relação de concordância quanto ao sentido da resposta a partir de choques dados em uma variável retorno que obteve aprovação nos testes de causalidades. Conforme analisado no teste de causalidade de Granger para seleção das defasagens, em nenhuma delas, em um intervalo de 15 dias de defasagem, foi obtida validação para uma variável retorno com relação a uma variável turnover e a ausência desta

relação percorreu todo o estudo no período de baixa. Assim, é evidente que **não houve a ocorrência do efeito *overconfidence*** no período de baixa.

Para as demais variáveis, analisando os resultados obtidos, pode-se verificar que para o combinado de variáveis R\_WTI\_BAIXA e R\_PETRO\_BAIXA, por exemplo, a relação obtida foi fraca ou inexistente nos resultados de todas as Ferramentas. Os pares T\_IBOV\_BAIXA - T\_PETRO\_BAIXA e R\_WTI\_BAIXA – R\_IBOV\_BAIXA passaram pelos testes da causalidade e pelo VAR, mas não obtiveram resultado convergente na aplicação da FIR. Para estas combinações é possível concluir que há relação forte em ambos os pares, por terem passado nos testes com p-values abaixo de 10%, entretanto ao serem aplicados choques nas variáveis impulso (conforme Tabela 28) o impacto nas variáveis resposta terá sentido inverso do choque. Ou seja, utilizando T\_IBOV\_BAIXA e T\_PETRO\_BAIXA como exemplo, a medida que o volume do IBOV diminuiu, é possível verificar que o volume de quantidade negociadas no segmento aumentou.

Já para combinação entre T\_PETRO\_BAIXA e T\_IBOV\_BAIXA, a causalidade ficou muito pouco acima do valor de referência e as demais ferramentas corroboraram para a validação da relação. Ou seja, é possível finalizar, indicando que no período de baixa, houve relação entre o volume do segmento e o volume do Índice, onde a queda ou aumento no volume do segmento impacta de mesma forma o volume do Índice.

## 5 CONCLUSÃO

Para a finalização do presente trabalho, é pertinente refazer a pergunta inicial: Há uma possível formação do efeito *Overconfidence* no período de retomada de alta do índice IBOV após os primeiros meses da pandemia do Covid-19? É possível responder que sim, entretanto, apenas na análise específica do segmento de Minerais Metálicos para o período de alta.

Após a análise das relações entre variáveis no IBOV e nos dois segmentos em conjunto com as *commodities*, é possível afirmar que o efeito *overconfidence* ocorreu somente no segmento de Minerais Metálicos, para as variáveis R\_MINER\_ALTA em relação ao T\_MINER\_ALTA no período de alta

Nas demais relações não foram encontrados o efeito *overconfidence*, mas encontrou-se outras relações possíveis entre as variáveis de estudo, que também faziam parte do objetivo de pesquisa.

No ensaio 1, buscava-se encontrar o efeito *overconfidence* analisando somente as variáveis retorno e turnover do IBOV. Após a divisão em períodos de alta de baixa, utilizando as ferramentas de análise como o teste de Granger, vetor autorregressivo e função impulso resposta, foi possível verificar que não houve efeito *overconfidence* para ambos os períodos de análise devido a não convergência dos resultados na FIR, entretanto, a relação das variáveis foi considerada como forte. Este método possui semelhanças com o aplicado por Statman, Thorley e Vorkink (2006), cujo resultados

No ensaio 2, foram realizados os testes para dois segmentos: Minerais Metálicos e Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo. Conforme mencionado acima, para o período de alta no segmento Minerais metálicos, foi encontrado o efeito *overconfidence*, mas isso não pôde ser verificado no período de baixa do mesmo segmento. Para o outro segmento, não houve a validação do efeito em nenhum dos períodos. Dito isso, parte-se para a verificação das demais relações encontradas que também são importantes e fazem parte das análises que respondem aos objetivos específicos.

No segmento de Minerais metálicos período de alta, para a defasagem de 1 dia, pôde-se verificar os efeitos preditivos do *turnover* em relação as outras variáveis. Quanto a combinação T\_IBOV\_ALTA e R\_IBOV\_ALTA, pode-se notar que a relação entre o volume do IBOV e seu retorno é forte. Isto significa que na medida que o volume do índice aumenta é aumentado também o retorno do Índice, e isso pode representar uma relação de oferta e demanda. Sobre T\_MINER\_ALTA e T\_IBOV\_ALTA terem apresentado relação forte, dado os p-valores obtidos no teste da causalidade de Granger e a equação do Vetor Autorregressivo, é verificado pela FIR que há possibilidade de à medida que a quantidade de negociações do segmento aumenta, a quantidade de negociações no Índice Bovespa também aumentará. Já o contrário, T\_IBOV\_ALTA impactando T\_MINER\_ALTA pôde ser validado pela aplicação da função impulso resposta, de forma contrária, já que o resultado obtido na FIR foi divergente, indicando que o aumento do volume do índice pode causar uma redução no volume do segmento Minerais Metálicos.

No segmento de Minerais metálicos período de Baixa, com um lag defasado de 3 dias as relações entre os conjuntos R\_MINER\_BAIXA e R\_IBOV\_BAIXA e R\_TIOC1\_BAIXA e R\_MINER\_BAIXA, foram analisadas e obtiveram fortes resultados, mas não houve relação convergente ao choque na aplicação da função impulso resposta, o que significa relações inversas onde a redução do retorno do segmento e da commodity, implicam em um aumento de R\_IBOV\_BAIXA e R\_MINER\_BAIXA. Neste período, a única combinação que apresentou

resultados convergentes na FIR e *p-values* validados na outras ferramentas foi R\_IBOV\_BAIXA impactando R\_TIOC1\_BAIXA. Assim, é possível finalizar, verificando que houve relação entre o retorno do IBOV e o retorno da *commodity*, indicando que onde houve queda no retorno do IBOV pode haver uma variação de igual sentido no retorno da *commodity*.

No segmento Exploração Refino e Distribuição de Petróleo no período de alta, para o *lag* de um período, conclui-se que todas as três ferramentas empregadas na análise indicam que há relação do Turnover do IBOV com o retorno e *turnover* do segmento e com o Retorno do IBOV. Trata-se de uma forte relação do volume do Índice impactando as variáveis de Retorno do Segmento e do próprio IBOV, o que pode ser um indicativo de que as ações pertencente ao segmento de Exploração, Refino e Distribuição de Petróleo e o do Índice Bovespa variavam em mesmo sentido, mantendo os fundamentos de oferta e demanda.

Para o período de baixa, também para *lag* = 1, pode-se verificar que para o combinado de variáveis R\_WTI\_BAIXA e R\_PETRO\_BAIXA a relação obtida foi fraca ou inexistente nos resultados de todas as Ferramentas. Os pares T\_IBOV\_BAIXA - T\_PETRO\_BAIXA e R\_WTI\_BAIXA – R\_IBOV\_BAIXA passaram pelos testes da causalidade e pelo VAR, mas não obtiveram resultado convergente na aplicação da FIR. Para estas combinações é possível concluir que há relação forte em ambos os pares, por terem passado nos testes com *p-values* abaixo de 10%, entretanto o impacto nas variáveis resposta apresentou sentido inverso do choque. Ou seja, utilizando T\_IBOV\_BAIXA e T\_PETRO\_BAIXA como exemplo, a medida que o volume do IBOV diminuiu, é possível verificar que o volume de quantidade negociadas no segmento aumentou. Por fim, para a combinação entre T\_PETRO\_BAIXA e T\_IBOV\_BAIXA, o *p*-valor da causalidade de Granger ficou muito pouco acima do valor de referência e as demais ferramentas corroboraram para a validação da relação. Ou seja, é possível finalizar, indicando que no período de baixa do segmento petroleiro, houve relação entre o volume do segmento e o volume do Índice, onde a queda ou aumento no volume do segmento impacta de mesma forma o volume do Índice.

Assim, todos os objetivos específicos foram atendidos e verificados já que todas as variáveis e a relação entre elas foram analisadas, e ainda foi possível verificar a ocorrência do efeito overconfidence que era o tema central do estudo. Para trabalhos futuros, sugere-se a realização de novas análises, que poderiam se expandir a outros segmentos também importantes para o índice e para o momento, tal qual o setor de varejo que pode ter se beneficiado da crise causada por conta do Coronavírus. Outra sugestão é a adição de outras ferramentas como a

Decomposição da Variância e suas explicações agindo de forma a confirmar ainda mais os efeitos obtidos no estudo.

## REFERÊNCIAS

- AIUBE, Fernando Antonio Lucena. *Econometria para Séries Financeiras*. Rio de Janeiro: PUC-RIO, 2007.
- ANDRIKOPOULOS, P. Modern Finance vs. behavioral finance: An overview of key concepts and major arguments. *Icfai Journal of Behavioral Finance*, v. 4, n. 2, p. 53-70, 2007.
- B3. B3 divulga estudo sobre os 2 milhões de investidores que entraram na bolsa entre 2019 e 2020. Disponível em: [http://www.b3.com.br/pt\\_br/noticias/investidores.htm](http://www.b3.com.br/pt_br/noticias/investidores.htm) Acesso em: 16/09/21
- B3. Disponível em: [http://www.b3.com.br/pt\\_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm](http://www.b3.com.br/pt_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm) Acesso em 17/09/21
- BARBER, Brad M.; ODEAN, Terrance. Boys will be boys: gender, overconfidence, and common stock investment. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford, v. 116, n. 1, p.261-292, 2001.
- BARBERIS, N.; THALER, R. A survey of behavioral finance. In: *Handbook of the Economics of Finance*. North-Holland: Elsevier, 2003.
- BLULM, L. F. M.; OSÓRIO, S. V.; SESSA, C. B. PANDEMIA E RECUPERAÇÃO ECONÔMICA:: os impactos dos investimentos anunciados pela Petrobrás de 2020 a 2024 na economia brasileira a partir de uma análise de insumo-produto. Encontro de Economia do Espírito Santo, Espírito Santo, ed. 8, Nov 2021. Disponível em: [https://doity.com.br/media/doity/submissoes/artigo-0d65b1c4ab892f2d1d5655f3093301a6e8fc7f86-segundo\\_arquivo.pdf](https://doity.com.br/media/doity/submissoes/artigo-0d65b1c4ab892f2d1d5655f3093301a6e8fc7f86-segundo_arquivo.pdf). Acesso em: 28 abr. 2022.
- BOMFIM, R. Um ano dos 63 mil pontos: a trajetória do Ibovespa desde a mínima durante a pandemia e o que esperar daqui para frente. *Infomoney*, 2021. Disponível em: <https://www.infomoney.com.br/mercados/um-ano-dos-63-mil-pontos-a-trajetoria-do-ibovespa-desde-a-minima-durante-a-pandemia-e-o-que-esperar-daqui-para-frente/>. Acesso em: 17/09/21.
- BROOKS, Chris. *Introductory Econometrics for Finance*. 3. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2015.
- BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. *Econometria de Séries Temporais*. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2012.
- CHEN, Zeyuan; ZHANG, Shuman. Overconfidence and turnover: Evidence from the Hong Kong stock market. 2011. 41 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Master In Finance Program, Department of Economics & Department of Business Administration, Lunds University, Lund, Suécia, 2011.
- CRUZ JR., J.C. Modelo de razão de hedge ótima e percepção subjetiva de risco nos mercados futuros. 2009. Tese (Doutorado em Economia Aplicada) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” da Universidade de São Paulo, Piracicaba, São Paulo, Brasil, 2009.

CVM. Autoconfiança Excessiva. Série CVM Comportamental: Vieses do Investidor, [s. l.], v. v.1, p. 16-18, 2015. Disponível em: <https://www.investidor.gov.br/publicacao/Serie-CVMComportamental/CVMComportamental-Vol1-ViesesInvestidor.pdf>. Acesso em: 23 dez. 2021.

DAVIDSON, Russell; MACKINNON, James G. Estimation and Inference in Econometrics. New York: Oxford University Press, 1993.

ECONOMATICA. banco de dados. Disponível em <http://www.economatica.com.br>. Acesso entre dezembro de 2021 a fevereiro de 2022

ENDERS, Walter. Applied Econometric Time Series. 2. ed. Wiley, 2004.

FINANCIAL TIMES. Tioc1 Ore. Disponível em: <https://markets.ft.com/data/commodities/tearsheet/summary?c=Iron+ore>. Acesso em: Jan/22

GAGLIANO, M. Ibovespa: há um ano, bolsa atingia fundo do poço na pandemia. Eu Quero Investir. 2021. Disponível em: <https://www.euqueroinvestir.com/ibovespa-ha-um-ano-em-23-de-marco-indice-caia-quase-6/>. Acesso em: 17/09/21

GERVAIS, Simon; ODEAN, Terrance. Learning to be overconfidence. The Review of Financial Studies, Oxford, v. 14, n. 1, p.1-27, 2001.

GLASER, Markus; WEBER, Martin. Overconfidence and trading volume. The Geneva Risk and Insurance Review, [s.l.], v. 32, n. 1, p.1-36, jun. 2007.

GUJARATI, Damodar N. Econometria Básica. 4. ed. Porto Alegre: Mcgrawhill Bookman, 2006.

GUJARATI, Damodar N. Econometria Básica. 5. ed. Porto Alegre: Mcgrawhill Bookman, 2011.

HENRIQUE, Daniel Christian. Cotações Subindo, vou comprar! Três estudos em finanças comportamentais. 2018. 399 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Administração, CSE, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2018.

HENRIQUE, Daniel Christian; PAES NETO, Jucemar. Efeito Overconfidence no Índice S&P 500 durante a Pandemia do Coronavírus. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE ECONOMIA E FINANÇAS COMPORTAMENTAIS DA FGV (FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS)., 7., 2020, São Paulo. Artigo. Florianópolis: ., 2020. p. 1-11.

HILL, R. Carter; GRIFFITHS, William E.; JUDGE, George G. Econometria. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2003.

HIRSHLEIFER, Kent David; LUO, Guo Ying. On the survival of overconfident traders in a competitive securities market. Journal of Financial Markets, v. 4, n. 1, p.73-84, 2001.

HIRSHLEIFER, Kent Daniel David; SUBRAHMANYAM, Avanidhar. Investor Psychology and Security Market Under and Overreactions. Journal of Finance, v. 53, n. 6, p.1841-1884, dez. 1998.

KAHNEMAN, Daniel. *Rápido e Devagar: Duas formas de pensar*. Rio de Janeiro: Objetiva, 2012. 588 p. ISBN 978-85-390-0401-0.

MARKONI, Marina Andrade; LAKATOS, Eva Maria. *Metodologia Científica*. 8. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2017

MENDES-DA-SILVA, W.; YU, A.S.O. Análise empírica do senso de controle: buscando entender o excesso de confiança. *Revista de Administração Contemporânea (RAC)*, Curitiba, v.13, n.2, p.247-271, abr./jun. 2009

MILANEZ, D. Y. *Finanças comportamentais no Brasil*. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 2003.

MOORE, Don A.; HEALY, Paul J. The trouble with overconfidence. *Psychological Review*, [s.l.], v. 115, n. 2, p.502-517, 2007.

MOREIRA, Bruno César de Melo. *Três ensaios sobre finanças comportamentais e neuroeconomia: testando o efeito dotação, efeito overconfidence e efeito gratificação instantânea em crianças*. 2012. 170 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Administração, Centro Sócio Econômico, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012.

MULLAINATHAN, S.; THALER, R. Behavioral economics. *International Encyclopedia of Social Sciences*. Ed. 1, Pergamon Press, 2001.

ODEAN, Terrance. Do Investors Trade Too Much? *The American Economic Review*, v. 89, n. 1, p.1279-1298, dez. 1999.

ODEAN, Terrance. Volume, Volatility, Price, and Profit When All Traders Are Above Average. *The Journal of Finance*, v. LIII , n. 6, p.1887-1934, dez. 1998.

PRATES, Wladimir Ribeiro; SANTOS, Andre Alves Portela; COSTA JUNIOR, Newton Carneiro Affonso da. Excesso de Confiança, Turnover e Retorno: Evidência no Mercado Brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 12, n. 3, p.351-383, set. 2014.

RSTUDIO, INC. (Vienna, Austria). RStudio. Versão 2022.02.2+485. [S. l.], 28 fev. 2011. Disponível em: <https://www.rstudio.com/products/rstudio/download/>. Acesso em: 21 jan. 2022.

SILVEIRA, Rodrigo Lanna Franco da; MAIA, Alexandre Gori; SAES, Maria Sylvia Macchione; CRUZ JÚNIOR, José César. Excesso de confiança em relação aos preços de venda:: um estudo entre cafeicultores. *Revista de Administração*, São Paulo, ano n.3, v. v.48, p. 399-408, Jul/2013.

SHEFRIN, Hersh. Behavioralizing Finance. *Foundations And Trends® In Finance*, [s.l.], v. 4, n. 1-2, p.1-184, 2009.

SHETTY, Shelly; ARISPE, Erich. Full Rating Report: Brazil. Fitch Ratings, Nova York, 8 abr.2011. Disponível em: <<http://www.fitchratings.com>>. Acesso em Nov/2021.

STATMAN, Meir; THORLEY, Steven; VORKINK, Keith. 2006. Investor overconfidence and trading volume. *Review of Financial Studies*, 19(4), 1531–1565.



STOCK, James H.; WATSON, Mark W. *Econometria*. São Paulo: Pearson, 2004.

TAYLOR, Shelley E.; BROWN, Jonathon D. Illusion and Well-Being: A Social Psychological Perspective on Mental Health. *Psychological Bulletin*, v. 103, n. 2, p.193-210, mar. 1988.

THALER, Richard. H. The end of behavioral finance. *Financial Analysts Journal*, v. November-december, p.12-17. 1999.

VIEIRA, Guilherme Araujo; LUCAS, Felipe Fortuna; GOMES, Carlos Francisco Simões; SANTOS, Marcos. ANÁLISE PROSPECTIVA DO MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO PÓS-COVID19:: UMA VISÃO MACROECONÔMICA. *Revista SIMEP*, [S. l.], ano n.1, v. v.1, p. 79-93, 6 mar. 2021. Disponível em: <https://revista.simep.com.br/index.php/simep/issue/view/1/1>. Acesso em: 28 abr. 2022.