

UNIVERSIDADE IBIRAPUERA
Programa de Mestrado Profissional em Administração

Seleção de Carteira baseada em Assimetria de Informação

São Paulo
2020

Denis Akihissa Ichimura

**SELEÇÃO DE CARTEIRA BASEADA EM ASSIMETRIA DE
INFORMAÇÃO
ASYMMETRIC INFORMATION BASED PORTFOLIO
SELECTION**

Trabalho Final de Curso apresentado ao
Programa de Mestrado Profissional em
Administração da Universidade Ibirapuera -
UNIB como requisito parcial para obtenção
do grau de Mestre em Administração.
ORIENTADOR: PROF. DR.
ALEXANDRE RIPAMONTI

São Paulo
2020

FICHA CATALOGRÁFICA

SELEÇÃO DE CARTEIRA BASEADA EM ASSIMETRIA DE INFORMAÇÃO

Por
Denis Akihissa Ichimura

Trabalho de Dissertação apresentado ao Programa de Mestrado Profissional em Administração da Universidade Ibirapuera - UNIB, como requisito parcial para obtenção do título Mestre em Administração, sendo a banca examinadora formada por:

Prof. Dr. Fernando Dal-Ri Murcia – Universidade de São Paulo – USP

Prof. Dr. Alexandre Ripamonti – Universidade Ibirapuera – UNIB

Profa. Dra. Flavia Cruz de Souza Murcia – Universidade Ibirapuera – UNIB

Prof. Dr. Raphael de Almeida Videira – Escola Superior de Propaganda e Marketing - ESPM

São Paulo, -- de -- de 2020

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos professores e colegas de turma e todos aqueles que também almejam o progresso e a contribuição do meio científico da humanidade.

AGRADECIMENTO

Agradeço em especial ao meu professor orientador Prof. Dr. Alexandre Ripamonti pela paciência e excelência de seus cuidados junto à pesquisa. Agradeço aos professores participantes desta jornada acadêmica que ensinaram e orientaram magnificamente, aos colegas de turma que me apoiaram e auxiliaram com maior empenho, à minha noiva que me abraçou nos momentos mais árduos, à minha família pela motivação inigualável e aos amigos pelo laço que se tornou uma grande força neste caminho.

RESUMO

A assimetria de informação é um dos problemas encontrados no mercado de capitais, que pode ser mensurada e detectada nos preços das ações com base nos estudos de microestrutura de mercado. O presente estudo buscou verificar a relação entre a assimetria de informação e o retorno de três diferentes carteiras de ações, utilizando a variável Corwin-Schultz BID-ASK *spread estimator*. Os resultados indicaram retorno positivo para carteira de maiores assimetrias a partir da defasagem de análise de dois trimestres. Para a análise econométrica, foi verificada uma defasagem ótima da amostra de cinco trimestres e a carteira que apresentou melhor modelagem da estimativa, foi a carteira com menores assimetrias, indicando que outras variáveis podem influenciar os erros de precificação do mercado.

Palavras-chave: Assimetria de informação, seleção de carteira, defasagem ótima, Retorno, Corwin-Schultz BID-ASK *spread estimator*.

ABSTRACT

Asymmetric information is one of the problems presented in the capital market. Based on studies of market microstructure, it can be measured and detected within stock prices. The present study verifies the relationship between asymmetric information and the return of three different stock portfolios using the variable Corwin-Schultz BID-ASK spread estimator. The results indicated a positive return for the portfolio with greater asymmetric information with two quarters lag analysis. Econometric analysis indicated optimal lag of five quarters and the portfolio that presented the best modeling, was the portfolio with smaller asymmetric information indicating that other variables may influence pricing errors within the market.

Keywords: asymmetric information, portfolio selection, return, optimal lag, Corwin-Schultz BID-ASK spread estimator

Sumário

1. 1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Contextualização	13
1.2 Problema da Pesquisa	14
1.3 Objetivos Geral e Específicos	14
1.4 Justificativa do Estudo.....	15
1.5 Estrutura do Trabalho	16
2. 2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1. Assimetria de informação	17
2.2. Seleção de Portfólio	20
2.3. Estratégias de Seleção de carteira	22
2.3.1 Análise de microestrutura de mercado.....	22
2.3.2 Análise Corporativa	24
2.3.3 Modelagem	26
2.4. Algorithm trading e seleção de carteira.....	27
2.5 Estudos Anteriores	30
3. 3 METODOLOGIA	32
3.1 Caracterização do Estudo.....	32
3.1. Amostra e coleta de dados.....	34
3.2 Análise de Dados	35
3.2. Técnica Econométrica	38
3.3 Limitações da Pesquisa.....	39
4. 4 RESULTADOS	40
4.1 Estatística Descritiva.....	40
4.2 Análise de Retorno	42
4.3 Análise Econométrica.....	45
4.3.1 Nível Corporativo	45
4.3.2 Nível de Portfólio.....	52
4.3.3 Autometrics.....	65
4.4. Produto Tecnológico	74
5. 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	76
6. 6 REFERÊNCIAS	79

Lista de Figuras

<i>Figura 1: Comportamento da assimetria em t no período estudado conforme apresentado por Ripamonti (2016) Elaborado pelo autor.</i>	41
<i>Figura 2: VECM para maiores assimetrias</i>	57
<i>Figura 3: VECM para menores assimetrias</i>	58
<i>Figura 4: VECM para aleatória</i>	60
<i>Figura 5: VECM para maiores com naive</i>	61
<i>Figura 6: VECM para menores com naive</i>	63
<i>Figura 7: VECM para aleatórias com naive</i>	64
<i>Figura 8: Autometrics para maiores</i>	66
<i>Figura 9: Autometrics para menores</i>	68
<i>Figura 10: Autometrics para aleatórios</i>	69
<i>Figura 11: Autometrics para maiores com Naive</i>	71
<i>Figura 12: Autometrics para menores com Naive</i>	72
<i>Figura 13: Autometrics para aleatórios com Naive</i>	74
<i>Figura 14: Programa de simulação de assimetria de informação</i>	75

Lista de Equações

<i>Equação 1: Equação de retorno esperado (Markowitz, 1952)</i>	20
<i>Equação 2: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)</i>	33
<i>Equação 3: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)</i>	33
<i>Equação 4: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)</i>	33
<i>Equação 5: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)</i>	33
<i>Equação 6: Cálculo do retorno de ativos (R)</i>	34
<i>Equação 7: Cálculo do percentual de retorno de ativos (E(R))</i>	36
<i>Equação 8: Cálculo do balanceamento individual Bk de uma ação. (n = 68) é a amostra total e (k = 5) é a amostra da carteira.</i>	36
<i>Equação 9: Retorno esperado da carteira com balanceamento</i>	36
<i>Equação 10: Retorno esperado da carteira sem balanceamento</i>	36
<i>Equação 11: Retorno acumulado (E(R) ACUMULADO) para avaliação entre as carteiras...</i>	37

Lista de Tabelas

<i>Tabela 1: Estatística descritiva de S_2, $E(R)$ Carteira $E(R)$ Acumulado no mesmo trimestre das três carteiras (Maiores, Menores e Aleatório).</i>	40
<i>Tabela 2: Matriz de Correlação de S_2, $E(R)$ e $E(R)$ ACUMULADO no mesmo trimestre da carteira com maiores assimetrias, menores assimetrias e carteira aleatória.</i>	42
<i>Tabela 3: Resultados do retorno acumulado para carteiras com maior, menor assimetria e aleatória com balanceamento e sem balanceamento ($1/n$). Elaborado pelo autor.</i>	42
<i>Tabela 4: Estatística descritiva de S_2 e $E(R)$ dos dados em painel.</i>	46
<i>Tabela 5: Matriz de correlação S_2 e $E(R)$ dos dados em painel.</i>	46
<i>Tabela 6: Teste de Estacionariedade das variáveis $E(r)$ e S_2.</i>	46
<i>Tabela 7: Escolha de uma defasagem ótima</i>	47
<i>Tabela 8: Estatísticas do traço (Trace) e de máxima verossimilhança (Max).</i>	50
<i>Tabela 9: Equação de cointegração, com vetor de correção de erros</i>	52
<i>Tabela 10: Estatísticas descritiva – Nível Portfólio</i>	53
<i>Tabela 11: – Matriz de Correlação – Nível Portfólio</i>	53
<i>Tabela 12: Teste de Raiz Unitária</i>	55
<i>Tabela 13: VECM para maiores assimetrias</i>	56
<i>Tabela 14: VECM para menores assimetrias</i>	58
<i>Tabela 15: VECM para aleatórias</i>	59
<i>Tabela 16: VECM para maiores assimetrias sem balanceamento $1/k$ (naive)</i>	61
<i>Tabela 17: VECM para menores assimetrias sem balanceamento $1/k$ (naive)</i>	62
<i>Tabela 18: VECM para menores assimetrias sem balanceamento $1/k$ (naive)</i>	64
<i>Tabela 19: Autometrics para carteira de maiores assimetrias</i>	66
<i>Tabela 20: Autometrics para carteira de menores assimetrias</i>	67
<i>Tabela 21: Autometrics para carteira de aleatórios</i>	69
<i>Tabela 22: Autometrics para carteira maiores com naive</i>	70
<i>Tabela 23: Autometrics para carteira menores com naive</i>	72
<i>Tabela 24: Autometrics para carteira aleatória com naive</i>	73

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

O Mercado de Capitais ideal é caracterizado pela reação precisa dos preços das ações, conforme os sinais emitidos pela empresa, porém o modelo real segue os parâmetros de eficiência do mercado (Fama & French, 1993). A qualidade e a quantidade de informação podem afetar as decisões de investidores (Ripamonti, 2019). Akerlof (1970) discutiu sobre os efeitos da incerteza dentro do mercado, considerando-os sinais de um mercado “desonesto”, causados pelas diferenças de informações, dentre outros fatores. O mercado de “limões” é referência básica para informação assimétrica, o qual resulta em diferenças entre qualidades de informações de cada indivíduo e o retorno sobre o valor investido. Myers e Majluf (1984) abordaram sobre o comportamento dos investidores e suas decisões em um mercado com assimetria de informação que é um dos principais fatores de ineficiência de mercado.

A assimetria de informação leva aos investidores, que possuem informação privilegiada, vantagens sobre as negociações resultando em problemas no mercado. Com o intuito de amenizar a atuação dos *insiders* que percebem valores anormais de retorno, são realizadas pelas empresas medidas de disclosure (Divulgações empresariais sendo elas voluntárias ou obrigatórias) (Lopatta, Buchholz, & Kaspereit, 2015). Apesar das ferramentas para confrontar esse problema do mercado, *insiders* podem utilizar estratégias de posicionamento heterogêneo com ou sem racionalidade, podendo assim atuar mesmo com a presença do disclosure obrigatório (Gong & Liu, 2016).

Conforme Ripamonti, (2016) e Girão, Martins, e Paulo (2015), os investidores informados se posicionam estrategicamente para efetuar as negociações, tendo privilégios sobre os investidores desinformados, resultando em desequilíbrio no mercado e causando erros de precificação. Esses investidores buscam retornos anormais sobre o valor investido, atuando sobre o *spread* dos ativos antecipando as sinalizações contábeis da empresa.

Ripamonti (2016) concluiu em sua pesquisa que a análise de uma variável de assimetria de informação é relevante. Com isso, é possível verificar as proposições de Markowitz (1952) que avaliou maior retorno e menor risco para a formação de uma carteira eficiente.

1.2 Problema da Pesquisa

Amihud e Mendelson (1986) abordaram sobre os preços dos ativos e o *Spread* (BID – ASK) concluindo que quanto maior o spread, maior o retorno dos ativos, porém seus testes não englobaram a ineficiência do mercado. Em paralelo, Mishra, Panda e Majhi (2013) afirmaram que para análise de seleção de portfólio (carteira) de ações de investidores, normalmente a referência do modelo de Markowitz (1952) é utilizada, porém esse modelo não contempla todas as imperfeições do mercado como, por exemplo, a assimetria de informação.

Lucarelli, Uberti, Brighetti e Maggi., (2015) abordaram sobre a psicologia dos investidores e evidenciaram que investidores não somente utilizam estratégias de minimizar os riscos, mas também analisam a eficiência psico-econômica como uma forma de avaliar o peso do valor investido, o que explica como os investidores com aversão ao risco podem sofrer danos em comparação aos *insiders*. Visto esses fatores, conforme Ripamonti (2016), a variável Corwin-Schultz BID-ASK *Spread Estimator* se mostrou válida para análise de assimetria de informação. Chan e Menkveld (2008) afirmaram que uma parcela significativa da variação de desconto de ações é explicada pela assimetria de informação.

Conforme Lenkey (2016), os *insiders* também possuem aversão ao risco, pois podem negociar com *market makers* (investidores que compram um ativo para estabilizar o volume de negociação, neutros ao risco) que incorporam os dados de *disclosure* no preço das ações implicando na dificuldade de observação da atuação dos *insiders*.

Tendo em vista que a assimetria de informação pode ser mensurada e verificada dentro do mercado, assim como a formação de carteira pode ser selecionada conforme as especificações de Markowitz (1952) que considera o mercado eficiente (sem assimetria de informação), o problema de pesquisa levanta:

- É possível formar uma carteira de ativos com análise de assimetria de informação?

1.3 Objetivos Geral e Específicos

Dentro do contexto acima, o objetivo da dissertação é:

- Avaliar carteiras selecionadas com base na assimetria de informação, comparando-as a carteiras totalmente aleatórias.

O estudo visa analisar o preço das ações das empresas da IBOVESPA utilizando a metodologia quantitativa e o modelo econométrico de cointegração para avaliar a assimetria de informação utilizando a variável *Corwin-Schultz BID ASK Spread Estimator* Ripamonti (2016).

Os objetivos específicos serão listados abaixo:

- Apurar uma medida de assimetria de informação.
- Desenvolver um método de escolha de carteira.
- Apurar a defasagem de atuação entre a assimetria de informação e o retorno dos ativos.

Os resultados da pesquisa indicaram que as defasagens de dois trimestres entre a análise de assimetria de informação e o retorno das carteiras resultaram em relação positiva. Essa evidenciação condiz com afirmações de Ripamonti (2016) e Girão, Martins, e Paulo, (2014) ambos afirmaram o impacto positivo entre a assimetria informacional e o preço dos ativos, porém utilizaram variáveis diferentes no mercado brasileiro. Com base na capacidade de análise dessa variável, é possível que investidores utilizem diversas técnicas apresentadas na literatura para analisar seus investimentos, portanto o estudo produziu um programa para cálculos de assimetria de informação. (Henrique, Sobreiro, & Kimura, 2019)

1.4 Justificativa do Estudo

Para a justificativa deste estudo, Ripamonti (2016) afirmou que é pertinente a pesquisa de seleção de portfólios com análise de assimetria de informação e antecipação dos preços dos ativos. A qualidade da informação obtida por um investidor que busca maior retorno pode impactar diretamente o mercado de capitais (Ripamonti, Silva, & Neto, 2018). Crisóstomo, López-Iturriaga, e González (2014) afirmaram que o mercado brasileiro deveria diminuir a assimetria de informação com melhores práticas de governança.

Borges e Martelane (2018) relataram que os brasileiros não possuíam uma cultura de incentivo à negociações na bolsa. Diante dessas informações, surge uma oportunidade de investigação no mercado brasileiro. Pellicani e Kalatzis (2019) indicaram que a característica das empresas brasileiras é a concentração de capital entre poucos acionistas, implicando em necessidade de proteção aos acionistas minoritários dentro da governança corporativa.

Para a justificativa dessa amostra, Hasbrouck (1991) afirmou que devido ao crescimento do *Spread*, quanto maior o volume de negócios, maior o impacto no preço das ações. Dentro da abordagem de Hasbrouck (2007), as estratégias de *insiders* englobam negociações em grande quantidade, sendo que dentro da sua modelagem de estratégias de negociações, quanto maior a liquidez do ativo, maior será a negociação informada.

Com a validação da variável Cowin-Schultz *BID-ASK Spread Estimator* no mercado brasileiro (Ripamonti, 2016), a amostra utilizada contempla 68 empresas da IBOVESPA com maior volume de negócios dentro do período de 1986 a 2019 (período disponibilizado na base COMDINHEIRO, quando foram apurados os dados secundários). Buckley, Long e Perera, (2014) avaliaram duas carteiras, uma com risco e outra sem risco para avaliar os descontos das ações sofridas pela assimetria de informação. Com base nesses estudos, a carteira foi selecionada em duas carteiras com análise de risco (maiores e menores assimetrias) e uma carteira sem análise de Risco (aleatório) resultando em análise de três carteiras. Ripamonti (2016) indicou que a assimetria de informação é estacionária podendo ela ser explicada pela própria variável, possibilitando a análise sobre maiores e menores assimetrias.

1.5 Estrutura do Trabalho

A estrutura do trabalho após seu capítulo de introdução, apresentará o referencial teórico e revisão da literatura, metodologia, análise dos resultados, análise econométrica, análise de modelagem, elaboração de um produto tecnológico e por fim as conclusões.

Dentro do próximo capítulo serão apresentados os conceitos teóricos abordados por estudos anteriores, que abordaram a análise de assimetria de informação, métodos utilizados para seleção de carteiras, métodos que relacionam as imperfeições de mercado e abordagem sobre *algorithm trading*.

2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA

O presente capítulo irá abordar os conceitos de assimetria de informação e seleção de carteira assim como o desenvolvimento de estudos sobre a teoria de microestrutura de mercado, seleção de carteira e *algorithm trading* que podem ser levados como estratégias para análise dos investidores.

2.1. Assimetria de informação

Ao estudar a assimetria de informação, cabe a análise da imperfeição do mercado. No momento que os gestores de uma determinada empresa têm conhecimento de informações que investidores externos não têm, é possível afirmar que existe assimetria de informação (Akerlof, 1970). Conforme Hasbrouck (1991), a assimetria de informação impacta no preço dos ativos, tornando-a parte da microestrutura de mercado (Easley, Hvidkjaer, & O'Hara, 2002). Na teoria da hierarquia das fontes (Myers & Majluf, 1984), a assimetria de informação pode afetar nas decisões de investimentos internos e externos, devido à diferença informacional dentre gestores e acionistas.

A informação assimétrica é uma das causas do aumento do endividamento de uma determinada empresa, pois a empresa não correria o risco de emitir ações com valor baixo no mercado, sendo que a emissão de títulos de dívida tem um tempo maior para difusão dessa informação sobre a dificuldade financeira da empresa. Para conter o aumento das dívidas, a empresa deve reinvestir seus lucros, aumentando seus negócios e consequentemente aumentando seu capital próprio (Myers & Majluf, 1984). Os negociantes informados tem base nesses conhecimentos e conseguem atuar com maior risco em seus negócios, porém com a queda de negociação dos investidores desinformados, a assimetria de informação causa desequilíbrio no mercado (Ripamonti, 2016).

A maior parte dos estudos de assimetria de informação utiliza a dinâmica de mercado (ajuste do *payoff* que ocorre ao final das negociações) para modelagem (Hasbrouk, 2007). A teoria de microestrutura de mercado divide a assimetria de informação em duas classes de modelos sendo eles: Classe de modelos de negócios sequenciais, a qual analisa negociantes aleatórios que entram no mercado, sejam elas informadas ou não, possibilitando uma análise

com maior equilíbrio sobre as atitudes dos investidores dentro do mercado; Classe de modelo de incerteza de evento, a qual analisa um único negociante informado, que pode negociar inúmeras vezes conforme variável PIN (*Probability of Informed Trade*). Os dois modelos indicam em comum as informações privadas dos agentes nas negociações. Criadores de mercado competitivo definem as cotas de BID (valor de compra) e ASK (valor de venda) conforme informações positivas e negativas, sendo que quanto maior a assimetria, maior essas cotas. O *spread* e o impacto de negócios são variáveis determinantes nesse modelo. A informação assimétrica possibilita diversas modelagens de finanças corporativas e precificação de ativos. Os modelos de negócios sequenciais relacionam a assimetria com o mercado observável, e a construção de alternativa de variáveis em análises empíricas é o maior objetivo do estudo micro estrutural.

Conforme algumas referências disponíveis nos últimos anos existem algumas medidas que se aplicam à análise de assimetria de informação. O modelo PIN foi referencialmente utilizado como uma forma de medição de assimetria de informação, porém Duarte, Hu, e Young, (2017) afirmaram que o modelo PIN não é favorável para o estudo devido à presença da liquidez do *turnover* (reajuste do final de mercado), dificultando a mensuração da informação privilegiada. Ripamonti (2016) validou, em sua pesquisa, a utilização das equações de Corwin Schultz *Bid-Ask Spread* como medição no mercado de ações brasileiro. Com os métodos matemáticos e estatísticos adequados, é possível analisar essa variável e determinar as empresas que apresentam maior assimetria de informação.

Dentro dos estudos de microestrutura de mercado, a análise da dinâmica de mercado foi amplamente explorada por pesquisadores. Kelly e Ljungqvist (2012) testaram os efeitos da assimetria de informação nos preços das ações, utilizando o *Bid-Ask Spread* como *proxy* de assimetria de informação. Seus resultados demonstraram que a queda no preço das ações investigadas é explicada pelo efeito do risco de liquidez sobre o retorno das ações, sendo que a liquidez se porta como um canal entre a relação de assimetria de informação e o preço das ações. Esse efeito ocorre quando é observada grande variação no *turnover* e quando ocorre incerteza de *payoff* (valor de retorno aos acionistas) das ações, resultando na contração de negociação dos investidores avessos ao risco.

Vayanos e Wang (2011) também verificaram que poucos estudos foram realizados sobre a relação entre a assimetria e o retorno esperado. Os autores informam que *market makers* negociam com valor de BID menor que o valor de ASK devido à suspeita de informações

negativas daqueles que ofertam as ações. Dentre suas conclusões, são abordados fatores que impactam a liquidez dos ativos (desconto do valor nominal com o valor de mercado), sendo que a assimetria de informação e a competição imperfeita contemplam a imperfeição do mercado.

No estudo de Liu e Wang (2016), a assimetria pode ser mensurada conforme uma variável de sinal público, sendo que os investidores podem observá-lo. Os criadores de mercado dentro do modelo dos autores podem alterar os negócios dos investidores informados e dos investidores discretos, possibilitando o ajuste do BID-ASK. Com isso, os autores afirmaram que o valor de BID - ASK *Spread* pode diminuir com a assimetria de informação e o *Spread* está correlacionado com o aumento de volume de negócios, seguindo a hipótese que os negociadores podem ter como alvo um balanço entre investidores informados e desinformados. O *Spread* é calculado com base no valor absoluto de negócios. Alguns investidores podem não optar pela negociação informacional, optando pela análise de volume de negócios (Cooper, Downs, & Patterson, 2000).

Ripamonti et. al. (2018) observou relações positivas entre a assimetria de informação e o preço dos ativos. As variáveis de controle *Return* (retorno do ativo) e Oportunidade de crescimento apresentaram relações positivas com a assimetria. O autor sugeriu futuras pesquisas com seleção de portfólios com análise de assimetria de informação e do balanceamento da liquidez dos ativos.

Ripamonti (2019) afirmou que apesar de observado significância em apenas um trimestre, a estrutura de capital pode ser observada para a previsão e antecipação dos problemas apresentados na ineficiência do mercado.

Ripamonti (2020) evidenciou, com análise econométrica de cointegração, uma relação em longo termo para a assimetria de informação que modifica a estrutura de capital para empresas financeiras da NYSE. Relacionando as teorias de *Pecking Order* sobre as motivações de endividamento de uma empresa (Myers & Majluf, 1984) e a irrelevância de estrutura de Capital (Modigliani & Miller, 1958), evidenciou conformidade da teoria de *Trade-off* dinâmico sobre a antecipação de decisões financeiras.

Os três últimos estudos utilizaram a técnica econométrica de Cointegração para averiguar a relação em longo prazo entre as variáveis. Para análise de dados financeiros, pode existir uma defasagem ideal de atuação entre as variáveis (Son, Oh, Kim, & Kim, 2009).

2.2. Seleção de Portfólio

O acionista, ao investir com um portfólio de ações, não correrá o risco de investimentos sem retornos ou com retornos abaixo do mercado. Para isso, a avaliação da carteira de ações é necessária para garantir que os investimentos desse ativo sejam uma opção viável para o negociador. Markowitz (1952) introduziu grande parte dos conceitos de seleção de portfólios. Logo, é necessário compreender os conceitos de risco e retorno esperado conforme o custo de oportunidade. O retorno esperado (R) é calculado conforme a medição do valor descontado para o presente (d) e o valor antecipado de retorno (r), multiplicando-os pelo balanceamento de quantidade de investidores por cada ação (X)

$$R = \sum_{t=1}^{\infty} \sum_{i=1}^N d_{it} r_{it} X \quad (1)$$

Equação 1: Equação de retorno esperado (Markowitz, 1952)

Markowitz (1952) afirma que a diversificação da carteira é fundamental para garantir melhores resultados e minimizar os riscos. Ao optar por ações de diferentes nichos do mercado, é possível proteger os investidores dos riscos que possam afetar a carteira e assim equilibrar as perdas e retornos. Sharpe (1964), Lintner (1965) e Treynor (1961) pesquisaram um modelo de avaliação de ativos onde o prêmio do risco era mensurado conforme o beta. A avaliação da carteira de ações, conforme a teoria do CAPM (*Capital Asset Pricing Model*), resulta na proporcionalidade do prêmio do risco com o beta, sendo este a medida dos efeitos de todas as carteiras do mercado.

A precificação de ativos envolve diversas teorias. Ross (1976) afirmou que o valor esperado de retorno pode depender de diversas variáveis de mercado. Sharpe (1964) discutiu sobre o CAPM e afirmou a proporcionalidade do prêmio do risco com o beta, sendo ele a medida dos efeitos de todas as carteiras do mercado. Para avaliação do preço, dois fatores são levados em conta. O tempo e o risco sendo que o preço pelo tempo é avaliado pelos juros, enquanto o preço pelo risco é avaliado pelo “ β ” (coeficiente angular que indica como o investimento analisado se encontra em relação ao mercado). Roll (1984) demonstrou o *Bid-Ask Spread* sendo uma medida para calcular as variações do preços das ações e Fama (1993) discutiu sobre três fatores que envolvem o retorno dos ativos e conseqüentemente seu preço: *SIZE* (tamanho da empresa, medido a partir do produto entre o preço da ação e a quantidade

das ações), M/B (*Market to Book*, relação entre o valor de mercado e valor patrimonial) e *Bond Market* (avaliação do desvio entre o retorno de longo termo e o retorno esperado dentro do mercado conforme a taxa de juros). Em 2017, foram testados mais dois fatores: Investimento e Lucro.

Em paralelo aos estudos de Markowitz (1952), diversos autores pesquisaram sobre métodos de análise de risco sobre a avaliação de portfólios. Li, Zang e Xu (2015) abordaram a importância que Markowitz deu na avaliação do risco da carteira devido à tendência dos investidores de controlar seus riscos em função de seus retornos. Em seus estudos, eles avaliaram um portfólio difuso (a variável difusa considera a incerteza de uma informação real qualitativa financeira) com risco fixo (*Background risk*) utilizando seis ações, concluindo que, para o mesmo retorno esperado, a variância é maior com a presença do risco. A variável de difusão foi estabelecida com técnicas probabilísticas, porém o modelo matemático indicou problemas por apresentar restrições no mercado real. Foi utilizado como metodologia um método genérico de algoritmo no programa MATLAB para simulação da modelagem.

Zhai e Bai (2018) discutiram os efeitos do *background risk* dentro dos investimentos concluindo que esses efeitos geram menor retorno. Esse risco ocorre quando algum setor é alvo de riscos que podem afetar as empresas correlacionadas. Eles discutiram sobre a incerteza do mercado junto com a otimização de portfólios e consideraram o *background risk* como parte dessa incerteza. Os investidores que consideram esse risco se tornam mais conservadores na seleção de portfólio, evitando riscos elevados. Seus resultados claramente demonstram os efeitos que esse risco apresenta na tomada de decisões dos investidores. Huang e Wang (2013) também abordaram sobre o *background risk* afirmando que em grande parte dos casos, sua avaliação deve ser feita por especialistas, quando existe falta de informações do histórico para avaliação de incidentes sociais e econômicos inesperados.

Conforme Markowitz (1952) existe uma fronteira eficiente que verifica o risco ideal para um portfólio de acordo com o retorno esperado do investidor. A fronteira eficiente também pode ser verificada conforme sua robustez multi-objetiva, a fim de analisar a otimização de portfólio segundo afirma Fliege e Werner (2014). Eles estudaram as diferenças entre as fronteiras eficientes nominais e robustas. Os autores utilizaram um modelo de mercado onde a competição é pura e perfeita, resultando na relevância da demanda geográfica como fator competitivo. Os autores afirmaram que em grande parte dos estudos robustos, a incerteza

explica o desconhecimento de alguns parâmetros que podem influenciar nas variações de uma fronteira eficiente.

Zhou, Wang, Liao, Wang, Lev e Fujita (2019) afirmaram que os investidores tomam suas decisões de seleção de portfólio com base na projeção do futuro, mesmo sendo difícil prever as incertezas. Os autores discutiram em suas pesquisas sobre os resultados causados pelas atitudes conservadoras, neutras e agressivas. As variáveis difusas de risco, retorno e fronteira eficiente variam conforme as decisões dos investidores. Os investidores têm como objetivo maximizar o retorno e minimizar o risco, logo, os investidores agressivos tem maior opção de seleção de portfólio.

2.3. Estratégias de Seleção de carteira

2.3.1 Análise de microestrutura de mercado

Muth (1961) afirmou conforme sua teoria de expectativas racionais, que a informação de difícil acesso é aproveitada pelo mercado, tornando possível uma análise da estrutura de mercado pelo investidor. Hasbrouck (1991) afirma que a assimetria de informação tem relação positiva com o preço dos ativos. Buckley, Long, e Marshall (2016) aplicam a teoria de otimização de portfólio no mercado de Lévy (modelagem de erros de precificação e assimetria de informação). Eles introduziram a seleção de portfólio como um dos obstáculos na engenharia financeira. A volatilidade causada pelos investidores informados e desinformados causam anomalias no mercado. Investidores desinformados avessos ao risco podem atuar menos no mercado apresentando menor desempenho em comparação aos *insiders*.

Com base nas análises acima, um estudo comportamental apontou que os investidores buscam como um de seus objetivos, a aposentadoria ou um legado familiar, a fim de maximizar seus retornos estabelecendo limites probabilísticos conforme sua análise (Gordon, Baptista, & Yan, 2019). O modelo dos autores demonstrou que os portfólios otimizados faziam parte da fronteira eficiente de média-variância, em concordância com Markowitz (1952), porém é possível listar estudos alternativos de análise de seleção de portfólio, visto ao fato do mercado apresentar imperfeições.

A aversão de perdas foi avaliada nos estudos de Fulga (2016) para a seleção de portfólio. Os estudos consideraram que os investidores avaliam o risco do investimento para otimizar as

decisões conforme um retorno crítico fixado. Na metodologia, foi considerada uma variável de aversão ao risco ESLA (*Expected Shortfall with Loss Aversion*), como uma alternativa para a análise de seleção de portfólio, o que resultou em um modelo de preferências de aversão ao risco. Essa variável foi testada em problemas da vida real com semelhança ao mercado de Lévy. Ele apresentou diferenças entre a modelagem tradicional de Markowitz de seleção baseada em média e variância, devido à análise de distribuição probabilística de variáveis aleatórias. Os resultados afirmam que os portfólios otimizados não são todos similares e pode haver diferenças significantes entre os parâmetros e variáveis analisadas.

Jeon e Shin (2019) abordaram como a seleção de portfólio pode satisfazer investidores que tem aversão a perdas. Esses investidores tem um ponto de referência de ganhos e perdas onde as avaliações de perdas são mais sensíveis. Suas conclusões evidenciaram uma análise de recursos ótimos das empresas, para que a seleção de investimentos não comprometa os rendimentos da empresa. Lenkey (2016) relacionou a aversão ao risco junto aos *insiders* e Ripamonti (2016) apresentou a assimetria de informação como uma oportunidade de atuação dos *insiders*.

Seguindo a análise de liquidez, quando ocorre alta presença de assimetria de informação, os acionistas podem monitorar as ações dos executivos. Quando a empresa está financeiramente contraída, o acionista irá diversificar menos, optando por medidas de gerenciamento mais eficazes. Sendo assim, Gu, Wang, Yao e Zhang, (2018) abordaram sobre o efeito da liquidez sendo uma forma de monitoramento de governança corporativa. O efeito negativo da liquidez nesses casos afetam as decisões de diversificação dos acionistas. Para o mercado esse efeito é negativo, visto a contração dos investidores, porém as medidas de governança podem evitar a prática de *insiders*.

Análises de Chowdhury, Kumar e Shome, (2016) afirmaram que a sensibilidade do fluxo de caixa depende da imperfeição do mercado e do caixa interno disponível da corporação. Os autores identificaram que um dos maiores problemas na pesquisa em relação às variáveis de imperfeição do mercado e assimetria de informação se encontra no desenho do estudo. Em sua metodologia, eles relacionaram a assimetria de informação com o *Spread* BID-ASK. Foi testada a regressão de valores e sensibilidade do fluxo de caixa e/ou investimentos às mudanças na assimetria de informação, sendo a relação entre elas positiva. Conseqüentemente a mesma relação foi observada entre investimentos e fluxo de caixa. Nieto (2018) relacionou a liquidez medida conforme a *proxy* BID-ASK *spread* e a volatilidade (medida de preços altos e baixos

diários) dos títulos corporativos. Dentro de seus resultados foram observados dias sem negociações entre os dois valores de *spread*. Foi efetuado um ajuste dentro do modelo inicial, o que resultou em valores superiores de volatilidade e inferiores de *SPREAD* em comparação ao modelo não ajustado. Informações de volatilidade podem demonstrar o efeito da liquidez, porém podem também demonstrar o efeito da assimetria de informação (Ripamonti, 2016).

Symala, Reddy, e Goyal, (2014) afirmaram que a assimetria de informação se comporta como uma variável determinante de microestrutura junto a análise de liquidez na CIL (*Commonality in Liquidity*). CIL é uma abordagem do comportamento de uma ação em função do comportamento do mercado. Dentro do mercado emergente, é observado um risco liquidez para grandes assimetrias em empresas pequenas, devido a quantidade de volume de negociação menor. Rosati, Cummins, Deeney e Gogolin (2017) estudaram como o efeito das violações de dados de anúncio das empresas poderia explicar a assimetria de informação. Para isso foram analisados os volumes de negociação junto com a análise do BID-ASK *spread* encontrando evidências de efeito positivo entre elas com defasagem curta. Porém também foi verificada uma possível relação entre o volume de negociação e *Holding Inventory Risk* (Risco futuro de valor de mercado conforme avaliação de inventário da empresa).

2.3.2 Análise Corporativa

Para seleção de carteira, o investidor pode analisar a estrutura corporativa de uma determinada empresa. Considerando que a teoria da firma engloba diversos fatores que influenciam dentro dos problemas de agência sendo que a assimetria de informação, resultante da diferença de informação entre os executivos e acionistas, pode impactar nas alterações de estrutura de capital e tomada de decisões da empresa. (Jensen & Meckling, 1976) (Myers & Majluf, 1984) A escolha de portfólio pode ser avaliada conforme as atuações gerenciais de determinadas empresas. A análise de *disclosure* corporativo, *rating* de crédito e práticas de governança dentre outras são ferramentas para a avaliação empresarial (Murcia, Murcia, Rover, & Borba, 2014)

Dentro dos problemas de agência, pode-se verificar que muitos gerentes que possuem participação dentro da empresa, optam por co-gerenciar as ações junto com um sindicato de outros gerentes. Essa negociação resulta em maior PIN (*Probability of Informed Trading*) implicando consequentemente em maior assimetria de informação devido à esse fato ser

evidenciado nos volumes de negociações. Esses agentes também podem esconder o fato que a empresa emite IPOs (*Initial Public Offering* são ofertas públicas vendidas pela primeira na bolsa) por demanda (Popescu & Xu, 2011).

Jo, Kim e Shin (2010) afirmaram que a assimetria de informação está presente em empresas que tem baixa eficiência de governança. Essas empresas terão menor credibilidade de suas informações resultando em maior assimetria. Logo, existe a necessidade de criação de organizações de subscritores para sanar os conflitos de agência. Eles têm incentivos para aumentar seus membros para diminuir melhorar a aquisição de informações. Essas organizações são importantes para divisão de risco, produção de informação que são avaliadas pelos *Market Makers*.

Como alternativa de modelagem para seleção de portfólios, o mercado pode ser modelado em rede para seleção de *clusters* (agrupamento de empresas conforme um critério de relação entre eles). Essa alternativa pode ser utilizada com outras técnicas de seleção de portfólio para aprimorar a diversificação. (Boginski, Butenko, Shirokikh, Trukhanov, & Lafuente, 2013)

Ao avaliar uma seleção de portfólio, podemos verificar estratégias de investimentos que foram discutidas por Nazliben e Rodríguez (2018). Os autores afirmaram que investimentos com alto risco são evitados por investidores novos e os investidores utilizam dois fundos de investimento: Um fundo para diversificação e outro para cobertura de investimentos utilizada para oportunidades e adversidades. O modelo proposto pelos autores verificou a precificação de ações transitórias e permanentes. Em suas conclusões, os autores afirmaram que os modelos padrões indicavam que as ações transitórias dominaram a dinâmica de mercado, porém seus modelos de ações permanentes tiveram resultados mais consistentes em relação aos resultados empíricos das referências.

Ao partir para análise de segmentação, pesquisas recentes apontaram o mercado financeiro como redes onde os títulos são os nós e dentro da pesquisa de Peralta e Zareei (2016) foi discutida a análise entre a estrutura de Markowitz e a teoria de Rede onde as ações podem ser avaliadas conforme seus pesos. Suas conclusões afirmaram que a tendência de identificação da centralidade da rede para a seleção de um portfólio eficiente. Os autores afirmaram que as empresas que estão nessa centralidade apresentam larga capitalização, empresas baratas e antigas com baixa participação de acionistas sendo que as empresas financeiras apresentam maior centralidade na rede.

Como alternativa de análise de portfólios, é possível afirmar que o orçamento setorial financiado de P&D (Pesquisa e Desenvolvimento) pelo governo também pode afetar na decisão de tomadores de decisões (Çağlar & Gürel, 2019). Alguns métodos qualitativos e quantitativos podem ser utilizados simultaneamente para a avaliação de alocação de orçamentos setoriais. O método utilizado (Seleção de Portifólio RDPPS – *Research and Development Project Portfolio Selection*) demonstrou uma estrutura sobre as alocações orçamentárias podendo assim identifica-las. Jeng e Huang (2015) realizaram um estudo onde são avaliados os portfólios de ações dentro de investimentos de Pesquisa e Desenvolvimento Nacional considerando o alto grau de incerteza tecnológico e de mercado. Em seus estudos, foi utilizado um modelo híbrido de critérios múltiplos para avaliação de projetos em seu estágio inicial. Em suas conclusões, o método foi avaliado como um meio de superar a complexidade do estudo do retorno de critério e alternativa afirmando a aplicabilidade do modelo.

2.3.3 Modelagem

Os estudos de portfólio podem apresentar grande quantidade de informações para cálculo estatístico e devido a essa dificuldade, alguns modelos não estatísticos são estudados (Zhou & Xu, 2018). A teoria difusa de portfólios (método que a incerteza da informação real financeira) é um método efetivo para levantamento de dados financeiros qualitativos. Essa teoria é utilizada para explicar a incerteza da informação real que pode ser vago. Em sua modelagem, os autores utilizam o modelo HFS (*Hesitant Fuzzy Set*) onde se pode selecionar o portfólio otimizado dentro de um ambiente difuso e hesitante. Concluindo, foi afirmado que o modelo se mostrou eficiente caso não existam dados quantitativos para avaliação da carteira de ações. A análise qualitativa do risco se tornou uma opção para os investidores e afirmou que o modelo pode ser alvo de futuros estudos.

Novos estudos desenvolveram o conceito de eficiência SSD (*Second-Order Stochastic Dominance*). Um portfólio otimizado pode ser estabelecido conforme o crescimento e concavidade das preferências de um investidor. A eficiência SSD pode ser amplamente aplicada na teoria de portfólios e precificação de ativos. Porém o método estocástico demonstra fracas presunções econômicas e ainda sua aplicabilidade é inferior aos outros métodos (Longarela, 2016).

Song, Yang e Xia (2019) buscaram em sua pesquisa analisar a seleção de portfólio otimizado em situações de critérios múltiplos afirmando que os métodos tradicionais não se aplicam nesse tipo de análise devido à incerteza de critério e relações das variáveis desconhecidos. A teoria difusa pode ser utilizada para incertezas, porém não é efetivo em situações de informações preferenciais desconhecidas. O modelo SMAA (*Stochastic multi-criteria acceptability analysis*) foi utilizado para a seleção de portfólio apresentando êxito, porém apresentou fraquezas como a alta quantidade de projetos opcionais dificultando os cálculos e a análise estática somente de projetos efetivados.

Dou, Zhou, Xu e Lu (2019) também abordaram em sua pesquisa sobre o comportamento dos investidores dentro de um portfólio de critérios múltiplos aplicando o método E-VIKOR que infere o peso das seleções de portfólio utilizando um modelo de programação linear, porém os autores ressaltaram que para pesquisas futuras, é necessário aprimorar a qualidade e eficiência do método de seleção. Os autores evidenciaram como vantagem do modelo, a avaliação de portfólio com múltiplos critérios para a decisão dos investidores.

Han & Li (2017) afirmaram que conforme muitos estudos, a seleção de portfólios resulta em distribuições assimétricas onde a média e a variância não representa fielmente o retorno do portfólio. Eles utilizaram dois modelos de aproximação para seleção de portfólios (Gauss e Chebyshev) realizando aproximações de desvios, apresentando a discriminação das ações com maior retorno dentro de 30 ações chinesas. Ao comparar com o modelo de Rasymmetric dentro de um modelo de portfólio estático (parâmetros estáticos), este modelo apresentou melhor aplicação para o período menor que 90 dias. O modelo de portfólio dinâmico (dinâmica de alteração de parâmetros sobre um determinado período) também confirma maior eficiência dos modelos de Gauss e Chebyshev conforme o aumento de dias de alteração.

2.4. Algorithm trading e seleção de carteira

Henrique et al. (2019) abordaram que a aprendizagem computacional utilizando algoritmos se enquadra a um dos métodos aplicáveis para previsões de mercado (*Machine Learning*), porém deve atentar-se à modelagem e à estratégia utilizada. Os autores afirmaram que os modelos devem ser relacionados com as informações disponíveis para a previsão. Para eles, utilizar novos modelos para prever o mercado financeiro abre portas para oportunidades de pesquisas, possibilitando a elaboração de algoritmos computacionais que analisam as

carteiras conforme as variáveis estipuladas pelo investidor. Segundo Ripamonti (2016), seria interessante para os investidores desinformados um estudo sobre o efeito da assimetria de informação, devido à imperfeição do mercado. Com essas informações, a seleção da carteira seria aplicável para a análise de retorno dos negociadores.

Serão listados abaixo estudos e aplicações diversas de *algorithm trading*.

Son et. al (2009) discutiram sobre a necessidade de previsão de mercados futuros para instituições globais de investimentos, indicando que existe uma defasagem ideal para análise de previsões. Foram utilizados algoritmos de *Machine Learning* para alertas de volatilidade causada por crises financeiras. Esses sinais tornam possível a verificação temporal de atuação entre dois fenômenos.

Ao visar à equidade de um investimento, o *algorithm trading* apresenta análises importantes para a decisão de negócios (Hu, Liu, Zhang, Su, Ngai, & Liu, 2015). Os autores afirmaram que a eficiência e eficácia da aprendizagem da máquina para análises de grande quantidade de informações financeiras se destacam na tomada de decisões. Eles mencionaram o EC (*Evolutionary Computation*) como uma ferramenta de simulação dos mecanismos da natureza. Porém, com a revisão de literatura realizada em seu trabalho, foi concluído que não existem pesquisas suficientes para identificar as vantagens das diferentes técnicas do modelo EC, o que sugere que esse tema ainda pode ser explorado.

O mercado financeiro apresenta grande complexidade, e a estimativa da distribuição da probabilidade depende da quantidade de informação disponível. Investidores dão preferências ao investimento de ativos de longo termo, em consequência disso, a seleção de portfólio *multi-period* como método computacional está atraindo pesquisadores (Bi, Jin, & Meng, 2018). Os autores também afirmaram que a teoria difusa auxilia na estimativa da distribuição estatística, quando não há informações suficientes. Seus cálculos consideraram a tolerância de risco dos investidores, atingindo resultados que podem ser aplicados nos problemas de seleção de portfólios. Foi utilizado método de algoritmos simples e com auxílio de modelagem, considerando a falta de informações dos investidores, porém seus resultados demonstraram uma pequena amostragem, devido às complexidades dos dados.

Dentro dos estudos de análise de multi-período, Nalpas, Simar e Vanhems (2017) apresentaram um modelo FDH (*Free disposal Hull*) para uma seleção estática de portfólio, com multi entradas e multi saídas. Esse modelo apresentou facilidade de programação, robustez e

flexibilidade. Na metodologia apresentada, os autores verificaram o mínimo de complexidade, devido ao modelo apresentar linearidade com as entradas e saídas. Os autores concluíram que as vantagens do modelo apresentam boa precisão, agilidade e robustez aos acidentes numéricos. Foram avaliados 35 ativos com sucesso, porém afirmaram que caso o número de ativos estivesse acima de 200, o modelo poderia apresentar problemas de custos e maior complexidade.

Modelagem qualitativa pode ser uma alternativa para a análise computacional. Thakur, Bhattacharyya e Sakar (2018) aplicaram o método difuso Delphi para identificação de fatores críticos dentro do modelo de Risco e Retorno de Markowitz, porém os fatores se alteraram conforme as negociações das ações. Seus estudos consideraram três fatores de investidores: ponto de vista do investidor sobre as ações, performances anteriores e incerteza do mercado. Os autores sugeriram utilização de modelos computacionais como GA (*Generic Algorithm*) como futuros estudos, devido a sua aplicabilidade para eficiência de *performance* em comparação aos modelos tradicionais. O método HFS (*Hesitant fuzzy set*) também pode ser aplicado como um modelo qualitativo para criação de algoritmos (Zhou & Xu, 2018).

Em busca de novas alternativas de estudos, verificaram-se pesquisas com análise estocástica de variáveis para seleção computacional de portfólios. Ao avaliar o risco de perdas de uma carteira foi considerada a quantidade de ações que um investidor possui. Alexandra Dias (2014) fez a análise sobre o risco de cauda de portfólios com vários ativos utilizando o modelo EVT (*Extreme Value Theory*) para estimar a probabilidade de perdas grandes, visto que muitos investidores optam por obter vantagens sobre as interações dos ativos. Seu modelo demonstrou as probabilidades sem problemas na qualidade dos resultados, porém conforme o aumento de dados de Input, os gastos computacionais foram mais expressivos.

Bi, Jin e Meng (2018) abordaram sobre a distorção probabilística que pode afetar a modelagem da carteira de ações e afirmaram que os investidores normalmente não utilizam a probabilidade de maneira linear. Essa abordagem é necessária para aproximação dos dados dinâmicos de uma programação. Foi estudada a forma comportamental da seleção de portfólio a partir das médias da variância por aproximação quantitativa na metodologia do estudo, concluindo-se que o modelo apresentou complexidade real.

Buckley et al. (2016) estudaram uma aproximação otimizada de portfólios dentro de um mercado com assimetria de informação, onde os preços sofrem maior variação. Eles explicaram sobre o erro de precificação (a diferença entre o valor da ação e o valor fundamental). Dentro

da seleção de portfólios, a aproximação numérica e analítica demonstrou problemas na modelagem, o que resultou na utilização do método computacional de Newton (*Box-Muller Algorithm*) e análise de variáveis randômicas.

2.5 Estudos Anteriores

Serão apresentados estudos que englobam o tema da pesquisa.

A assimetria de informação afeta substancialmente os preços das ações. O aumento da assimetria diminui as negociações dos investidores desinformados, o que afeta as ações com grande risco e diminui o preço das ações (Buckley et al., 2014). Os autores afirmaram também como a assimetria pode afetar na otimização de estratégias de portfólio, possibilitando maiores análises de investidores desinformados. Em seus estudos, foi concluído que os saltos de risco e a diminuição de erros de precificação podem diminuir a assimetria de informação. Em longo prazo os negociadores informados podem ter vantagens, porém a precificação correta pode diminuir a vantagem. Em seus cálculos, a verificação da variância do portfólio é importante quando ocorrem saltos no mercado.

Buckley et al., (2016) reiteraram o posicionamento sobre a seleção de portfólio dentro de um ambiente com assimetria de informação, utilizando métodos estocásticos computacionais enquanto Liu e Wang (2016) abordaram sobre a análise do Bid-Ask *Spread* com a atuação de *Market Makers*, que afetam a liquidez dos ativos.

Levi e Zhang (2015) abordaram sobre as relações entre o custo de equidade e informação assimétrica. Os criadores de mercado aumentam o *spread* BID-ASK impactando na elevação da assimetria de informação. Essa elevação causa investimentos com maiores retornos junto à baixa liquidez de mercado. Eles afirmaram que os investidores optam por segurar suas ações em dias de grande assimetria de informação para resultar em maior retorno, enquanto os crescimentos temporários de assimetria de informação podem afetar as empresas negativamente. Ações com maior volatilidade têm maior custo de equidade em dias de grande assimetria de informação.

Frequências altas de *Spread* BID-ASK estão relacionadas com a iliquidez de ação, excesso de retorno e assimetria de informação (Li, Zhang, & Li, 2019). A liquidez pode ter

diversas dimensões, dentre elas: Informação assimétrica; Quantidade de negócios; Custo de Transação; Velocidade de negócio; Impacto de preço. Para os autores, o BID-ASK de alta frequência é ideal para a medição da liquidez. A quantidade de investidores privados implicará no resultado da assimetria de informação. Os autores ressaltaram a importância de uma análise não arbitrária dos mercados em queda, portanto a seleção de portfólio deve ser estudada de forma adequada.

Pode-se verificar que houve um aumento na quantidade de estudos sobre assimetria de informação, dentro das duas últimas décadas. Os estudos de Bohmann, Michayluk, Patel e Walsh, (2019) indicaram que os investidores e *market makers* optam estrategicamente por investir quando os ativos apresentam alta liquidez, porém o resultado da liquidez não relaciona negociações informadas, ou seja, aquelas que apresentam assimetria de informação. No entanto, *traders* informados podem negociar com menos privilégios nos períodos de anúncios de dividendos, pois sua função é diminuir a assimetria de informação (*disclosure*). Dados de alta frequência podem resultar em alto custo operacional. Com isso, a pesquisa dos autores verificou, a partir de um estudo de evento, que a medida de liquidez de baixa frequência pode ser uma variável *proxy* para dados de alta frequência na presença de assimetria, dentro dos períodos de anúncios.

3 METODOLOGIA

3.1 Caracterização do Estudo

Este capítulo apresentará os aspectos metodológicos da pesquisa. Conforme Creswell (2003) “As teorias desenvolvem e os pesquisadores testam muitas vezes”. Com base no objetivo desta pesquisa de verificar a associação entre assimetria de informação e retorno das ações, junto com a análise dos estudos anteriores, levantou-se a hipótese de uma relação positiva e significativa entre as duas variáveis. (abordagem positivista de causa e efeito conforme Creswell (2003)). (Ripamonti, 2016) (Vayanos & Wang, 2011) (Kelly & Ljungqvist, 2012) (Hasbrouck, 1991)

A amostra foi levantada utilizando empresas listadas na Ibovespa com maior volume de negociações (Hasbrouck, 1991) (Peralta & Zareei, 2016). Ripamonti (2016) observou que existe custo de assimetria de informação nesse mercado e indicou estudos que relacionam a assimetria de informação à seleção de portfólios. Ripamonti et al. (2018) afirmou que, nas últimas duas décadas, as medidas de *disclosure* para proteção de acionistas se fortaleceram. Os efeitos dessa medida podem implicar na utilização de estratégias de negociações no tempo certo e volume adequado pelos *insiders* (Vitale, 2012).

Para a análise do mercado brasileiro, Ripamonti (2016) validou a medida do *Spread* BID-ASK de Corwin and Schultz. Roll (1984) concluiu que o *SPREAD* provoca ineficiência de informação, podendo ocorrer variações no retorno esperado. Corwin e Schultz (2012) evidenciaram a simplicidade dos cálculos de *spread* afirmando que a variável não depende das particularidades de cada mercado. Os autores informaram que a estimativa do *Spread* deriva da análise do valor real de mercado. Considerando os efeitos microeconômicos é possível analisar os valores de ações de diferentes escalas, mesmo dentro de grandes negociações. Ripamonti (2016) afirmou que a previsão de informação assimétrica auxilia os negociantes desinformados na formulação de portfólios no retorno de seus ativos.

Ripamonti (2016) informou que o parâmetro PIN (*Probability of Informed Trade*) foi recentemente estudado e poderia ser uma alternativa de medida de assimetria de informação. Porém, Duarte et al. (2017) concluíram que o modelo PIN não é mais eficiente que o modelo tradicional para a identificação de informação privada, podendo não ser muito confiável devido às alterações realizadas no *turnover*.

Ripamonti (2016) analisou as relações entre a assimetria de informação com o M/B (*Market and Book*) e *RETURN* (Variáveis de retorno) com métodos de série temporal de cointegração, e afirmou uma relação negativa entre a assimetria e o *RETURN*, devido à extensão de *traders* desinformados. A variável de oportunidade (OP) é associada à assimetria, pois representa as empresas novas, porém os resultados dessa análise apontaram que acontece o oposto, o que afirma que a assimetria ocorre em empresas mais consolidadas. Essas variáveis foram testadas como variáveis de controle.

Para a mensuração da assimetria de informação (S_2) nessa pesquisa, a variável independente S_2 (Ripamonti, 2016) foi utilizada conforme a equação abaixo:

$$S_2 = \frac{2 \cdot (e^\alpha - 1)}{1 + e^\alpha} \quad (2)$$

Equação 2: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)

$$\alpha = \frac{\sqrt{2 \cdot \beta} - \sqrt{\beta}}{3 - 2 \cdot \sqrt{2}} - \sqrt{\frac{\gamma}{3 - 2 \cdot \sqrt{2}}} \quad (3)$$

Equação 3: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)

$$\beta = E \left\{ \sum_{j=0}^1 \left[\ln \left(\frac{H_{t+j}^0}{L_{t+j}^0} \right) \right]^2 \right\} \quad (4)$$

Equação 4: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)

$$\gamma = E \left\{ \sum_{j=0}^1 \left[\ln \left(\frac{H_{t,t+1}^0}{L_{t,t+1}^0} \right) \right]^2 \right\} \quad (5)$$

Equação 5: Mensuração da variável de assimetria de informação Corwin-Schultz BID-ASK Spread Estimator (Ripamonti, 2016)

O valor “e” é uma constante matemática e “ α ” é uma variável formulada pelas seguintes variáveis: “ β ” e “ γ ”.

“ β ” e “ γ ” são calculadas pelo valor esperado da somatória logarítmica do quadrado da relação entre “H” que mede o preço alto do ativo e “L” que mede o preço baixo do ativo dentro do dia. Valores de “ β ” e “ γ ” foram estipulados conforme a defasagem adequada e calculados conforme o fechamento do mercado Ripamonti (2016).

O Retorno (R, variável dependente) é o resultado entre a diferença do menor preço do dia (P_{low}) do dia atual (d) e do dia anterior (d-1), dividido pelo menor preço de d-1. Markowitz (1952) evidenciou que o valor de um ativo apresenta rendimento ou decréscimo.

$$R = \frac{P_{low,d} - P_{low,d-1}}{P_{low,d-1}} \quad (6)$$

Equação 6: Cálculo do retorno de ativos (R).

3.1. Amostra e coleta de dados

O presente estudo foi realizado com metodologia quantitativa, pois envolve diferentes variáveis, com lógica de causa e efeito, mensuração e testes de teoria com visão positivista, e por fim, o experimento e a investigação do pré-teste e pós-teste (Creswell, 2003).

Os dados secundários foram coletados na base ComDinheiro e Economática, com dados de preços de 68 ações de empresas não financeiras com maior volume de negociação do IBOVESPA. Os valores dos picos de Maior e Menor preço diários foram coletados no período de 1986 a 2019 (dados disponíveis na base ComDinheiro). Esses dados serão analisados com base na análise e interpretação estatística (Creswell, 2003).

Os dados financeiros levantados possuem natureza de alta frequência (Bohmann et al., 2019), pois as datas de abertura do mercado não possuem simetria de distanciamento entre elas (finais de semana e feriados quebram o padrão de dias de abertura). Com o intuito de sanar a dificuldade de análise de dados de alta frequência, os dados foram levantados conforme o resultado trimestral entre os períodos de 1986 a 2019. O resultado trimestral é mais bem explicado pelo último dia de negociação do trimestre (Ripamonti, 2016)

3.2 Análise de Dados

Para a análise dos dados foram montadas três carteiras. Buckley et al. (2014) avaliaram duas carteiras, uma com avaliação de risco e outra sem avaliação de risco, portanto a seleção de três carteiras foi escolhida, duas para avaliar as ações com maior S_2 e menor S_2 (avaliação com risco) e uma carteira aleatória (sem avaliação de risco). As carteiras contemplam cinco ações cada. Foi considerada como unidade de medida a variável independente S_2 , conforme equações (2),(3),(4) e (5), dispostos trimestralmente (Ripamonti, 2016).

Em uma segunda planilha, foram dispostas as ações e valores trimestrais referentes à assimetria de informação (S_2). A fórmula para seleção das cinco maiores assimetrias posicionou a seleção de todos os *spreads* trimestrais dentro das posições de 1 a 5. Para a seleção das menores assimetrias, foi realizada a seleção com a mesma lógica da primeira função, porém com valores de menor assimetria. Em seguida, foi efetuada a correspondência dos *spreads* para posicionamento do valor, e por fim, foi determinada a posição da ação em relação à posição dos *spreads* da tabela, concluindo a seleção da carteira de ações com maior e menor *SPREAD* (Ripamonti, 2016).

Para rodar a carteira aleatória, foi utilizado um cálculo aleatório para retorno de valores entre 0 e 1. Esse número foi multiplicado por 68, que se refere ao número de ações, em seguida o resultado final foi arredondado para cima para retornar um valor entre 1 a 68. Dentro do resultado, o posicionamento das ações aleatórias foi determinado. Houve duplicidade gerada pela função aleatória, devido à repetição de números, causada pelo arredondamento. Para corrigir esse erro, o cálculo foi repetido igualando os valores das combinações de cada carteira. Os valores verdadeiros foram filtrados e foi efetuado novamente o cálculo aleatório (Ripamonti, 2016).

O percentual de retorno foi calculado conforme a equação (8). A diferença do retorno do dia ($E(R)_d$) e do retorno do dia anterior ($E(R)_{d-1}$) em relação ao retorno do dia anterior, demonstra o valor de porcentagem total que foi alterado em relação ao dia anterior. (Markowitz, 1952)

$$R(\%) = \frac{E(R)_d - E(R)_{d-1}}{E(R)_{d-1}} \quad (7)$$

Equação 7: Cálculo do percentual de retorno de ativos ($E(R)$).

Foi realizado um balanceamento de *spread* das ações para obter o peso de cada *spread* correspondente ao total de ações (Ex: Ação de uma empresa de Varejo corresponde a 5% do total de assimetria apresentada pelas ações). O balanceamento de ativos para avaliação de portfólios é utilizado por Markowitz, (1952) para determinar o valor relativo de cada ação e assim estipular uma fronteira eficiente. No presente estudo, as carteiras foram divididas em três grupos (maiores, menores e aleatórios), cada grupo calculado com e sem balanceamento de assimetria de informação. (Ripamonti, 2016) (Markowitz, 1952)

$$B_k = \frac{S_{-2k}}{\sum_{i=0}^n S_{-2i}} \quad (8)$$

Equação 8: Cálculo do balanceamento individual B_k de uma ação. ($n = 68$) é a amostra total e ($k = 5$) é a amostra da carteira.

O balanceamento individual B_k foi realizado dentro de cada carteira, identificando o valor relativo de assimetria em função do valor total de assimetria na amostra e dentro do período avaliado (Equação (9)). Na carteira aleatória, foram utilizados cinco números aleatórios e calculada a proporção entre eles para retornar um valor de balanço com a condição da soma de todos os balanços aleatórios resultarem em 1, assim como em todas as outras carteiras (contemplam 100% da amostra indicando o peso de cada ação em relação ao total). A análise sem balanceamento também foi efetuada conforme proporção de cada ação dentro de uma carteira de cinco ações igual a $1/k = 1/5 = 0,2$ (*naive*). (Ripamonti, 2016) (Markowitz, 1952)

$$E(R)_{Carteira, B_k} = \sum_{k=0}^n B_k \cdot R_k \quad (9)$$

Equação 9: Retorno esperado da carteira com balanceamento

$$E(R)_{Carteira, \frac{1}{k}} = \sum_{k=0}^n 0,2 \cdot R_k \quad (10)$$

Equação 10: Retorno esperado da carteira sem balanceamento (*naive*)

Calculadas as proporções, o retorno foi calculado conforme a somatória do produto dos balanceamentos com os retornos de cada ação de cada carteira, resultando no retorno trimestral da carteira, considerando o balanceamento conforme equação (10) e sem balanceamento (*naive*) conforme equação (11) (Ripamonti, 2016) (Markowitz, 1952).

Foram apresentados valores nulos de retorno ao verificar a continuidade dos valores (dados de alta frequência). Para averiguar os dados nulos, com a base da Económica, foram extraídos os valores diários das ações e foi verificado se os valores completam os vazios correspondentes na amostra. Os valores aleatórios podem apresentar erros devido a não consideração dos valores nulos no teste aleatório. Isso ocorre devido aos valores nulos se apresentarem no meio da amostra. Como a equação relaciona o preço do trimestre atual com o trimestre anterior, o valor pode ser nulo. Para o ajuste de valores nulos dentro de uma carteira, o cálculo aleatório foi feito, um por um, colando o valor da ação aleatória até encontrar um valor válido. Foi realizada a seleção de balanceamento de acordo com os valores nulos, e caso houvesse, não seria incluído na proporcionalidade (Ripamonti, 2016) (Bohmann et al., 2019).

A análise do retorno acumulado foi realizada em três fases. Na primeira fase, foram elaboradas três carteiras com balanceamento de assimetria e três carteiras sem balanceamento de assimetria (*naive*). Dentro da análise de retorno acumulado (soma dos valores de retorno para cada carteira), em contrariedade à hipótese da pesquisa, a carteira que selecionou as menores assimetrias apresentou maior retorno e a carteira que selecionou as maiores assimetrias apresentou menor retorno.

$$E(R)_{Acumulado} = (R_{t-1} + 1) \cdot (S_{2t} + 1) \quad (11)$$

Equação 11: Retorno acumulado (E(R) ACUMULADO) para avaliação entre as carteiras.

Devido a essa evidência, na segunda fase, foi analisada a defasagem de atuação da assimetria de informação em relação ao retorno. Com os valores de retorno de t calculados, foi utilizado o valor de t-1, relacionando o retorno com base no *spread* do trimestre anterior. Foram levantados os valores totais de assimetria e retorno dos maiores e menores portfólios, assim como os aleatórios com defasagem de trimestre (t-1). Para a soma das assimetrias da carteira com menores assimetrias, foram analisados os valores nulos, e caso não houvesse a ação, o *spread* não seria considerado. Os procedimentos foram realizados com a proporção igual de cada ação (sem balanceamento) e considerando o peso do *spread* dentro da amostra (com balanceamento) (Ripamonti, 2016).

Na segunda fase, o retorno esperado não apresentou conformidade com a hipótese, porém foi observada uma ligeira redução no valor do percentual de retorno da carteira com menores assimetrias, dando sequência à análise de defasagem.

Na terceira fase, foi realizado um segundo ajuste dos dados, utilizando a relação de retorno com defasagem de dois trimestres ($t-2$). Foram filtrados os erros de valores apresentados para dados com referência zero. O valor de Retorno não utilizou defasagem, e o valor da proporção da assimetria utilizou dois trimestres de defasagem. Devido a isso, dentro do banco de dados de retorno, foram observadas anormalidades. (Ripamonti, 2016) (Son et al., 2009).

Para a avaliação de anomalias (Buckley et al., 2016), os retornos trimestrais foram subtraídos aos retornos do semestre seguinte, sendo calculados os módulos dos resultados maiores que 1 e menores que 2 que foram marcados como atenção média. Os valores acima de 3 foram marcados com atenção maior. Os valores acima de 3 foram separados, e dentro das planilhas de preços diários foi analisado os preços do primeiro e último dia do trimestre, seguindo a fórmula da equação (6) para ajuste dos valores. Caso os valores apurados acima fossem maiores que o valor da tabela da Económica, os valores anormais seriam substituídos. (Ripamonti, 2016).

3.2. Técnica Econométrica

O modelo *Vector Error Correction Model* (VECM) tem sua aplicação para previsão entre uma variável referência e outra variável futura (Coppola, 2008). Com referência de Hasbrouck (1991) que afirma que a relação entre a assimetria de informação e o preço das ações não apresentam relações de curto prazo, a técnica de Cointegração em Painel de Johansen-Fisher será aplicada. Dentro dos procedimentos desta técnica, o teste de Raiz Unitário verifica a estacionariedade das variáveis em que o p-valor diferente de nulo resulta em possibilidade de cointegração. O teste Fisher – Rank verifica a quantidade de equações possíveis com os dados e o teste VECM estima a relação de longo prazo entre as variáveis, caso exista possibilidade de cointegração entre elas (Ripamonti, 2019).

Conforme Jena e Sethi (2019), dados em painel apresentam uma melhor estimativa de valores, diminuindo o viés de identificação do efeito das variáveis que impactam na variável dependente. A técnica VECM também foi utilizada pelos autores para verificar a relação de longo termo entre a economia subsaariana africana junto com o crescimento financeiro percapita, estabilidade de preços e desenvolvimento financeiro. Pasha, Ramzam, e McMillan, (2019) testaram o modelo de Johansen-Fisher para avaliar com maior robustez a

relação de cointegração entre variável dependente e independente de EVA (*economic value added*) e ROA (*return on assets*).

No capítulo seguinte serão apresentados os resultados e análises conforme os procedimentos da metodologia.

3.3 Limitações da Pesquisa

Conforme os estudos de Ripamonti (2016) e Ripamonti (2018) as variáveis de controle de estrutura de capital foram acrescentadas para melhor robustez dos resultados, devido aos aspectos externos que podem impactar as variáveis. Essa análise não foi utilizada neste estudo que apresentou limitações de volume de dados e dificuldade de processamento. Contudo, essa lacuna pode abrir espaço para novos estudos, utilizando demais conceitos como a análise de liquidez de ativos.

Uma análise qualitativa (Thakur et al., 2018) (Zhou & Xu, 2018) e de governança corporativa (Jo et al., 2012) (Nazliben & Rodríguez, 2018) (Boginski et al., 2013) poderia ser efetuada segmentando o setor de cada empresa, porém o tempo do projeto não permitiu grandes aprofundamentos nesse âmbito.

Os dados secundários foram extraídos com concessão limitada, pois o banco de dados encontrava-se em período de licenciamento.

4 RESULTADOS

4.1 Estatística Descritiva

O presente capítulo apresentará os resultados e a análise de dados em comparação à literatura levantada.

	Carteira Maiores			Carteira Menores			Carteira Aleatório		
	S_2	E(R) Carteira	E(R) Acumulado	S_2	E(R) Carteira	E(R) Acumulado	S_2	E(R) Carteira	E(R) Acumulado
Mean	0.110216	0.059787	9.303.725	0.025273	0.100869	1.965.046	0.975586	0.050732	-0.109927
Median	0.105229	-0.001497	8.501.956	0.027676	0.082584	6.009.113	0.960929	0.016699	-0.377492
Maximum	0.293159	0.945479	2.871.443	0.071397	0.941488	20011.51	1.987449	1100849	2799442
Minimum	0.000000	-0.785547	-0.647727	0.000000	-0.525158	-0.576890	0.108768	-0.787371	-0.917209
Std. Dev.	0.039447	0.290127	7.350.082	0.014974	0.222908	4.124.960	0.414916	0.291156	0.750569
Skewness	1069291	0.710252	0.740702	0.340913	0.289524	2.676.959	0.227780	0.816269	1682475
Kurtosis	6786433	3576285	2.983.448	2641176	4776371	9.779.433	2547912	4886913	5282235
Jarque-Bera	1047963	1302255	1.216.303	3289765	1934480	4.135.477	2282714	3450029	9161199
Probability	0.000000	0.001487	0.002285	0.193035	0.000063	0.000000	0.319385	0.000000	0.000000
Sum	1465871	7951679	1.237.395	3361331	1341557	261351.1	1297529	6747313	-1462027
Sum Sq. Dev.	0.205404	1111096	7.131.129	0.029596	6558807	2.25E+09	2272454	1118987	7436268
Observations	133	133	133	133	133	133	133	133	133

Tabela 1: Estatística descritiva de S₂, E(R) Carteira E(R) Acumulado no mesmo trimestre das três carteiras (Maiores, Menores e Aleatório).

Conforme SĂVOIU (2013), dados com distribuição normal e simétrica apresentam *Skewness* igual à zero, não apresentados nas tabelas de estatística descritiva dos dados. Caso o mercado fosse eficiente, o autor afirma que a distribuição seria simétrica, não sendo o caso dos dados apresentados. A média da carteira das maiores assimetrias apresentou maior valor, confirmando o método de seleção. O valor máximo da carteira de aleatórios apresentou maior valor devido à seleção aleatória do valor de assimetria. Neste caso, a análise dessa variável não é colocada em evidência por causa do balanceamento $1/k$, que reajusta o valor da assimetria dentro de uma carteira. O valor mínimo de zero foi apresentado na carteira dos maiores, pois a primeira apuração da assimetria usa como referência o retorno do primeiro dia, partindo de um valor nulo.

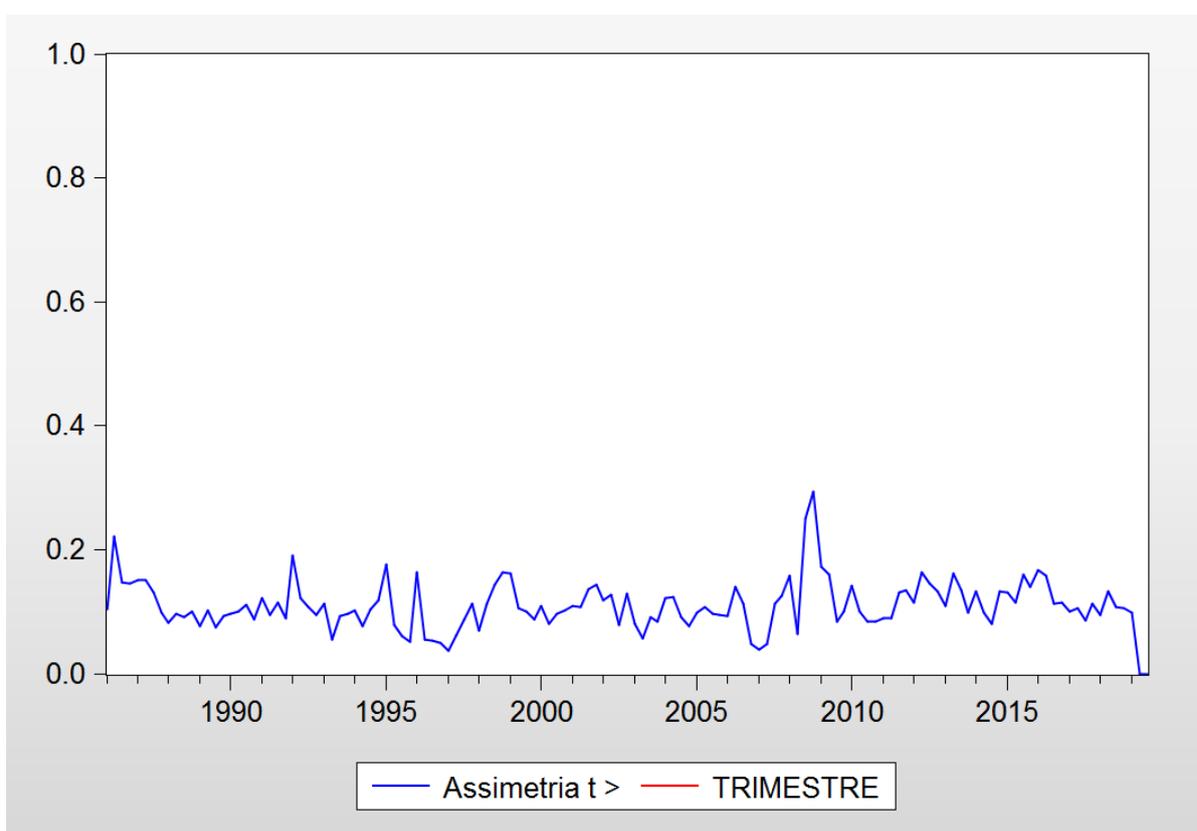


Figura 1: Comportamento da assimetria em t no período estudado conforme apresentado por Ripamonti (2016) Elaborado pelo autor.

A assimetria de informação tem o comportamento de picos e vales entre 0 e 0,4, conforme figura (1), que sugere estacionariedade dos dados de assimetria. Grandes assimetrias foram verificadas no período da crise imobiliária de 2007 a 2008, o que impactou diretamente nos setores do mercado de hipotecas que apresentava assimetria de informação (Kau, Keenan,

Lyubimov, & Slawson, 2012). É possível verificar que esse impacto seguiu para outros setores, como demonstram as ações selecionadas na amostra.

	ASSIMETRIA_T_MA	E_R_ACUMULADO_T_MA	E_R_T_MA
ASSIMETRIA_T_MA	1,000	-0,132	-0,141
E_R_ACUMULADO_T_MA	-0,132	1,000	0,011
E_R_T_MA	-0,140	0,011	1,000
	ASSIMETRIA_T_ME	E_R_ACUMULADO_T_ME	E_R_T_ME
ASSIMETRIA_T_ME	1,000	0,166	-0,052
E_R_ACUMULADO_T_ME	0,165	1,000	-0,011
E_R_T_ME	-0,052	-0,011	1,000
	ASSIMETRIA_T_RA	E_R_ACUMULADO_T_RA	E_R_T_RA
ASSIMETRIA_T_RA	1,000	-0,051	-0,031
E_R_ACUMULADO_T_RA	-0,051	1,000	0,093
E_R_T_RA	-0,031	0,094	1,000

Tabela 2: Matriz de Correlação de S_2 , $E(R)$ e $E(R)$ ACUMULADO no mesmo trimestre da carteira com maiores assimetrias, menores assimetrias e carteira aleatória.

A análise de correlação indicou relação negativa entre assimetria de informação, retorno e retorno acumulado, para a carteira de maiores assimetrias e carteira aleatória, e relação positiva entre a assimetria de informação e retorno acumulado na carteira com menores assimetrias, sendo esse comportamento verificado na análise da carteira sem defasagem (t).

4.2 Análise de Retorno

Defasagem	E(R) Acumulado		
	Carteira com Maiores	Carteira com Menores	Carteira Aleatória
t	13,67%	20011,51%	2,80%
t-1	4,04%	10452,36%	7,28%
t-2	298,67%	345,94%	679,08%
t (naive)	6,33%	12736,37%	82,21%
t-1 (naive)	2,51%	7196,78%	115,25%
t-2 (naive)	900,04%	269,68%	46,27%

Tabela 3: Resultados do retorno acumulado para carteiras com maior, menor assimetria e aleatória com balanceamento e sem balanceamento (1/n). Elaborado pelo autor.

Os dados foram analisados apresentando maior parte dos retornos acumulados fora do esperado pelas pesquisas anteriores. Para a análise no mesmo trimestre (t) com balanceamento, o retorno acumulado apresentou maior valor dentro da carteira com menores assimetrias (20.011,51%), seguido da carteira com maiores assimetrias (13,66%) e por fim carteira com assimetrias aleatórias (2,79%). Os dados sem balanceamento resultaram em 12.736,37% para carteira com menores assimetrias, 82,21% para carteiras aleatórias e 6,33% para carteiras com maior assimetria.

A análise com um trimestre e dois trimestres de defasagem (t-1 ; t-2) foi realizada devido à não aderência dos resultados conforme a literatura investigada. Os dados em t-1 balanceados apresentaram 10.452% de retorno acumulado para a carteira de menores assimetrias, 7,27% para a carteira de assimetrias aleatórias e 4,04% para carteiras com maiores assimetrias. Os dados não balanceados apresentaram E(r) ACUMULADO para menores assimetrias com 7.196,78%, 115,25% para carteira com menores assimetrias e 2,50% para carteira com maiores assimetrias, não apresentando concordância com a literatura.

Para os dados com dois trimestres de defasagem com balanceamento, os valores apresentaram menor diferença entre eles, com 679,08% de retorno acumulado para a carteira aleatória, 345,94% para carteira com menores assimetrias e 298,66% para carteiras com maiores assimetrias. Os dados sem balanceamento apresentaram 900,03% de retorno acumulado para as maiores assimetrias, seguido de 269,68% para carteira com menores assimetrias e 46,27% para carteira aleatória. Esses resultados em t-2 sem balanceamento confirmam as proposições de Hasbrouck (1991), Ripamonti (2016), Ripamonti (2018), Ripamonti (2019), Ripamonti (2020), Vayanos e Wang (2011) e Kelly e Ljungqvist (2012) sobre o impacto positivo da assimetria de informação nos preços, assim como análises de impacto sobre o mercado de capitais da assimetria de informação abordados por Buckley et al., (2014) e Buckley et al. (2016). Levi & Zhang (2015) afirmaram que o aumento do BID ASK *Spread* também implica no aumento do retorno das ações, o que também é verificado nos resultados do presente estudo.

Para a análise em t e t-1, Liu e Wang (2018) abordaram sobre o impacto negativo que a assimetria de informação pode gerar sobre a volatilidade, devido à atuação de *Market Makers* sobre o preço dos ativos. Cooper et al., (2000) abordaram sobre a dominância de investidores que não optam por negociação informacional. Pequenos retornos futuros indicam que os investidores avaliam volume de investimento. No presente estudo, as empresas listadas da

Ibovespa foram selecionadas em ordem decrescente da maior Liquidez para a menor, com isso a preferência de escolha das ações pode ser interpretada de duas formas: Atuação de insiders pela assimetria de informação ou atuação de *Market Makers* para equilíbrio de liquidez (Liu & Wang, 2016).

Dentro da análise de dados, foram verificados retornos anormais em uma empresa de Varejo. Esse fato ocorreu dentro do período de fusão desta empresa, que apresentou lacunas de retornos nulos e grandes assimetrias de informação (a assimetria pode ser apurada no mesmo dia, porém o retorno depende do dia anterior, se não houver abertura no mercado, o retorno será nulo). Para a seleção da carteira nestas situações, foram consideradas as posições de 2 a 6 maiores assimetrias (Buckley et al., 2014).

A carteira que apresentou maior retorno no quarto trimestre de 1992, no período da crise do governo brasileiro, relacionou duas empresas do setor energético como destaque, afirmando a proposição sobre a análise setorial e análise externa ao ambiente empresarial. (Peralta & Zareei, 2016) (Nazliben & Rodríguez, 2018) (Boginski, Butenko, Shirokikh, Trukhanov, & Lafuente, 2013)

Foi analisado em uma determinada empresa, que passou a administrar comércio via *e-commerce*, que até final do terceiro trimestre de 2015, a empresa apresentava decréscimo em seus retornos, porém neste período, foi verificado um valor de assimetria de informação igual a 0,033. Esta mesma empresa, após o período de 2 anos apresentou um retorno acumulado acima de 500% indicando que a análise de defasagem pode estar presente nas empresas, que podem por si reajustar a sua estrutura de capital (Ripamonti, 2019). A maior assimetria apresentada por uma empresa aeronáutica no valor de 0,11, apresentou depois de 3 trimestres, um retorno aproximado de 300%.

Conforme estudos de Ripamonti (2019) sobre a relação de estrutura de capital e assimetria de informação foi apresentada significância em um trimestre dentre as duas variáveis, indicando o comportamento de ajuste de estrutura de capital conforme a teoria de *trade-off* dinâmico que pode indicar retorno com defasagem superior ao movimento dos ajustes de estrutura de capital. Em seus estudos, a amostra foi levantada com base na bolsa americana NYSE.

Estudos recentes de Ripamonti (2020) abordam o comportamento de empresas financeiras da NYSE indicando também a movimentação da estrutura de capital conforme a

atuação da assimetria de informação, utilizando a variável Corwin-Schultz *Spread Estimator* com análise de Cointegração de Paine. Empresas Financeiras apresentaram comportamentos de estrutura de capital semelhantes às empresas não financeiras.

Girão et al. (2014) apresentaram em seus resultados, significância na probabilidade de ocorrer um evento informacional em relação ao preço dos ativos utilizando uma variável proxy, porém a probabilidade de negociações informadas não apresentou significância. Para a defasagem sem ajuste, o estudo não apresentou resultados positivos entre a relação de assimetria de informação e retorno dos ativos. Son et. Al. (2009) indicaram que a existência de uma defasagem ideal pode auxiliar na previsão mais assertiva sobre o futuro do mercado.

Análises com diferentes parâmetros podem alterar os resultados conforme Fulga (2016). Jeon e Shin (2019) afirmaram que a aversão às perdas afetam consideravelmente o processo decisório dos investidores e Lenkey (2016) afirmou que até mesmo os *insiders* podem atuar com aversão ao risco devido à presença do *disclosure*. Esses fatos levantam a dificuldade de avaliar com precisão a defasagem de atuação da assimetria de informação e o retorno dos ativos.

4.3 Análise Econométrica

4.3.1 Nível Corporativo

Os testes do presente estudo foram executados nos softwares Eviews e Gretl. Em seguida serão apresentados os resultados dos testes para análise de Cointegração em Paine. Primeiramente, a técnica econométrica foi utilizada para os dados, segmentado por corporação.

	S_2	E_R_
Mean	0.014530	0.059257
Median	0.013581	0.026622
Maximum	0.095485	3.615708
Minimum	0.000000	-0.867459
Std. Dev.	0.007875	0.296947
Skewness	1.794004	2.750427
Kurtosis	11.32763	24.73946
Jarque-Bera	15780.01	96507.91
Probability	0.000000	0.000000
Sum	66.92428	272.9375
Sum Sq. Dev.	0.285590	406.0584
Observations	4606	4606

Tabela 4: Estatística descritiva de S_2 e $E(R)$ dos dados em painel.

Conforme a tabela 4, a assimetria de informação apresentou média de aproximadamente 1,45% ao trimestre, enquanto o retorno apresentou 5,92%. Ao analisar o desvio padrão, pode-se verificar o risco da amostra de 29,69% (Markowitz, 1952) (Gordon et al., 2019)

	S_2	E_R__
S_2	1.000000	-0.137773
E_R__	-0.137773	1.000000

Tabela 5: Matriz de correlação S_2 e $E(R)$ dos dados em painel.

A matriz de correlação indica relação negativa entre a assimetria de informação e o retorno, fato contrário à grande parte dos estudos levantados pelo presente estudo. Pode-se avaliar que essa relação negativa ocorre devido à defasagem da influência da assimetria de informação que não é avaliada nesta matriz. (Son et al., 2009) (Ripamonti, Silva, & Neto, 2018)

Null Hypothesis: Unit root (individual unit root process)

Series: S_2

Date: 07/15/20 Time: 09:14

Sample: 1986Q1 2019Q3

Exogenous variables: Individual effects

Automatic selection of maximum lags

Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 7

Total number of observations: 4612

Cross-sections included: 66 (1 dropped)

Method	Statistic	Prob.**
ADF - Fisher Chi-square	951.389	0.0000
ADF - Choi Z-stat	-23.3327	0.0000

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Null Hypothesis: Unit root (individual unit root process)

Series: E_R__

Date: 07/15/20 Time: 09:17

Sample: 1986Q1 2019Q3

Exogenous variables: Individual effects

Automatic selection of maximum lags

Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 4

Total number of observations: 4640

Cross-sections included: 66 (1 dropped)

Method	Statistic	Prob.**
ADF - Fisher Chi-square	2381.91	0.0000
ADF - Choi Z-stat	-41.5415	0.0000

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Tabela 6: Teste de Estacionariedade das variáveis $E(r)$ e S_2 .

O teste ADF de raiz unitária indicou que as variáveis S₂ e E(r) apresentaram estacionariedade, o que violaria uma das premissas da cointegração, conforme tabela 6. Todavia, é necessário que sejam apuradas estatísticas adicionais que possam verificar a existência de relacionamento de longo prazo entre as referidas variáveis.

A correlação negativa (tabela 5) indicou a eventual antecipação da assimetria em relação ao retorno. Essa antecipação pode ser explicada pelo ajuste de estrutura de capital dentro da empresa (Ripamonti, 2019). Para se observar quando ocorreria essa relação, considerando a amostra, são apurados critérios de informação que indicam qual a defasagem ótima a ser considerada no relacionamento entre as variáveis.

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: S_2 E_R__
 Exogenous variables: C
 Date: 07/15/20 Time: 09:25
 Sample: 1986Q1 2019Q3
 Included observations: 4058

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	13849.33	NA	3.72e-06	-6.824707	-6.821597	-6.823605
1	15908.20	4114.697	1.35e-06	-7.837457	-7.828130	-7.834153
2	16017.45	218.2274	1.28e-06	-7.889329	-7.873783	-7.883822
3	16064.14	93.22350	1.26e-06	-7.910370	-7.888606	-7.902661
4	16116.94	105.3577	1.23e-06	-7.934419	-7.906437	-7.924508
5	16134.47	34.97931	1.22e-06	-7.941091	-7.906891*	-7.928977*
6	16138.37	7.758070	1.22e-06	-7.941038	-7.900619	-7.926721
7	16139.84	2.932320	1.22e-06	-7.939792	-7.893154	-7.923272
8	16148.78	17.80380*	1.22e-06*	-7.942226*	-7.889371	-7.923504

* indicates lag order selected by the criterion

LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)

FPE: Final prediction error

AIC: Akaike information criterion

SC: Schwarz information criterion

HQ: Hannan-Quinn information criterion

Tabela 7: Escolha de uma defasagem ótima

Conforme se observa na tabela 7, as estatísticas de Schartz e Hannan-Quinn indicam que a defasagem ótima ocorreria com 5 trimestres de defasagem. Dentre algumas observações dentro da seção de Análise de Retorno, foram observados retornos expressivos nesse período, indicando a existência de uma defasagem ideal de atuação entre as duas variáveis (Son et al., 2009).

Johansen Fisher
 Panel
 Cointegration
 Test
 Series: S_2 E_R__
 Date: 07/15/20 Time: 09:02
 Sample: 1986Q1 2019Q3
 Included observations: 9045
 Trend assumption: Linear deterministic trend
 Lags interval (in first differences): 1 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace and Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Fisher Stat.* (from trace test)	Prob.	Fisher Stat.* (from max-eigen test)	Prob.
None	1493.	0.0000	1421.	0.0000
At most 1	1049.	0.0000	1049.	0.0000

* Probabilities
 are computed
 using asymptotic
 Chi-square
 distribution.

Individual cross section results

Cross Section	Trace Test Statistics	Prob.**	Max-Eign Test Statistics	Prob.**
Hypothesis of no cointegration				
ABEV3	45.0910	0.0000	39.3612	0.0000
AZUL4	24.8077	0.0015	21.8175	0.0027
BBAS3	74.2749	0.0000	57.3852	0.0000
BBDC3	71.8535	0.0000	59.0313	0.0000
BBDC4	98.1660	0.0001	59.4166	0.0000
BBSE3	19.0292	0.0140	13.8920	0.0572
BRAP4	47.8527	0.0000	33.9977	0.0000
BRDT3		Dropped from Test		
BRFS3	53.3769	0.0000	49.6817	0.0000
BRKM5	81.5344	0.0000	67.4561	0.0000
BRML3	36.9801	0.0000	20.4796	0.0046
B3SA3	64.5783	0.0000	40.2173	0.0000
BTOW3	36.2920	0.0000	22.3983	0.0021
CCRO3	40.4759	0.0000	26.8235	0.0003
CIEL3	24.9674	0.0014	21.0671	0.0036
CMIG4	68.6879	0.0000	50.7261	0.0000
CSAN3	69.3407	0.0000	59.4534	0.0000
CSNA3	58.7117	0.0000	43.4382	0.0000
CVCB3	33.6947	0.0000	28.9755	0.0001
CYRE3	40.8674	0.0000	32.7774	0.0000
DTEX3	26.3094	0.0008	24.0898	0.0011
ECOR3	31.2546	0.0001	20.8368	0.0040
EGIE3	13.7059	0.0914	8.9642	0.2891
ELET3	78.0341	0.0000	49.7667	0.0000
ELET6	88.8369	0.0000	68.8924	0.0000
EMBR3	60.0015	0.0000	38.9403	0.0000
ENBR3	33.9531	0.0000	24.9504	0.0007
EQTL3	48.9588	0.0000	35.0257	0.0000

FLRY3	16.9643	0.0298	11.0432	0.1520
GGBR4	75.9415	0.0000	62.4186	0.0000
GOAU4	84.9304	0.0000	77.6823	0.0000
GOLL4	43.7038	0.0000	27.7650	0.0002
HYPE3	25.6648	0.0011	18.3598	0.0107
IGTA3	27.3687	0.0005	17.8655	0.0129
IRBR3		Dropped from Test		
ITSA4	88.5479	0.0000	68.5147	0.0000
ITUB4	104.3351	0.0001	59.7382	0.0000
JBSS3	29.4642	0.0002	22.6010	0.0019
KLBN11	22.4960	0.0037	19.6979	0.0063
KROT3	27.6392	0.0005	16.8931	0.0188
LAME4	72.1829	0.0000	64.8365	0.0000
LREN3	61.3175	0.0000	47.3689	0.0000
MGLU3	21.0953	0.0064	13.4612	0.0667
MFRG3	44.8491	0.0000	35.9372	0.0000
MRVE3	42.8201	0.0000	34.1695	0.0000
MULT3	28.2399	0.0004	18.5500	0.0099
NATU3	41.2133	0.0000	28.7039	0.0001
PCAR4	80.1010	0.0000	65.2683	0.0000
PETR3	84.3901	0.0000	67.7995	0.0000
PETR4	80.3141	0.0000	68.3227	0.0000
QUAL3	27.0788	0.0006	20.9052	0.0039
RAIL3	27.1109	0.0006	26.9607	0.0003
RADL3	26.2475	0.0008	19.9879	0.0056
RENT3	35.0872	0.0000	24.3126	0.0010
SANB11	31.8700	0.0001	21.7594	0.0027
SBSP3	89.6196	0.0000	66.2937	0.0000
SMSL3		Dropped from Test		
SUZB5	73.6482	0.0000	53.8863	0.0000
TAE11	21.9545	0.0046	17.9843	0.0123
TIMP3	46.9574	0.0000	36.9886	0.0000
UGPA3	28.0435	0.0004	24.0624	0.0011
USIM5	75.0352	0.0000	45.0112	0.0000
VALE3	73.0118	0.0000	63.2349	0.0000
VVAR3		Dropped from Test		
WEGE3	24.5904	0.0016	20.6900	0.0042
YDUQ3	22.7819	0.0033	18.7193	0.0092
VIVT4	59.0008	0.0000	40.9694	0.0000
Hypothesis of at most 1 cointegration relationship				
ABEV3	5.7298	0.0167	5.7298	0.0167
AZUL4	2.9903	0.0838	2.9903	0.0838
BBAS3	16.8897	0.0000	16.8897	0.0000
BBDC3	12.8223	0.0003	12.8223	0.0003
BBDC4	38.7494	0.0000	38.7494	0.0000
BBSE3	5.1372	0.0234	5.1372	0.0234
BRAP4	13.8550	0.0002	13.8550	0.0002
BRDT3		Dropped from Test		
BRFS3	3.6952	0.0546	3.6952	0.0546
BRKM5	14.0783	0.0002	14.0783	0.0002
BRML3	16.5005	0.0000	16.5005	0.0000
B3SA3	24.3610	0.0000	24.3610	0.0000
BTOW3	13.8937	0.0002	13.8937	0.0002
CCRO3	13.6524	0.0002	13.6524	0.0002
CIEL3	3.9002	0.0483	3.9002	0.0483
CMIG4	17.9618	0.0000	17.9618	0.0000
CSAN3	9.8873	0.0017	9.8873	0.0017
CSNA3	15.2734	0.0001	15.2734	0.0001
CVCB3	4.7191	0.0298	4.7191	0.0298
CYRE3	8.0899	0.0045	8.0899	0.0045
DTX3	2.2196	0.1363	2.2196	0.1363
ECOR3	10.4178	0.0012	10.4178	0.0012

EGIE3	4.7417	0.0294	4.7417	0.0294
ELET3	28.2674	0.0000	28.2674	0.0000
ELET6	19.9445	0.0000	19.9445	0.0000
EMBR3	21.0612	0.0000	21.0612	0.0000
ENBR3	9.0027	0.0027	9.0027	0.0027
EQTL3	13.9331	0.0002	13.9331	0.0002
FLRY3	5.9211	0.0150	5.9211	0.0150
GGBR4	13.5229	0.0002	13.5229	0.0002
GOAU4	7.2481	0.0071	7.2481	0.0071
GOLL4	15.9387	0.0001	15.9387	0.0001
HYPE3	7.3050	0.0069	7.3050	0.0069
IGTA3	9.5032	0.0021	9.5032	0.0021
IRBR3		Dropped from Test		
ITSA4	20.0332	0.0000	20.0332	0.0000
ITUB4	44.5969	0.0000	44.5969	0.0000
JBSS3	6.8632	0.0088	6.8632	0.0088
KLBN11	2.7981	0.0944	2.7981	0.0944
KROT3	10.7462	0.0010	10.7462	0.0010
LAME4	7.3464	0.0067	7.3464	0.0067
LREN3	13.9486	0.0002	13.9486	0.0002
MGLU3	7.6341	0.0057	7.6341	0.0057
MFRG3	8.9120	0.0028	8.9120	0.0028
MRVE3	8.6506	0.0033	8.6506	0.0033
MULT3	9.6899	0.0019	9.6899	0.0019
NATU3	12.5095	0.0004	12.5095	0.0004
PCAR4	14.8327	0.0001	14.8327	0.0001
PETR3	16.5906	0.0000	16.5906	0.0000
PETR4	11.9914	0.0005	11.9914	0.0005
QUAL3	6.1736	0.0130	6.1736	0.0130
RAIL3	0.1502	0.6983	0.1502	0.6983
RADL3	6.2596	0.0124	6.2596	0.0124
RENT3	10.7746	0.0010	10.7746	0.0010
SANB11	10.1106	0.0015	10.1106	0.0015
SBSP3	23.3259	0.0000	23.3259	0.0000
SMSL3		Dropped from Test		
SUZB5	19.7620	0.0000	19.7620	0.0000
TAE11	3.9701	0.0463	3.9701	0.0463
TIMP3	9.9688	0.0016	9.9688	0.0016
UGPA3	3.9812	0.0460	3.9812	0.0460
USIM5	30.0241	0.0000	30.0241	0.0000
VALE3	9.7770	0.0018	9.7770	0.0018
VVAR3		Dropped from Test		
WEGE3	3.9004	0.0483	3.9004	0.0483
YDUQ3	4.0626	0.0438	4.0626	0.0438
VIVT4	18.0314	0.0000	18.0314	0.0000

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Tabela 8: Estatísticas do traço (*Trace*) e de máxima verossimilhança (*Max*)

Johansen (1988, 1991) desenvolveu as estatísticas que indicam a eventual existência de relacionamento de longo prazo entre duas variáveis não estacionárias, cujo resíduo se torne estacionário. Tal modelo foi aplicado em painéis por Fisher. O relacionamento é observado através da convergência entre as estatísticas de máximo autovalor (*Max*) e do traço (*Trace*). A tabela 8 apresenta as estatísticas para a amostra e para cada uma das corporações. Em ambos os casos a convergência foi obtida com ao menos uma equação de cointegração, confirmando a

existência de relacionamento de longo prazo entre assimetria de informação e retorno, conforme o referencial teórico (Kelly & Ljungqvist, 2012) (Girão et al., 2015) (Buckley et al., 2016) (Ripamonti, 2016)

Vector Error Correction Estimates
Date: 07/15/20 Time: 09:40
Sample (adjusted): 1987Q4 2019Q3
Included observations: 4191 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1	
E_R__(-1)	1.000000	
S_2(-1)	-0.410891 (0.60157) [-0.68303]	
C	-0.051168	
Error Correction:	D(E_R__)	D(S_2)
CointEq1	-1.023201 (0.03492) [-29.2981]	0.001551 (0.00059) [2.63022]
D(E_R__(-1))	0.062686 (0.03132) [2.00118]	-0.000996 (0.00053) [-1.88211]
D(E_R__(-2))	0.074927 (0.02788) [2.68747]	-0.001124 (0.00047) [-2.38620]
D(E_R__(-3))	0.063433 (0.02398) [2.64572]	-0.000694 (0.00040) [-1.71331]
D(E_R__(-4))	0.099695 (0.01936) [5.14911]	-0.000693 (0.00033) [-2.11836]
D(E_R__(-5))	0.027276 (0.01393) [1.95869]	-0.000217 (0.00024) [-0.92086]
D(S_2(-1))	-2.358077 (0.94066) [-2.50683]	-0.394581 (0.01589) [-24.8371]
D(S_2(-2))	3.191579 (0.97981) [3.25733]	-0.271933 (0.01655) [-16.4329]
D(S_2(-3))	-0.710277 (0.96994) [-0.73229]	-0.195381 (0.01638) [-11.9272]

D(S_2(-4))	2.758741 (0.93308) [2.95659]	-0.090349 (0.01576) [-5.73324]
D(S_2(-5))	1.736483 (0.85511) [2.03071]	-0.056440 (0.01444) [-3.90808]
C	-0.000531 (0.00415) [-0.12812]	-9.36E-05 (7.0E-05) [-1.33605]
R-squared	0.490355	0.160328
Adj. R-squared	0.489014	0.158117
Sum sq. resids	301.0012	0.085857
S.E. equation	0.268379	0.004533
F-statistic	365.5299	72.54012
Log likelihood	-428.1038	16675.77
Akaike AIC	0.210023	-7.952169
Schwarz SC	0.228178	-7.934014
Mean dependent	-0.000556	-5.68E-05
S.D. dependent	0.375442	0.004940
Determinant resid covariance (dof adj.)		1.35E-06
Determinant resid covariance		1.35E-06
Log likelihood		16433.56
Akaike information criterion		-7.829901
Schwarz criterion		-7.790564

Tabela 9: Equação de cointegração, com vetor de correção de erros

A tabela 9 apresenta a equação que representa o relacionamento de longo prazo, corrigido pelos erros de curto prazo, das variáveis entre assimetria de informação e retorno. Pode-se observar que assimetria defasada influencia o retorno, ocorrendo também a correção de erros até o quinto trimestre, em níveis diferenciados de significância, de forma consistente ao referencial teórico, aos estudos anteriores e ao teste de verificação da defasagem ótima. (Buckley et al., 2014) (Hasbrouck, 1991) (Son et al., 2009) (Ripamonti, 2016) (Girão et al., 2015)

4.3.2 Nível de Portfólio

Esta seção apresentará a análise das carteiras selecionadas nesta pesquisa e como a modelagem VECM pode ser apresentada para cada carteira.

Médias das carteiras com balanceamento					
S_2 Maiores	E (r) Maiores	S_2 Menores	E (r) Menores	S_2 Aleat	E (r) Aleat
0.11105	0.064862	0.025465	0.12275	0.050406	0.97807
Médias das carteiras sem balanceamento (1/k)					
S_2 Maiores	E (r) Maiores	S_2 Menores	E (r) Menores	S_2 Aleat	E (r) Aleat
0.11084	0.056120	0.025465	0.11590	0.97807	0.067401
Desvios Padroes considerando t-1 com balanceamento					
S_2 Maiores	E (r) Maiores	S_2 Menores	E (r) Menores	S_2 Aleat	E (r) Aleat
0.038400	0.29536	0.014866	0.25023	0.41550	0.29234
Desvios Padroes considerando t-1 sem balanceamento (1/k)					
S_2 Maiores	E (r) Maiores	S_2 Menores	E (r) Menores	S_2 Aleat	E (r) Aleat
0.034407	0.28369	0.014866	0.23916	0.41550	0.24155

Tabela 10: Estatísticas descritiva – Nível Portfólio

Matriz de Correlação				
	S_2 Maiores	E (r) Maiores	S_2 Menores	E (r) Menores
S_2 Maiores 1/k	0.89916	-0.080743	0.33221	-0.12029
E (r) Maiores 1/k	-0.15145	0.98782	-0.20693	0.61640
S_2 Menores 1/k	0.31791	-0.20208	1.0000	-0.13084
E (r) Menores 1/k	-0.090454	0.63666	-0.14046	0.97368
S_2 Aleat	-0.020797	0.044053	-0.055405	0.10977
E (r) Aleat	-0.13894	0.64205	-0.088569	0.59125
S_2 Aleat 1/k	-0.020797	0.044053	-0.055405	0.10977
E (r) Aleat 1/k	-0.090454	0.63666	-0.14046	0.97368
	S_2 Aleat	E (r) Aleat	S_2 Maiores 1/k	E (r) Maiores 1/k
S_2 Menores 1/k	-0.055405	-0.088569	0.33221	-0.20693
E (r) Menores 1/k	0.11912	0.59136	-0.15220	0.64428
S_2 Aleat	1.0000	-0.030874	-0.071692	0.030261
E (r) Aleat	-0.030874	1.0000	-0.093398	

Tabela 11: – Matriz de Correlação – Nível Portfólio

As tabelas 10 e 11 apresentam as estatísticas descritivas das carteiras formadas com base na assimetria da informação e aleatoriamente selecionadas. A assimetria média da carteira de maiores assimetrias foi de 11%, com retorno de 6,48% ao trimestre. A carteira de menores assimetrias apresentou 2,54% e 12,27%, respectivamente. E, finalmente, a carteira aleatória apresentou assimetria média de 97% e retorno de 6,74% por trimestre. A divergência teórica das estatísticas descritivas permitiu verificar que a assimetria de informação é importante para a análise. O valor do retorno das menores assimetrias é maior porque antecipa o retorno conforme a análise de defasagem. Caso S₂ não fosse importante, o retorno da carteira aleatória

seria idêntico ao das menores assimetrias. Essa análise indica adequada a proposição de análise considerando uma carteira com risco (Maiores e Menores assimetrias) e uma carteira sem risco (aleatória) (Buckley et al., 2014).

Unit-root tests							
The sample is: 1987(2) - 2019(1)							
S₂ >: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-4.565**	0.47472	0.03405	-0.7491	0.4552	-6.721	
2	-5.263**	0.44168	0.03399	0.2325	0.8165	-6.732	0.4552
1	-5.791**	0.45272	0.03386	-0.4556	0.6495	-6.748	0.7358
0	-7.127**	0.42997	0.03376			-6.762	0.8445
E (r) >: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-5.420**	0.13941	0.2985	0.3927	0.6952	-2.380	
2	-5.931**	0.16830	0.2975	0.3101	0.7570	-2.394	0.6952
1	-6.728**	0.19040	0.2964	-1.529	0.1288	-2.409	0.8827
0	-10.57**	0.064836	0.2980			-2.406	0.4682
S₂ <: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-1.934	0.90604	0.007612	-0.3177	0.7513	-9.718	
2	-2.036	0.90317	0.007584	-1.337	0.1838	-9.733	0.7513
1	-2.344	0.89046	0.007608	-3.068	0.0026	-9.734	0.3945
0	-3.185*	0.85190	0.007858			-9.677	0.0127
E (r) <: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-6.402**	-0.14990	0.2459	0.5761	0.5656	-2.767	
2	-7.158**	-0.096219	0.2452	-0.2796	0.7803	-2.780	0.5656
1	-9.227**	-0.12208	0.2443	1.439	0.1526	-2.795	0.8151
0	-11.48**	0.00063887	0.2454			-2.795	0.4862
Random: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-6.732**	-0.30514	0.4159	0.6118	0.5418	-1.716	
2	-7.654**	-0.24042	0.4148	0.9080	0.3656	-1.729	0.5418
1	-8.988**	-0.15023	0.4145	0.9028	0.3684	-1.738	0.5519
0	-12.15**	-0.066160	0.4142			-1.747	0.5732
E (r) Random: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)							
D-lag	t-ADF	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-6.821**	-0.32514	0.2873	1.717	0.0885	-2.456	
2	-6.848**	-0.15629	0.2896	-0.5802	0.5629	-2.448	0.0885
1	-9.235**	-0.21726	0.2888	1.065	0.2890	-2.461	0.1972
0	-12.69**	-0.11238	0.2890			-2.467	0.2237

S₂ > Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob	
3	-4.340**	0.54377	0.03027	0.4871	0.6271	-6.957		
2	-4.460**	0.56150	0.03017	-0.2670	0.7899	-6.971	0.6271	
1	-4.961**	0.55141	0.03006	-2.098	0.0379	-6.986	0.8574	
0	-6.924**	0.45450	0.03047			-6.967	0.2048	
E (r) > Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob	
3	-5.568**	0.11808	0.2864	0.5305	0.5967	-2.462		
2	-6.045**	0.15762	0.2856	0.4025	0.6880	-2.476	0.5967	
1	-6.826**	0.18642	0.2846	-1.229	0.2214	-2.490	0.8018	
0	-10.35**	0.087624	0.2852			-2.494	0.5878	
S₂ < Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t	-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob
3	-1.934	0.90604	0.007612		-0.3177	0.7513	-9.718	
2	-2.036	0.90317	0.007584		-1.337	0.1838	-9.733	0.7513
1	-2.344	0.89046	0.007608		-3.068	0.0026	-9.734	0.3945
0	-3.185*	0.85190	0.007858				-9.677	0.0127
E (r) < Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob	
3	-6.689**	-0.20198	0.2354	0.7464	0.4569	-2.855		
2	-7.395**	-0.13207	0.2350	-0.01178	0.9906	-2.866	0.4569	
1	-9.335**	-0.13316	0.2340	1.534	0.1275	-2.881	0.7573	
0	-11.47**	-0.0032452	0.2353			-2.878	0.4133	
Random Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob	
3	-6.732**	-0.30514	0.4159	0.6118	0.5418	-1.716		
2	-7.654**	-0.24042	0.4148	0.9080	0.3656	-1.729	0.5418	
1	-8.988**	-0.15023	0.4145	0.9028	0.3684	-1.738	0.5519	
0	-12.15**	-0.066160	0.4142			-1.747	0.5732	
E (r) Random Naive: ADF tests (T=128, Constant; 5%=-2.88 1%=-3.48)								
D-lag	t-adf	beta Y ₁	sigma	t-DY _{lag}	t-prob	AIC	F-prob	
3	-6.952**	-0.18519	0.2358	2.120	0.0360	-2.851		
2	-6.713**	-0.0036664	0.2391	-0.2996	0.7650	-2.831	0.0360	
1	-8.500**	-0.029731	0.2382	0.9282	0.3551	-2.846	0.1051	
0	-10.87**	0.047878	0.2381			-2.855	0.1465	

Tabela 12: Teste de Raiz Unitária

O teste de estacionariedade (tabela 12) indicou que na carteira das maiores assimetrias, ambas as variáveis (S₂ e E(r)) resultaram em estacionários, assim como a carteira aleatória. A carteira dos menores apresentou estacionariedade somente para E(r).

Cointegrated VAR (5) in:			
[0] = E (r) >			
[1] = S_2 >			
Unrestricted variables:			
[0] = Constant			
Number of lags used in the analysis: 5			
beta			
E (r) >		1.0000	
S_2 >		1.1420	
alpha			
E (r) >		-0.93316	
S_2 >		-0.039402	
Standard errors of alpha			
E (r) >		0.18318	
S_2 >		0.022573	
Restricted long-run matrix, rank 1			
	E (r) >	S_2 >	
E (r) >		-0.93316	-1.0657
S_2 >		-0.039402	-0.044996
Standard errors of long-run matrix			
E (r) >		0.18318	0.20919
S_2 >		0.022573	0.025778
Reduced form beta			
E (r) >		-1.0000	
S_2 >		-1.1420	
Standard errors of reduced form beta			
E (r) >		0.00000	
S_2 >		1.0070	
Moving-average impact matrix			
		0.021679	-0.51342
		-0.018983	0.44959
log-likelihood	227.269677	-T/2log Omega	587.680065
no. of observations	127	no. of parameters	21
rank of long-run matrix	1	no. long-run restrictions	0
beta is not identified			
No restrictions imposed			

Tabela 13: VECM para maiores assimetrias

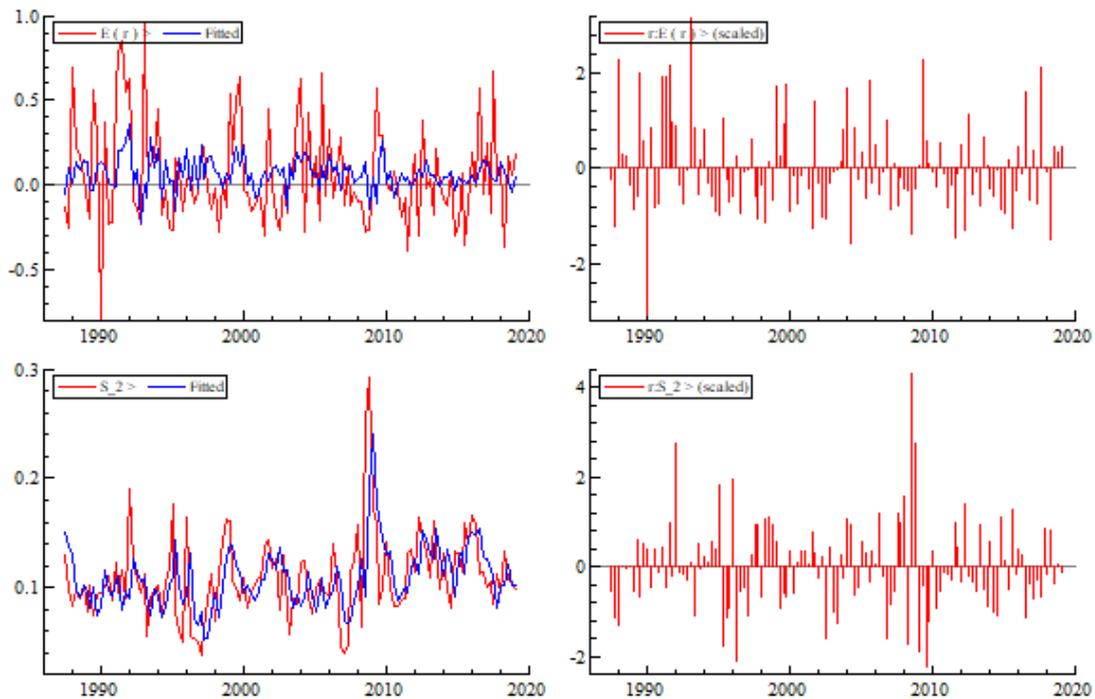


Figura 2: VECM para maiores assimetrias

Cointegrated VAR (5) in:
 [0] = E (r) <
 [1] = S_2 <
 Unrestricted variables:
 [0] = Constant
 Number of lags used in the analysis: 5

beta
 E (r) < 1.0000
 S_2 < 1.0236

alpha
 E (r) < -1.1230
 S_2 < 0.011872

Standard errors of alpha
 E (r) < 0.21799
 S_2 < 0.0067520

Restricted long-run matrix, rank 1
 E (r) < S_2 <
 E (r) < -1.1230 -1.1496
 S_2 < 0.011872 0.012153

Standard errors of long-run matrix
 E (r) < 0.21799 0.22315

$S_2 <$	0.0067520	0.0069116	
Reduced form beta			
$E(r) <$	-1.0000		
$S_2 <$	-1.0236		
Standard errors of reduced form beta			
$E(r) <$	0.00000		
$S_2 <$	1.3974		
Moving-average impact matrix			
	-0.0061459	-0.58137	
	0.0060040	0.56795	
log-likelihood	446.706655	$-T/2\log \Omega $	807.117042
no. of observations	127	no. of parameters	21
rank of long-run matrix	1	no. long-run restrictions	0
beta is not identified			
No restrictions imposed			

Tabela 14: VECM para menores assimetrias

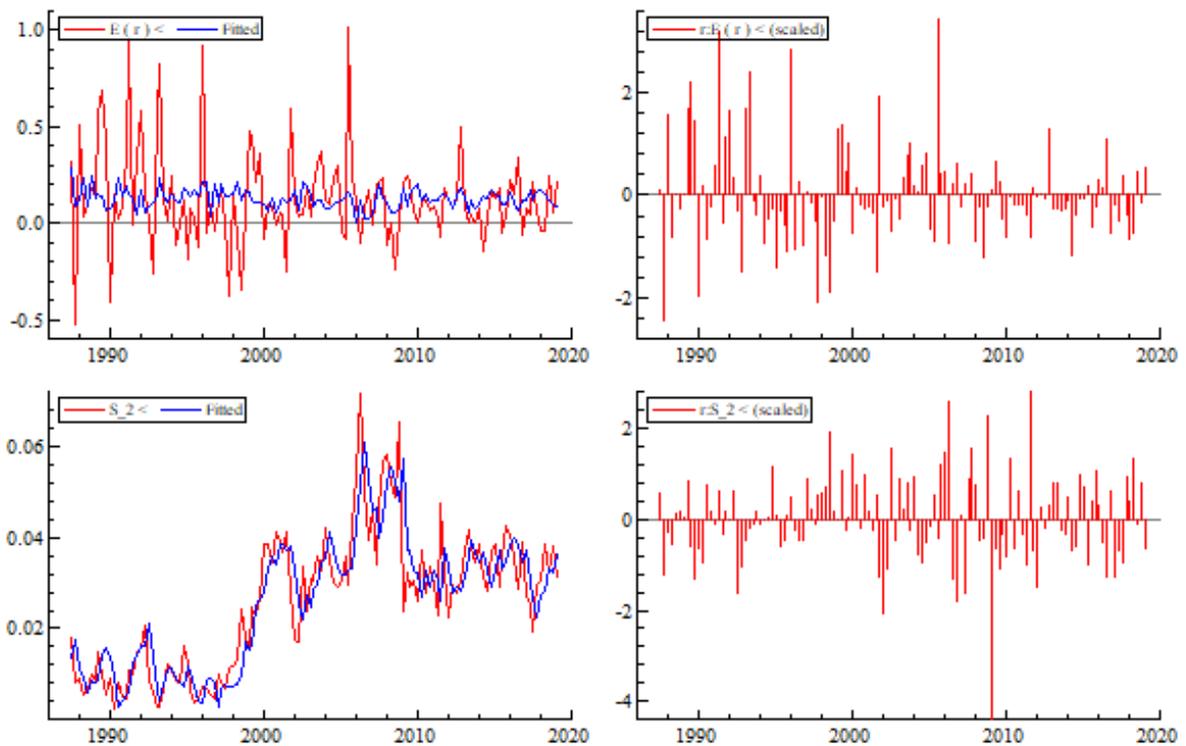


Figura 3: VECM para menores assimetrias

Cointegrated VAR (5) in:
 [0] = E (r) Random
 [1] = Random
 Unrestricted variables:
 [0] = Constant
 Number of lags used in the analysis: 5

beta
 E (r) Random 1.0000
 Random 0.061056

alpha
 E (r) Random -1.4494
 Random -0.69008

Standard errors of alpha
 E (r) Random 0.22571
 Random 0.38434

Restricted long-run matrix, rank 1
 E (r) Random S_2 Random
 E (r) Random -1.4494 -0.088497
 S_2 Random -0.69008 -0.042134

Standard errors of long-run matrix
 E (r) Random 0.22571 0.013781
 S_2 Random 0.38434 0.023466

Reduced form beta
 E (r) Random -1.0000
 S_2 Random -0.061056

Standard errors of reduced form beta
 E (r) Random 0.00000
 S_2 Random 0.10023

Moving-average impact matrix
 0.0088478 -0.018584
 -0.14491 0.30437

log-likelihood -91.7858259 -T/2log|Omega| 268.624562
 no. of observations 127 no. of parameters 21
 rank of long-run matrix 1 no. long-run restrictions 0
 beta is not identified
 No restrictions imposed

Tabela 15: VECM para aleatórias

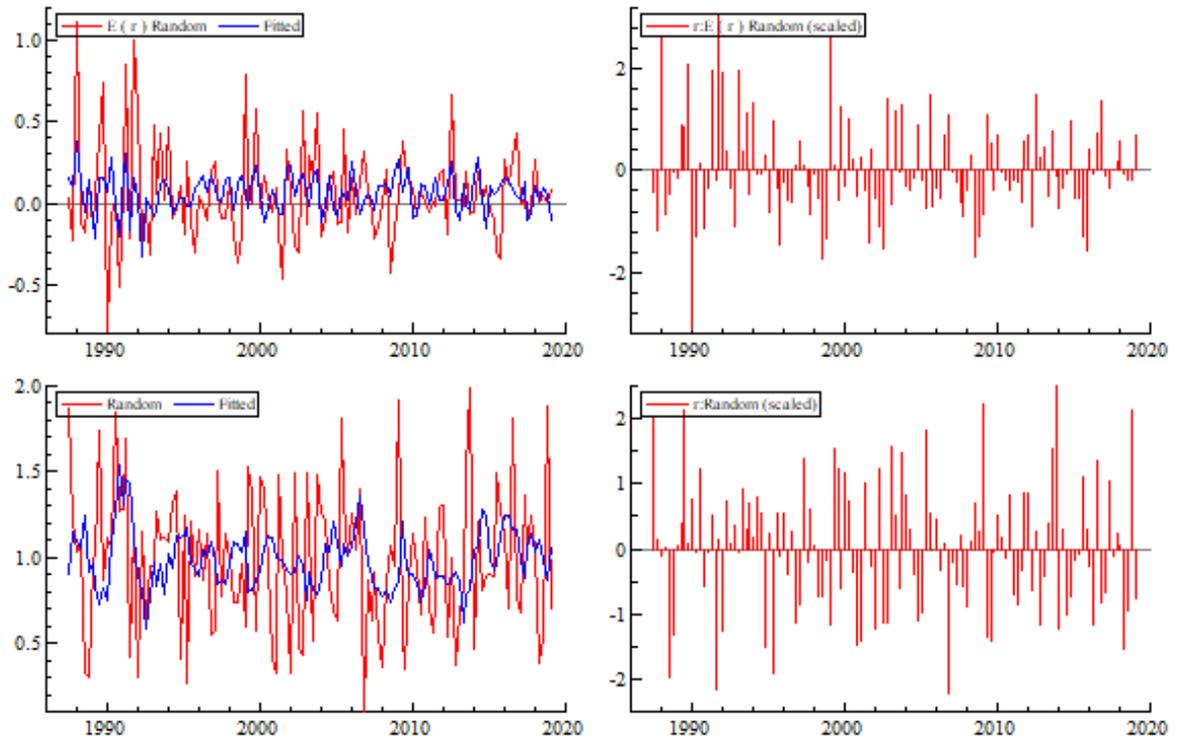


Figura 4: VECM para aleatória

Cointegrated VAR (5) in:
 [0] = E (r) > Naive
 [1] = S_2 > Naive
 Unrestricted variables:
 [0] = Constant
 Number of lags used in the analysis: 5

beta
 E (r) > Naive 1.0000
 S_2 > Naive -0.25518

alpha
 E (r) > Naive -1.0408
 S_2 > Naive -0.0080721

Standard errors of alpha
 E (r) > Naive 0.17813
 S_2 > Naive 0.020788

Restricted long-run matrix, rank 1
 E (r) > Naive S_2 > Naive
 E (r) > Naive -1.0408 0.26560
 S_2 > Naive -0.0080721 0.0020599

Standard errors of long-run matrix

$E(r) > \text{Naive}$	0.17813	0.045457
$S_2 > \text{Naive}$	0.020788	0.0053048
Reduced form beta		
$E(r) > \text{Naive}$	-1.0000	
$S_2 > \text{Naive}$	0.25518	
Standard errors of reduced form beta		
$E(r) > \text{Naive}$	0.00000	
$S_2 > \text{Naive}$	0.99802	
Moving-average impact matrix		
	-0.0010542	0.13592
	-0.0041310	0.53265
log-likelihood	245.280188	$-T/2 \log \Omega $ 605.690576
no. of observations	127	no. of parameters 21
rank of long-run matrix	1	no. long-run restrictions 0
beta is not identified		
No restrictions imposed		

Tabela 16: VECM para maiores assimetrias sem balanceamento $1/k$ (naive)

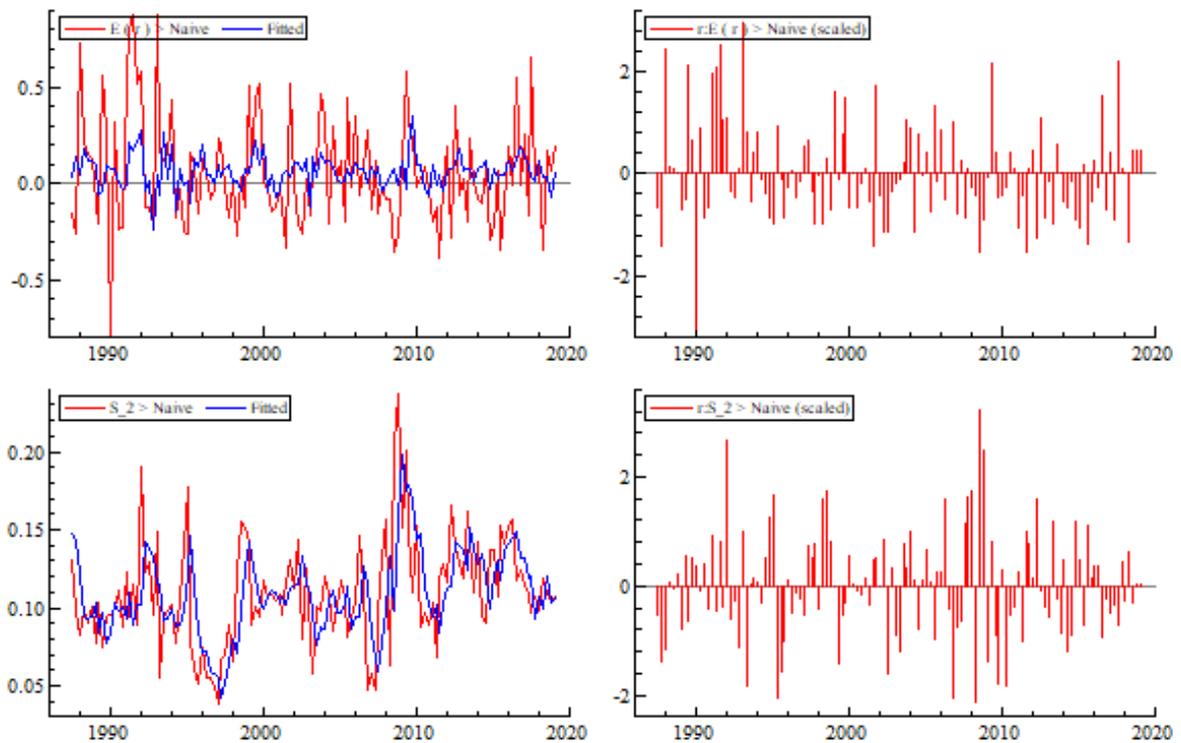


Figura 5: VECM para maiores com naive

Cointegrated VAR (5) in:			
[0] = E (r) < Naive			
[1] = S_2 < Naive			
Unrestricted variables:			
[0] = Constant			
Number of lags used in the analysis: 5			
beta			
E (r) < Naive		1.0000	
S_2 < Naive		1.1528	
alpha			
E (r) < Naive		-1.2403	
S_2 < Naive		0.013375	
Standard errors of alpha			
E (r) < Naive		0.22242	
S_2 < Naive		0.0071415	
Restricted long-run matrix, rank 1			
E (r) < Naive S_2 < Naive			
E (r) < Naive	-1.2403		-1.4298
S_2 < Naive	0.013375	0.015419	
Standard errors of long-run matrix			
E (r) < Naive	0.22242		0.25640
S_2 < Naive	0.0071415		0.0082327
Reduced form beta			
E (r) < Naive		-1.0000	
S_2 < Naive		-1.1528	
Standard errors of reduced form beta			
E (r) < Naive		0.00000	
S_2 < Naive		1.2160	
Moving-average impact matrix			
	-0.0070737		-0.65597
	0.0061362		0.56903
log-likelihood	452.456847	-T/2log Omega	812.867234
no. of observations	127	no. of parameters	21
rank of long-run matrix	1	no. long-run restrictions	0
beta is not identified			
No restrictions imposed			

Tabela 17: VECM para menores assimetrias sem balanceamento 1/k (naive)

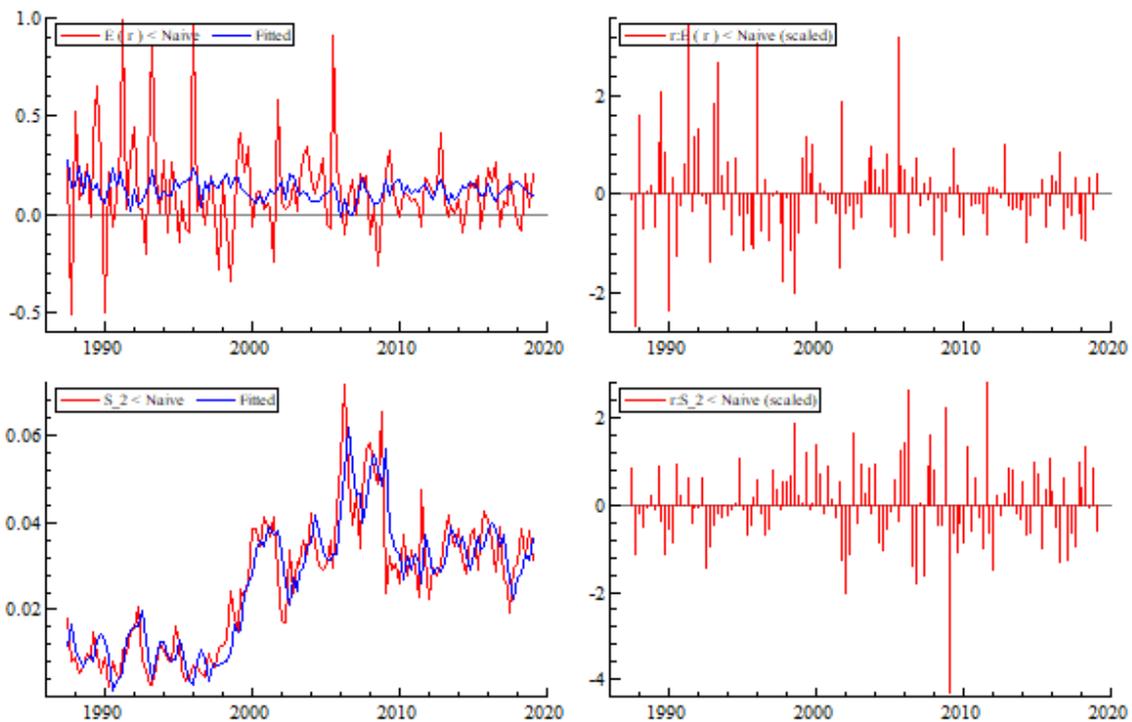


Figura 6: VECM para menores com naive

Cointegrated VAR (5) in:
 [0] = E (r) Random Naive
 [1] = Random Naive
 Unrestricted variables:
 [0] = Constant
 Number of lags used in the analysis: 5

beta
 E (r) Random Naive 1.0000
 Random Naive 0.36500

alpha
 E (r) Random Naive -0.73586
 Random Naive -1.2069

Standard errors of alpha
 E (r) Random Naive 0.18036
 Random Naive 0.33189

Restricted long-run matrix, rank 1
 E (r) Random Naive Random Naive
 E (r) Random Naive -0.73586 -0.26859
 Random Naive -1.2069 -0.44053

Standard errors of long-run matrix
 E (r) Random Naive 0.18036 0.065832

Random Naive	0.33189	0.12114
Reduced form beta		
E (r) Random Naive	-1.0000	
Random Naive	-0.36500	
Standard errors of reduced form beta		
E (r) Random Naive	0.00000	
Random Naive	0.12781	
Moving-average impact matrix		
	0.11899	-0.072548
	-0.32600	0.19876
log-likelihood	-70.0969009	-T/2log Omega 290.313486
no. of observations	127	no. of parameters 21
rank of long-run matrix	1	no. long-run restrictions 0
beta is not identified		
No restrictions imposed		

Tabela 18: VECM para menores assimetrias sem balanceamento 1/k (naive)

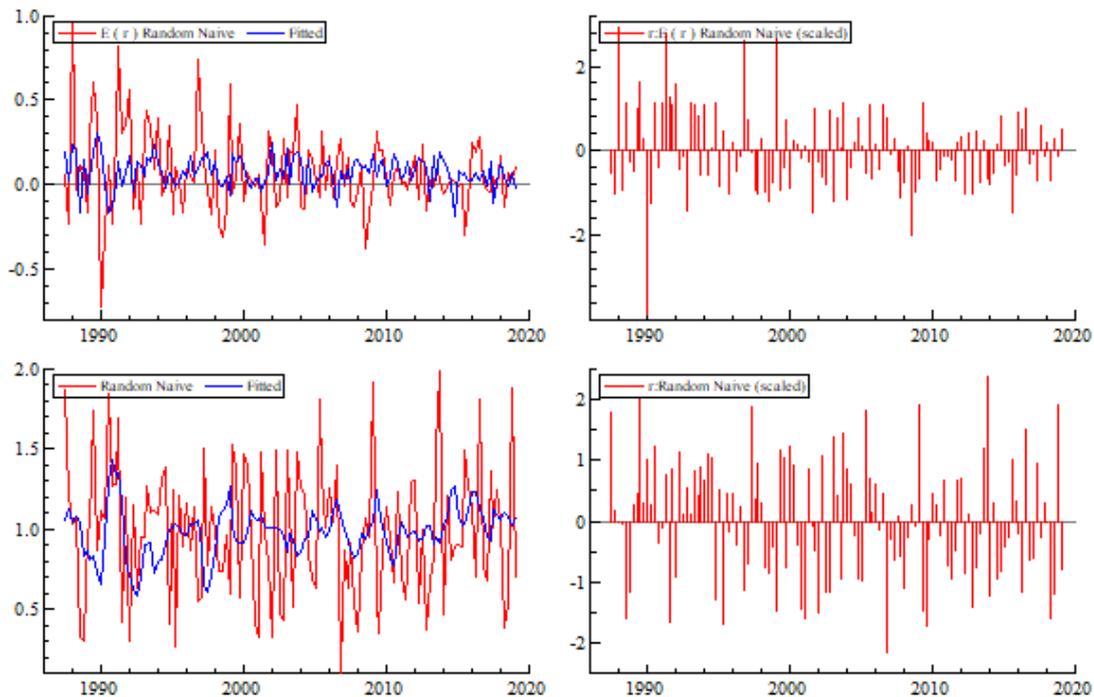


Figura 7: VECM para aleatórias com naive

A análise de cointegração das carteiras foi efetuada com base nas figuras 2 a 7, onde são listados à esquerda, os gráficos da estimativa do modelo (azul) e comportamento real (vermelho) e a direita, os gráficos residuais do modelo. É possível verificar melhor captação do

modelo para a variável S_2 entre a carteira de menores assimetrias e melhor captação do modelo do $E(r)$ para a carteira de maiores assimetrias. A carteira com menores assimetrias obteve melhor resultado na captação do modelo, enquanto a carteira com assimetrias aleatórias apresentou elevado resíduo para a variável S_2 . O modelo com menores assimetrias pode indicar que a variável, quando em menores escalas, pode impactar diretamente no retorno real, enquanto a carteira de maiores assimetrias pode ser explicada pelo retorno, porém com impacto de diferentes variáveis, como por exemplo o volume de negócios (Liu & Wang, 2016).

4.3.3 Autometrics

Em seguida, serão apresentadas as estimativas de modelo de projeção de retorno e assimetria de informação, de forma automática com rotina *Autometrics* (Castle, Doornik, & D.F., 2011).

SYS(13) Estimating the system by OLS				
The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)				
URF equation for: $E(r) >$				
	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
$E(r) >_5$	-0.190460	0.08825	-2.16	0.0328
$S_2 >_1$	0.0892008	0.7039	0.127	0.8994
Constant	U	0.0707588	0.08207	0.862
sigma = 0.294143 RSS = 10.72850078				
URF equation for: $S_2 >$				
	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
$E(r) >_5$	-0.0160421	0.01009	-1.59	0.1143
$S_2 >_1$	0.411595	0.08045	5.12	0.0000
Constant	U	0.0650261	0.009380	6.93
sigma = 0.03362 RSS = 0.1401579372				
log-likelihood	231.544989	$-T/2 \log \Omega $	591.955376	
$ \Omega $	8.94230655e-005	$\log Y'Y/T $	-9.04172814	
$R^2(LR)$	0.244521	$R^2(LM)$	0.1253	
no. of observations	127	no. of parameters	6	
F-test on regressors except unrestricted: $F(4,246) = 9.25612 [0.0000] **$				
F-tests on retained regressors,				
	$F(2,123) = E(r) >_5$	4.43300	$[0.014]*$	
	$S_2 >_1$	13.6784	$[0.000]**$	

Constant U	26.4832 [0.000]**
correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)	
E (r) >	S_2 >
E (r) >	0.29414 -0.20204
S_2 >	-0.20204 0.033620
correlation between actual and fitted	
E (r) >	S_2 >
0.19258	0.44512

Tabela 19: Autometrics para carteira de maiores assimetrias

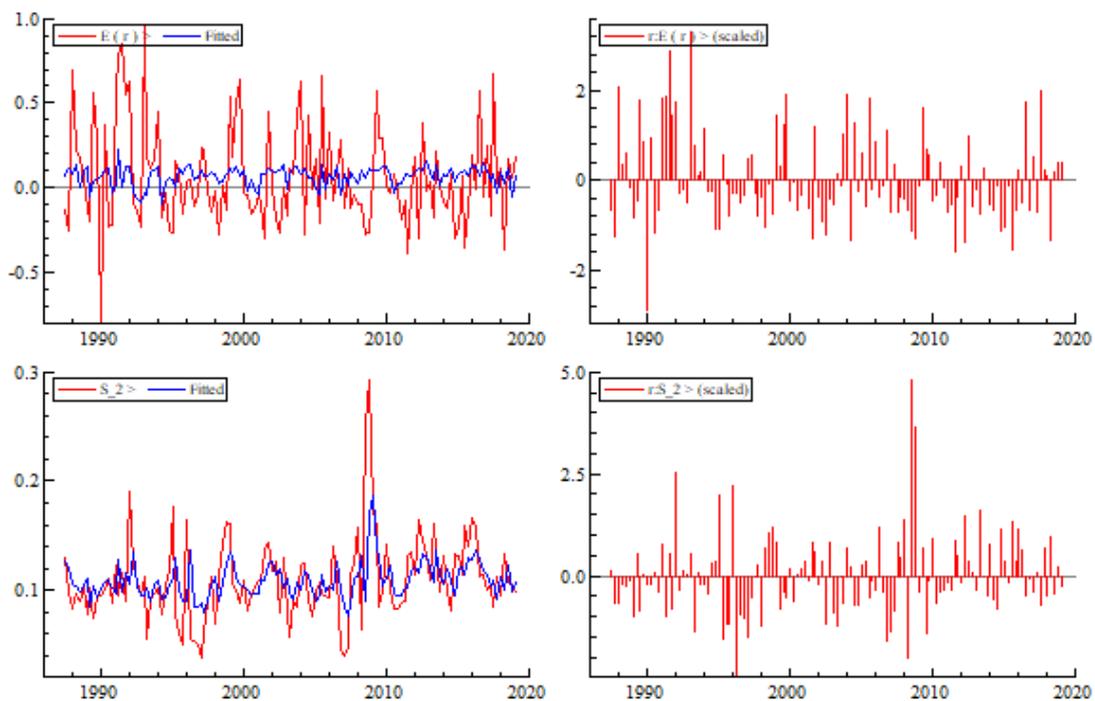


Figura 8: Autometrics para maiores

SYS(15) Estimating the system by OLS					
The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)					
URF equation for: E (r) <					
	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob	
E (r) <_1	0.00793483	0.09042	0.0878	0.9302	
E (r) <_2	-0.138854	0.08869	-1.57	0.1200	
S_2 <_1	0.242734	2.923	0.0831	0.9339	
S_2 <_2	-2.11295	3.384	-0.624	0.5335	
S_2 <_3	-0.354825	2.883	-0.123	0.9022	
Constant	U	0.200911	0.05048	3.98	0.0001

sigma = 0.244922 RSS = 7.258394361

URF equation for: S_2 <

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
E (r) <_1	0.00349442	0.002779	1.26	0.2110
E (r) <_2	0.00495352	0.002726	1.82	0.0716
S_2 <_1	0.591667	0.08982	6.59	0.0000
S_2 <_2	0.214653	0.1040	2.06	0.0411
S_2 <_3	0.114400	0.08860	1.29	0.1991
Constant U	0.00116026	0.001551	0.748	0.4560

sigma = 0.00752706 RSS = 0.006855458399

log-likelihood	446.105742	-T/2log Omega	806.516129
Omega	3.04794975e-006	log Y'Y/T	-11.2596225
R^2(LR)	0.763408	R^2(LM)	0.388674
no. of observations	127	no. of parameters	12

F-test on regressors except unrestricted: F(10,240) = 25.3414 [0.0000] **

F-tests on retained regressors,

F(2,120) = E (r) <_1	0.809687 [0.447]
E (r) <_2	2.57471 [0.080]
S_2 <_1	21.8412 [0.000]**
S_2 <_2	2.19226 [0.116]
S_2 <_3	0.826907 [0.440]
Constant U	8.55933 [0.000]**

correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)

	E (r) <	S_2 <
E (r) <	0.24492	-0.10974
S_2 <	-0.10974	0.0075271

correlation between actual and fitted

	E (r) <	S_2 <
	0.18281	0.87104

Tabela 20: Autometrics para carteira de menores assimetrias

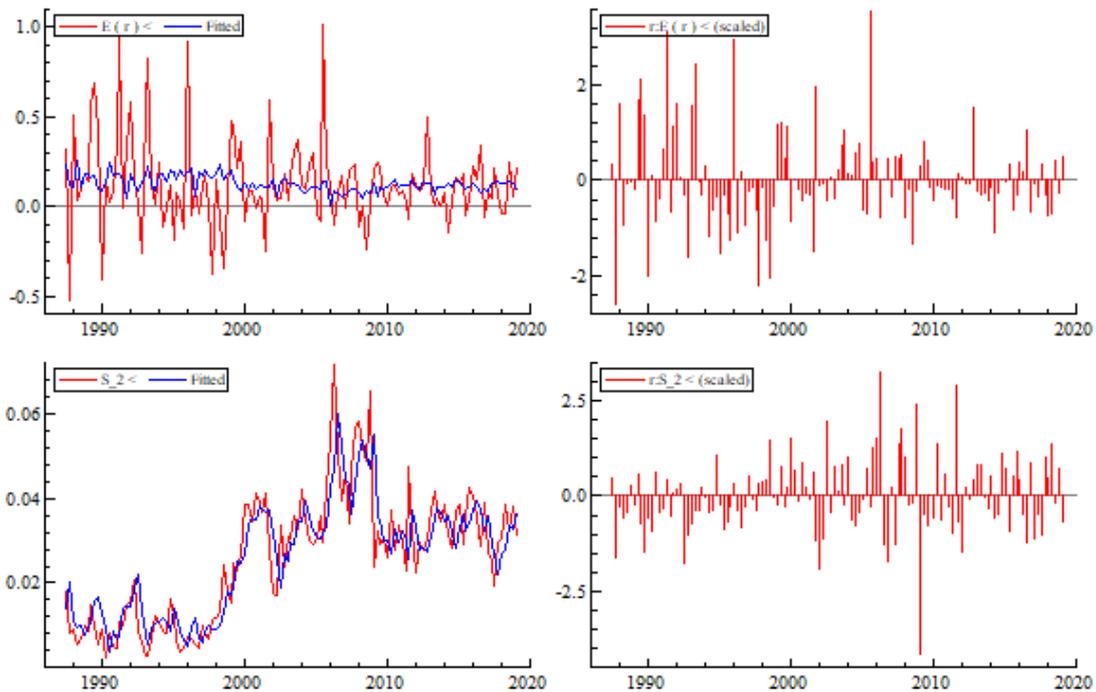


Figura 9: Autometrics para menores

SYS(17) Estimating the system by OLS

The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)

URF equation for: E (r) Random

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
E (r) Random_1	-0.176444	0.08699	-2.03	0.0447
S_2 Random_2	0.137197	0.06019	2.28	0.0244
S_2 Random_3	0.159308	0.06130	2.60	0.0105
Constant U	-0.221089	0.08852	-2.50	0.0138

sigma = 0.278555 RSS = 9.543906888

URF equation for: Random

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
E (r) Random_1	-0.0221700	0.1298	-0.171	0.8647
S_2 Random_2	-0.0715588	0.08981	-0.797	0.4271
S_2 Random_3	-0.0696026	0.09147	-0.761	0.4482
Constant U	1.12620	0.1321	8.53	0.0000

sigma = 0.415665 RSS = 21.25160962

log-likelihood	-82.4739627	-T/2log Omega	277.936425
Omega	0.0125635996	log Y'Y/T	-4.26297881
R^2(LR)	0.107718	R^2(LM)	0.0540927

no. of observations	127	no. of parameters	8
F-test on regressors except unrestricted: $F(6,244) = 2.38475$ [0.0294] *			
F-tests on retained regressors,			
	$F(2,122) = E(r)$ Random_1	2.06726	[0.131]
	S_2 Random_2	2.83999	[0.062]
S_2 Random_3	3.58052 [0.031]*	Constant U	38.5450 [0.000]**
correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)			
	E (r) Random	S_2 Random	
E (r) Random	0.27855	-0.030208	
S_2 Random	-0.030208	0.41566	
correlation between actual and fitted			
	E (r) Random	S_2 Random	
	0.31617	0.10225	

Tabela 21: Autometrics para carteira de aleatórios

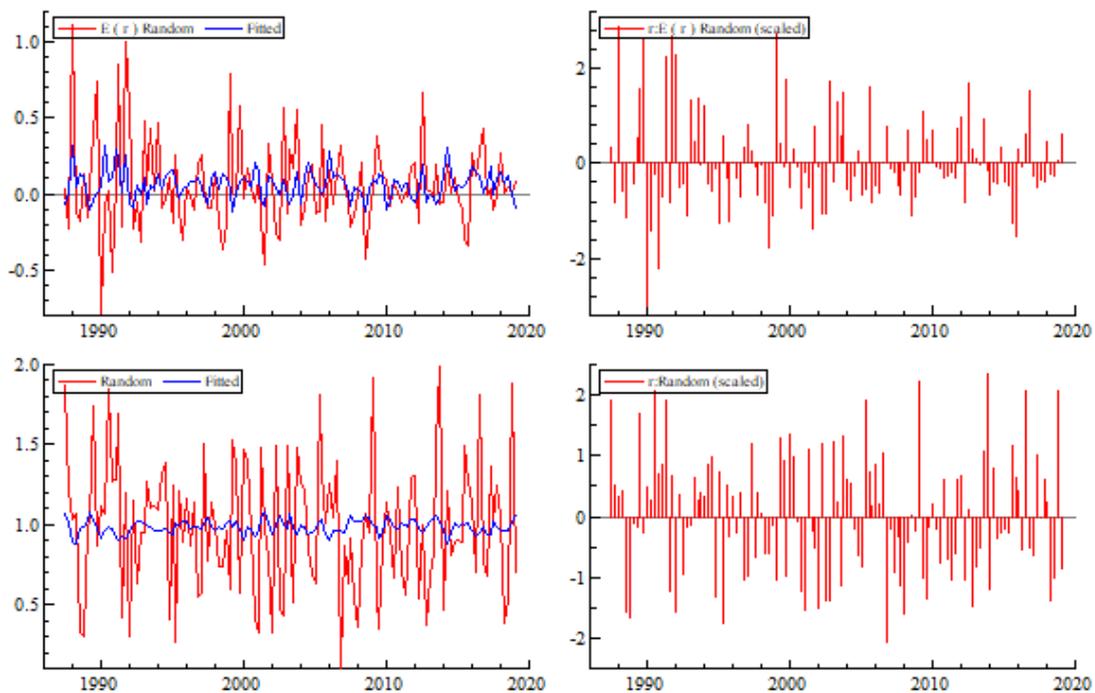


Figura 10: Autometrics para aleatórios

SYS(19) Estimating the system by OLS
The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)

URF equation for: E (r) > Naive

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
E (r) > Naive_1	0.0806390	0.08821	0.914	0.3624
E (r) > Naive_5	-0.201722	0.08769	-2.30	0.0231
S_2 > Naive_1	-0.0896547	0.8270	-0.108	0.9139
S_2 > Naive_2	0.912012	0.8223	1.11	0.2696
Constant U	-0.0235806	0.09783	-0.241	0.8099

sigma = 0.281391 RSS = 9.660090334

URF equation for: S_2 > Naive

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
E (r) > Naive_1	-0.00924310	0.009441	-0.979	0.3295
E (r) > Naive_5	-0.0108901	0.009386	-1.16	0.2482
S_2 > Naive_1	0.358297	0.08852	4.05	0.0001
S_2 > Naive_2	0.179358	0.08802	2.04	0.0437
Constant U	0.0514260	0.01047	4.91	0.0000

sigma = 0.0301185 RSS = 0.1106694476

log-likelihood	251.91257	-T/2log Omega	612.322958
Omega	6.48858348e-005	log Y'Y/T	-9.28397647
R^2(LR)	0.301559	R^2(LM)	0.157332
no. of observations	127	no. of parameters	10

F-test on regressors except unrestricted: F(8,242) = 5.946 [0.0000] **

F-tests on retained regressors,

F(2,121) = E (r) > Naive_1	0.777226 [0.462]
E (r) > Naive_5	3.75491 [0.026]*
S_2 > Naive_1	8.24067 [0.000]**
S_2 > Naive_2	3.05910 [0.051]
Constant U	12.0739 [0.000]**

correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)

	E (r) > Naive	S_2 > Naive
E (r) > Naive	0.28139	-0.14518
S_2 > Naive	-0.14518	0.030119
correlation between actual and fitted		
	E (r) > Naive	S_2 > Naive
	0.25130	0.49259

Tabela 22: Autometrics para carteira maiores com naive

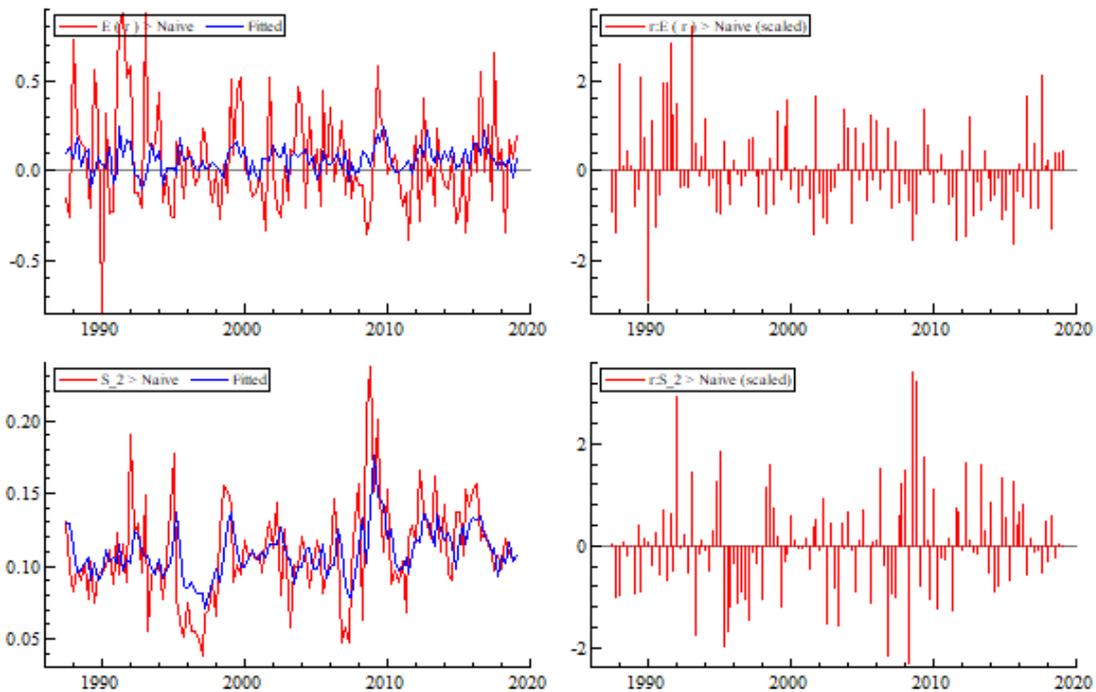


Figura 11: Autometrics para maiores com Naive

SYS(21) Estimating the system by OLS

The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)

URF equation for: $E(r) < \text{Naive}$

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob	
$E(r) < \text{Naive}_1$	-0.0146173	0.09030	-0.162	0.8717	
$E(r) < \text{Naive}_2$	-0.153127	0.08889	-1.72	0.0875	
$S_2 < \text{Naive}_1$	-0.164403	2.706	-0.0608	0.9516	
$S_2 < \text{Naive}_2$	-2.23256	2.714	-0.823	0.4123	
Constant	U	0.205099	0.04819	4.26	0.0000

sigma = 0.234145 RSS = 6.688537991

URF equation for: $S_2 < \text{Naive}$

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob	
$E(r) < \text{Naive}_1$	0.00353780	0.002895	1.22	0.2241	
$E(r) < \text{Naive}_2$	0.00632749	0.002850	2.22	0.0282	
$S_2 < \text{Naive}_1$	0.618348	0.08674	7.13	0.0000	
$S_2 < \text{Naive}_2$	0.294079	0.08701	3.38	0.0010	
Constant	U	0.00121805	0.001545	0.788	0.4320

sigma = 0.00750701 RSS = 0.006875333537

log-likelihood 451.123429 -T/2log|Omega| 811.533816

Omega	2.81637461e-006	log Y'Y/T	-11.3399612
R^2(LR)	0.763096	R^2(LM)	0.389268
no. of observations	127	no. of parameters	10

F-test on regressors except unrestricted: $F(8,242) = 31.8997 [0.0000]**$

F-tests on retained regressors,

$F(2,121) = E(r) < Naive_1$ 0.740901 [0.479]

$E(r) < Naive_2$ 3.54048 [0.032]*

$S_2 < Naive_1$ 25.4648 [0.000]**

$S_2 < Naive_2$ 5.76676 [0.004]**

Constant U 9.77800 [0.000]**

correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)

$E(r) < Naive$ $S_2 < Naive$

$E(r) < Naive$ 0.23415 -0.11041

$S_2 < Naive$ -0.11041 0.0075070

correlation between actual and fitted

$E(r) < Naive$ $S_2 < Naive$

0.19873 0.87064

Tabela 23: Autometrics para carteira menores com naive

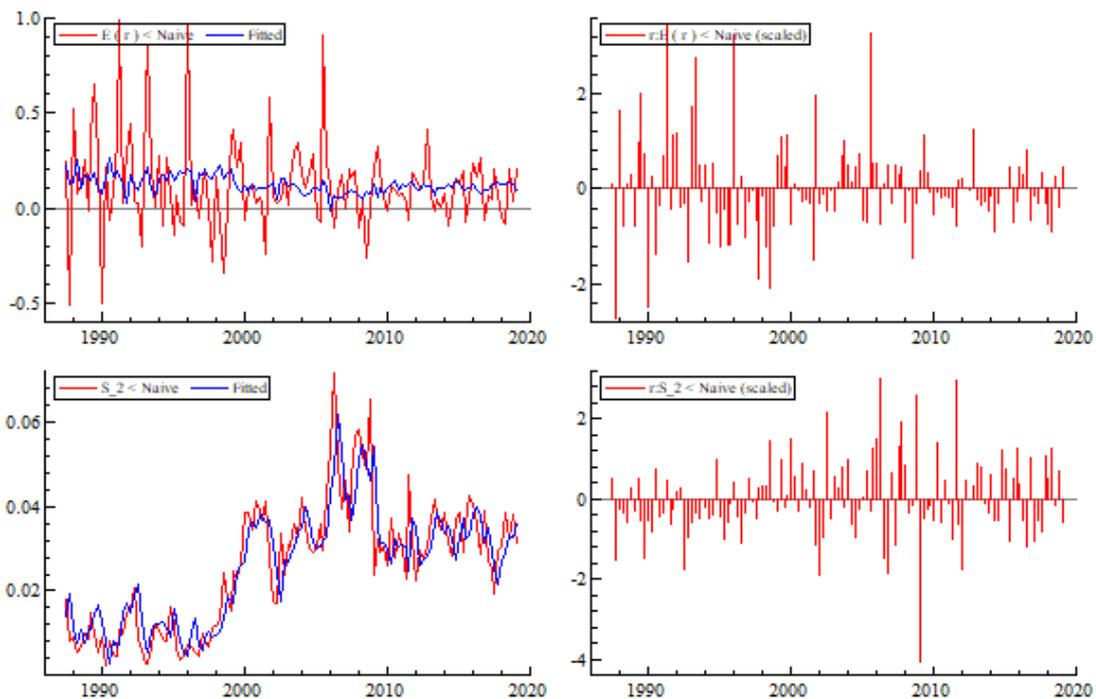


Figura 12: Autometrics para menores com Naive

The estimation sample is: 1987(3) - 2019(1)

URF equation for: E (r) Random Naive

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant U	0.0728538	0.02115	3.45	0.0008

sigma = 0.238303 RSS = 7.155342021

URF equation for: Random Naive

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant U	0.986625	0.03663	26.9	0.0000

sigma = 0.41285 RSS = 21.47613283

log-likelihood -64.6423415 -T/2log|Omega| 295.768046

|Omega| 0.00948764833 log|Y'Y/T| -4.6577645

R^2(LR) -8.88178e-016 R^2(LM) 0

no. of observations 127 no. of parameters 2

No restrictions imposed

F-tests on retained regressors, F(2,125) =

Constant U 373.178 [0.000]**

correlation of URF residuals (standard deviations on diagonal)

E (r) Random Naive Random Naive

E (r) Random Naive 0.23830 -0.064676

Random Naive -0.064676 0.41285

correlation between actual and fitted

E (r) Random Naive Random Naive

0.14332 -0.10988

Tabela 24: Autometrics para carteira aleatória com naive

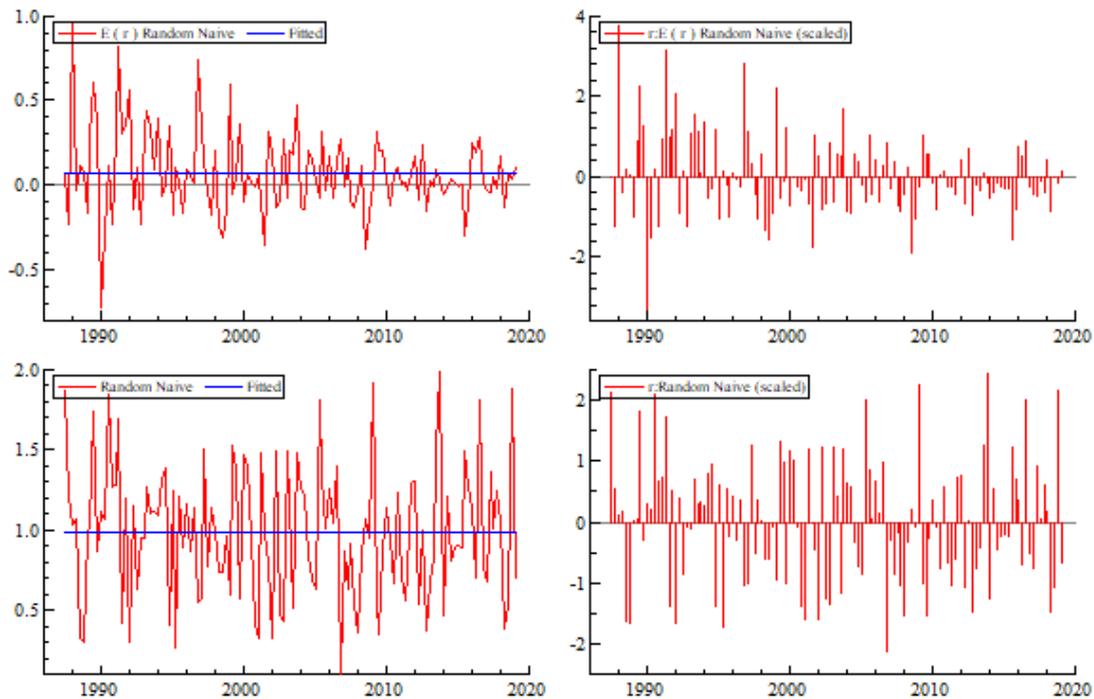


Figura 13: Autometrics para aleatórios com Naive

Conforme Figuras 8 a 13, é possível identificar que a carteira com menores assimetrias tem melhor captação do modelo, o que indica que as modelagens com grande assimetria podem se deparar com problemas de incerteza informacional (Song et al., 2019), podendo assim requerer análise de critérios múltiplos de análise ou inclusão de demais variáveis para análise (Dou et al., 2019). Importante ressaltar que a análise sem critério de seleção (aleatória) apresentou maior resíduo e o modelo não foi capaz de prever a atuação aleatória, pois os dados foram ajustados aleatoriamente, confirmando assim a presença da atuação da assimetria de informação dentro da análise de microestrutura de mercado (Hasbrouk, 2007)

4.4. Produto Tecnológico

Com a finalidade de auxiliar os investidores desinformados (Ripamonti, 2016), a necessidade de estudos sobre *machine learning* para a criação de algoritmos para estudo da análise de dados financeiros (Henrique et al., 2019), o presente estudo elaborou um programa no Excel, com a mesma referência da amostra utilizada, porém com os dados da *yahoo finance* que podem ser importados no site. Dentro do programa pode ser feita a análise das cinco maiores assimetrias em um trimestre, cinco maiores assimetrias em um determinado dia e uma

ação referência para consulta. O programa apresentou limitações no quesito de automatização dos dados, devido a não possibilidade de extração automática de dados do *yahoo.finance*. Ante à falta de experiência no âmbito de programação, os dados devem ser atualizados diariamente para uma previsão atualizada das ações.

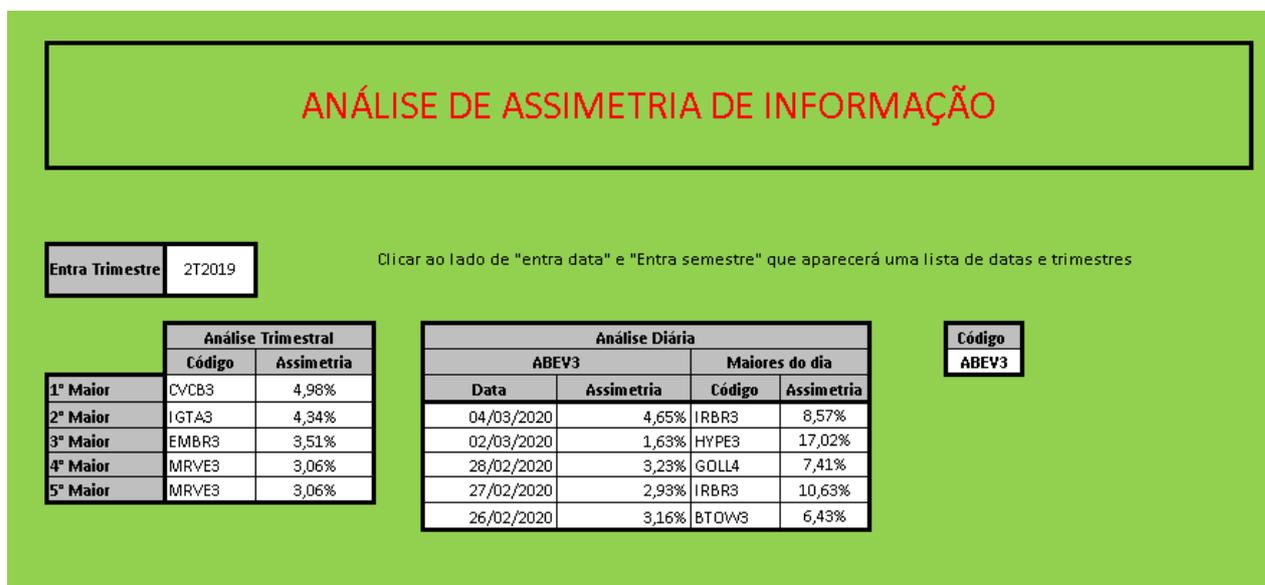


Figura 14: Programa de simulação de assimetria de informação

Com o intuito de auxiliar os investidores, a proposta do programa é apresentar uma análise comparativa entre as ações com base na assimetria de informação, para que novas pesquisas possam propor uma programação algorítmica de software que pode ser utilizada em aplicativos (Henrique et al., 2019). Pelo fato da instituição da pesquisa não possuir certificação para assessoria financeira, o software teria como função disponibilizar a situação atual e histórica de assimetria de informação. Com o auxílio das referências levantadas e das estratégias de seleção de carteira (análise de microestrutura, análise corporativa e análise de modelagem) aliadas ao estudo computacional, a eficiência de negociações pode ser melhorada e assim possibilita maior confiança para os investidores desinformados.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo buscou analisar os efeitos da assimetria de informação sobre o retorno das ações, simulando carteira de ativos. Foram levantadas bibliografias sobre a abordagem em finanças e estudos tecnológicos, e foi levantada a hipótese de que a assimetria de informação impacta positivamente no retorno das ações. A amostra foi levantada com o auxílio de planilhas de dados do Excel, os resultados foram levantados apresentado retorno acumulado conforme a literatura na carteira com defasagem em $t-2$ sem balanceamento.

Junto com a análise de retorno, foi efetuada a análise econométrica de modelagem da amostra e carteiras selecionadas. A análise de retorno resultou em retorno positivo para defasagem de dois trimestres. A análise econométrica resultou em defasagem ótima de cinco trimestres e a modelagem indicou maior captação de estimativa da carteira com menores assimetrias.

Os objetivos geral e específicos da pesquisa foram alcançados conforme apresentado no capítulo dos resultados. Dentro da pesquisa, as implicações resultaram em:

- IMPLICAÇÕES TEÓRICAS: Validação da teoria de microestrutura de mercado e utilização para seleção de portfólio.
- IMPLICAÇÕES PRÁTICAS: Utilização do produto tecnológico pelos investidores.

Dentro das implicações teóricas, Hasbrouck (1991) afirmou que, na teoria de microestrutura de mercado, o impacto positivo da assimetria é observável em longo prazo, o que justifica a relação positiva de duas defasagens de trimestres (180 dias). A análise econométrica de defasagem apresentou cinco trimestres de defasagem ideal para o modelo, confirmando as proposições de Son et al., (2009).

Contudo os estudos de Liu e Wang (2016), os quais se divergem dos estudos de Kelly e Ljungqvist (2012), apresentaram uma relação negativa na liquidez (volume de transação dos ativos) e a assimetria de informação. Dentro do presente estudo, foi verificada essa relação negativa dentro dos períodos de t e $t-1$. Isso ocorre devido à estabilização de volume de negociação conforme a atuação de *Market Makers* que negociam em ativos, dificultando a visibilidade da assimetria sobre o retorno esperado. Esse fato pode ser explicado por Bohmann et al., (2019), que abordaram sobre a atuação do *disclosure* que inibe a atuação de *insiders* avessos ao risco dando espaço aos *Market Makers*.

Quanto a análise de risco (Markowitz, 1952), é interessante observar que a fronteira eficiente pode ocorrer de acordo com a análise de diversas variáveis. A análise da variância pode não garantir o retorno de um portfólio (Han & Li, 2017). A carteira de assimetrias aleatórias não demonstrou eficiência na modelagem da previsão, indicando que a variável de assimetria de informação impacta nos preços das ações (Buckley et al., 2014).

Com a análise de modelagem do estudo, a carteira de menores assimetrias demonstrou que o retorno está mais próximo da realidade, e se compararmos ao mercado de Lévy (Buckley et al., 2016), pode-se verificar que grande quantidade de assimetria pode resultar em erros de precificação. Os erros podem ser antecipados pela assimetria de informação (Ripamonti, 2016) junto com outras análises de estrutura de capital e volume de negociações, que ocorrem com a atuação dos *market makers*, assim como a inclusão de variáveis de controle que podem indicar outros fatores que influenciam o posicionamento do mercado. (Ripamonti, 2019) (Modigliani & Miller, 1958) (Fama & French, 1993) (Myers & Majluf, 1984) (Liu & Wang, 2016).

É possível verificar a análise de assimetria de informação no mercado brasileiro em conformidade com análises em países diferentes como EUA e China, conforme estudos levantados nessa pesquisa (Chan & Menkveld, 2008) (Ripamonti, 2019), portanto essa pesquisa almeja contribuir na aplicação de teoria de microestrutura de mercado dentro do IBOVESPA, possibilitando novas análises de impacto de assimetria de informação sobre o preço das ações, utilizando demais variáveis e técnicas estatísticas. Futuros estudos podem englobar a seleção de portfólios com análise de controle de estrutura de capital, volume de negociações e outras variáveis contábeis que sejam aplicáveis no contexto, assim como análise setorial, *clusters* e análise de evento (Ripamonti, 2020) (Boginski et al., 2013)

Nas implicações práticas, a atuação de *inside trading* é enfatizada por Girão et al. (2015) como causa da alteração de preços das ações. Diversos estudos evidenciam formas de amenizar os efeitos da assimetria de informação, como Murcia et al., (2014), que abordaram sobre a atuação de agências de *rating* de crédito, dentre práticas de governança corporativa e *disclosure* (Jo et al., 2012). Porém, pela própria característica da imperfeição do mercado, a atuação da assimetria é impactante no retorno dos ativos, conforme o estudo (Easley et al., 2002). Como alternativa aos métodos de avaliação das empresas para a seleção de ativos, o estudo apresentou um método de seleção de portfólios baseado em assimetria de informação.

Em paralelo à este método, diversas abordagens podem ser utilizadas, conforme o levantamento do referencial teórico. O modelo do estudo apresentou grande aproximação do

comportamento real em relação a estimativa da carteira com menores assimetrias. Pode-se deduzir que para grandes assimetrias de informação, são necessárias análises de diferentes variáveis, para melhor aproximação da estimativa. Estudos recentes apresentaram diversas abordagens sobre a assimetria de informação. Buckley et al. (2016) modelaram o mercado de Levy, onde são estudados os erros de precificação dos ativos dentro de um mercado de assimetria de informação, enquanto Zhou & Xu (2018) abordaram sobre a teoria difusa de portfólios onde a análise de multivariáveis é modelada. Os investidores podem utilizar essas abordagens para melhor análise, evitando as consequências da aversão ao risco e antecipando a atuação comportamental de *insiders* (Lucarelli et al., 2015).

Futuros estudos poderiam abordar alternativas de modelagem considerando a assimetria de informação, e diferentes variáveis de análise considerando uma variável difusa, análise estocástica e análise multivariada (Zhou & Xu, 2018) (Longarela, 2016) (Dou et al., 2019). Análise de IPOs poderia ser uma alternativa de estudo de evento considerando a movimentação de estrutura de capital e governança corporativa (Popescu & Xu, 2011) (Ripamonti, 2020)

Henrique et al. (2019) abriram estudos sobre métodos computacionais de análise de dados financeiros para auxílio dos investidores, enquanto Ripamonti (2016) avaliou que investidores desinformados são prejudicados pela assimetria de informação. Pellicani e Kalatzis (2019) indicaram que o mercado brasileiro apresenta grande concentração do valor de ativos entre poucos investidores, portando o desenvolvimento de um produto tecnológico que permita a análise de previsão de mercado pode auxiliar investidores novos a atuar e intensificar as negociações do mercado brasileiro, sendo expansível para outros mercados internacionais. (Hu et al., 2015)

Cabe ressaltar que a análise da literatura observou grandes barreiras de complexidade computacional, assim como custo operacional (Bohmann et al., 2019) (Nalpas et al., 2017) à medida que as variáveis de análises são ampliadas no âmbito de seleção de carteira. Dentro das limitações deste projeto, a programação adequada de um software ou aplicativo não foi possível, porém novos estudos podem ser realizados com a modelagem automática (*autometrics*), apresentando outros aspectos de variáveis que podem afetar no processo de decisão de investimento.

6 REFERÊNCIAS

- Akerlof, G. A. (1970). The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The MIT Press*, 488-500.
- Amihud, Y., & Mendelson, H. (1986). Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, 223-249.
- Antunes, A. A., & Procianoy, J. L. (2003). O efeito das decisões de investimento das empresas sobre os preços de suas ações no mercado de capitais. *R. Adm*, 5-14.
- Bi, J., Jin, H., & Meng, Q. (2018). Behavioral mean-variance portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, 644-663.
- Boginski, V., Butenko, S., Shirokikh, O., Trukhanov, S., & Lafuente, J. G. (2013). A network-based data mining approach to portfolio selection via weighted clique relaxations. *Springer Science*, 23-34.
- Bohmann, M., Michayluk, D., Patel, V., & Walsh, K. (2019). Liquidity and earnings in event studies: Does data granularity. *Pacific-Basin Finance Journal*, 118-131.
- Borges, E., & Martelane, R. (2018). The Institutional Investor Impact on Stock Prices. *REVISTA BRASILEIRA DE GESTÃO DE NEGÓCIOS*, 349-364.
- Buckley, W., Long, H., & Marshall, M. (2016). Numerical approximations of optimal portfolios in mispriced asymmetric Lévy markets. *European Journal of Operational Research*, 676-686.
- Buckley, W., Long, H., & Perera, S. (2014). A jump model for fads in asset prices under asymmetric information. *European Journal of Operational Research*, 200-208.
- Çağlar, M., & Gürel, S. (2019). Impact assessment based sectoral balancing in public R&D project portfolio selection. *Socio-Economic Planning Sciences*, 68-81.
- Castle, J., Doornik, J., & D.F., H. (2011). Evaluating Automatic Model Selection. *Journal of Time Series Econometrics*, 3, Article 8, DOI: 10.2202/1941-1928.1097.
- Chan, K., & Menkveld, A. J. (2008). Information Asymmetry and Asset Prices: Evidence from the China Foreign Share Discount. *THE JOURNAL OF FINANCE • VOL. LXIII, NO.*, 159-196.
- Chowdhury, J., Kumar, R., & Shome, D. (2016). Investment–cash flow sensitivity under changing information asymmetry. *Journal of Banking & Finance*, 28-40.
- Cooper, M., Downs, D. H., & Patterson, G. A. (2000). Asymmetric Information and the Predictability of Real Estate Returns. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 225 - 244.
- Coppola, A. (2008). FORECASTING OIL PRICE MOVEMENTS: EXPLOITING THE INFORMATION IN THE FUTURES MARKET. *The Journal of Futures Markets*, 34-58.
- Creswell, J. W. (2003). *Projeto de Pesquisa*. Thousand Oaks, California, USA: SAGE Publications.
- Crisóstomo, V. L., López-Iturriaga, F. J., & González, E. V. (2014). Nonfinancial companies as large shareholders alleviate financial constraints of Brazilian firm. *Emerging Markets Review*, 62-77.
- Dou, Y., Zhou, Z., Xu, X., & Lu, Y. (2019). System portfolio selection with decision-making preference baseline value for system of systems construction. *Expert Systems With Applications*, 345-356.
- Duarte, J., Hu, E., & Young, L. (2017). Does the PIN model mis-identify private information and if so, what is the alternative?
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 3-56.

- Fliege, J., & Werner, R. (2014). Robust multiobjective optimization & applications in portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 422-433.
- Fulga, C. (2016). Portfolio optimization under loss aversion. *European Journal of Operational Research*, 310-322.
- Girão, L. F., Martins, O. S., & Paulo, E. (2014). Avaliação de empresas e probabilidade de negociação com informação privilegiada no mercado brasileiro de capitais. *R.Adm., São Paulo*, v.4, 462-475.
- Girão, L. F., Martins, O. S., & Paulo, E. (2015). Insider Trading B-side: relevance, timeliness and position influence. *REVISTA BRASILEIRA DE GESTÃO DE NEGÓCIOS*, 1341-1356.
- Gong, F., & Liu, H. (2016). Asymmetric information, heterogeneous prior beliefs, and public information. *International Review of Economics & Finance*, 100-120.
- Gordon, J. A., Baptista, A. M., & Yan, S. (2019). Portfolio Selection with Mental Accounts: An Equilibrium Model with Endogenous Risk Aversion. *Journal Pre-proof*.
- Gu, L., Wang, Y., Yao, W., & Zhang, Y. (2018). Stock liquidity and corporate diversification: Evidence from China's split share structure reform. *Journal of Empirical Finance*, 57-80.
- Han, Y., & Li, P. (2017). An empirical study of chance-constrained portfolio selection model. *Information Technology and Quantitative Management*, 1189-1195.
- Hasbrouck. (1991). Measuring the Information Content of Stock Trades. *The Journal of Finance*, Vol. 46, No. 1, 179-207.
- Hasbrouk, J. (2007). *Empirical Market Microstructure - The institutions, economics, and econometrics of securities trading*. New York: Oxford Unives.
- Henrique, B. M., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2019). Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. *Expert Systems With Applications*, 226-251.
- Hu, Y., Liu, K., Zhang, X., Su, L., Ngai, E., & Liu, M. (2015). Application of evolutionary computation for rule discovery in stock algorithmic trading: A literature review. *Applied Soft Computing*, 534-551.
- Huang, H., & Wang, C. (2013). Portfolio selection and portfolio frontier with background risk. *North American Journal of Economics and Finance*, 177-196.
- Jena, N. R., & Sethi, N. (2019). Foreign aid and economic growth in sub-Saharan Africa sub-Saharan Africa. *African Journal of Economic and Management Studies*.
- Jeng, D. J., & Huang, K. (2015). Strategic project portfolio selection for national research institutes. *Journal of Business Research*, 2305-2311.
- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 305-360.
- Jeon, J., & Shin, Y. H. (2019). Finite horizon portfolio selection with a negative wealth constraint. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 329-338.
- Kau, J. B., Keenan, D. C., Lyubimov, C., & Slawson, V. C. (2012). Asymmetric Information in the Subprime Mortgage Market. *J Real Estate Finan Econ*, 67 - 89.
- Kelly, B., & Ljungqvist, A. (2012). Testing Asymmetric-Information Asset Pricing Models. *The Society for Financial Studies*, 1367-1413.
- Lenkey, S. L. (2016). Information-Hedging Disclosures and Insider Trading. *Journal of Business Finance & Accounting*, 1280-1296.
- Levi, S., & Zhang, X. (2015). Do Temporary Increases in Information Asymmetry Affect the Cost of Equity? *MANAGEMENT SCIENCE*, 354-371.
- Li, B., Zhu, Y., Sun, Y., Aw, G., & Teo, K. T. (2018). Multi-period portfolio selection problem under uncertain environment with bankruptcy constraint. *Applied Mathematical Modelling*, 539-550.

- Li, S., Zhang, T., & Li, Y. (2019). Flight-to-liquidity: Evidence from China's stock market. *Emerging Markets Review*, 159-181.
- Li, T., Zhang, W., & Xu, W. (2015). A fuzzy portfolio selection model with background risk. *Applied Mathematics and Computation*, 505-513.
- Li, X., Zhang, T., & Li, L. (2019). Flight-to-liquidity: Evidence from China's stock market. *Emerging Markets Review*, 159-181.
- Lintner, J. (1995). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 47, No. 1, 13-37.
- Liu, H., & Wang, Y. (2016). Market making with asymmetric information and inventory risk. *Journal of Economic Theory*, 73-109.
- Longarela, I. R. (2016). A Characterization of the SSD-Efficient Frontier of Portfolio Weights by Means of a Set of Mixed-Integer Linear Constraints. *MANAGEMENT SCIENCE*, 3549-3554.
- Lopatta, K., Buchholz, F., & Kaspereit, T. (2015). Asymmetric Information and Corporate Social Responsibility. *Business and Society*.
- Lucarelli, C., Uberti, P., Brighetti, G., & M., M. (2015). Risky choices and emotion-based learning. *Journal of Economic Psychology*, 59-73.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Portfolio Selection*, 77-91.
- Mishra, S. K., Panda, G., & R., M. (2013). Constrained portfolio asset selection using multiobjective bacteria foraging optimization. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg* 2, 114-145.
- Modigliani, F., & Miller, M. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, 261-297.
- Murcia, F. ., Murcia, F. ., Rover, S., & Borba. (2014). The determinants of credit rating: Brazilian evidence. *Brazilian Administration Review*.
- Muth, J. F. (1961). Rational Expectations and the Theory of Price Movements. *Econometrica*, 315-335.
- Myers, S. C., & Majluf, N. S. (1984). CORPORATE FINANCING AND INVESTMENT DECISIONS WHEN FIRMS HAVE INFORMATION THE INVESTORS DO NOT HAVE. *NBER Working Paper*.
- Nalpas, N., Simar, L., & Vanhems, A. (2017). Portfolio selection in a multi-moment setting: A simple Monte-Carlo-FDH algorithm. *European Journal of Operational Research*, 308-320.
- Nazliben, K. K., & Rodríguez, J. C. (2018). 2018. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 47-68.
- Nieto, B. (2018). Bid-ask spread estimator from high and low daily prices: Practical implementation for corporate bonds. *Journal of Empirical Finance*, 36-57.
- Pasha, A., Ramzam, M., & McMillan, D. (2019). Asymmetric impact of economic value-added dynamics on market value of stocks in Pakistan stock exchange, a new evidence from panel co-integration, FMOLS and DOLS. *Cogent Business & Management*.
- Pellicani, A. D., & Kalatzis, A. E. (2019). Ownership structure, overinvestment and underinvestment: Evidence from Brazil. *Research in International Business and Finance*, 475-482.
- Peralta, G., & Zareei, A. (2016). A network approach to portfolio selection. *Journal of Empirical Finance*, 157-180.
- Popescu, M., & Xu, Z. (2011). Co-managers, Information, and the secondary Market Liquidity of Initial Public Offering. *Financial Management*, 199-218.
- Ripamonti, A. (2016). Corwin-Schultz Bid-ask Spread Estimator in Brazilian Stock Market. *BAR*, 76-97.

- Ripamonti, A. (2019). Capital Structure Adjustments and Asymmetric Information. *International Journal of Economics and Finance*.
- Ripamonti, A. (2020). Financial institutions, asymmetric information and capital structure adjustments. *The Quarterly Review of Economics and Finance*.
- Ripamonti, A., Silva, D. R., & Neto, E. B. (2018). Asset Pricing and Asymmetric Information. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 1-9.
- Rosati, P., Cummins, M., Deeney, P., & Gogolin, F. W. (2017). The effect of data breach announcements beyond the stock price: Empirical evidence on market activity. *International Review of Financial Analysis*, 146-154.
- Ross, S. A. (1976). The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory*, 341-360.
- S., J. (1988). STATISTICAL ANALYSIS OF COINTEGRATION VECTORS . *Journal of Economic Dynamics and Control* , 231-254.
- S., J. (1991). Estimation and Hypothesis testing of cointegration vectors in gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*, 1551-1580.
- SĂVOIU, G. (2013). SOME CHARACTERISTICS OF THE FINANCIAL DATA SERIES. *Romanian Statistical Review*, 68-79.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *American Finance Association*, 425-442.
- Son, I., Oh, K. O., Kim, T. ., & Kim, D. H. (2009). An early warning system for global institutional investors at emerging stock markets based on machine learning forecasting. *Expert Systems with Applications*, 4951-4957.
- Song, S., Yang, F., & Xia, Q. (2019). Multi-criteria project portfolio selection and scheduling problem based on acceptability analysis. *Computers & Industrial Engineering*, 793-799.
- Syamala, S. R., Reddy, V. N., & Goyal, A. (2014). Commonality in liquidity: An empirical examination of emerging order-driven equity and derivatives market. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 317-334.
- Thakur, G. S., Bhattacharyya, R., & Sakar, S. (2018). Stock portfolio selection using Dempster–Shafer evidence theory. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 223-235.
- Treynor, J. L. (1960). MARKET VALUE, TIME, AND RISK.
- Vayanos, D., & Wang, J. (2011). Liquidity and Asset Returns Under Asymmetric Information and Imperfect Competition. *The Society for Financial Studies*, 1340-1365.
- Zhai, J., & Bai, M. (2018). Mean-risk model for uncertain portfolio selection with background risk. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 59-69.
- Zhou, W., & Xu, Z. (2018). Portfolio selection and risk investment under the hesitant fuzzy environment. *Knowledge-Based Systems*, 21-31.
- Zhou, X., Wang, L., Liao, H., Wang, S., Lev, B., & Fujita, H. (2019). A prospect theory-based group decision approach considering consensus for portfolio selection with hesitant fuzzy information. *Knowledge-Based Systems*, 28-38.