



**Universidade do Estado do Rio de Janeiro**

Centro de Ciências Sociais

Faculdade de Ciências Econômicas

Daniel Santos Moura

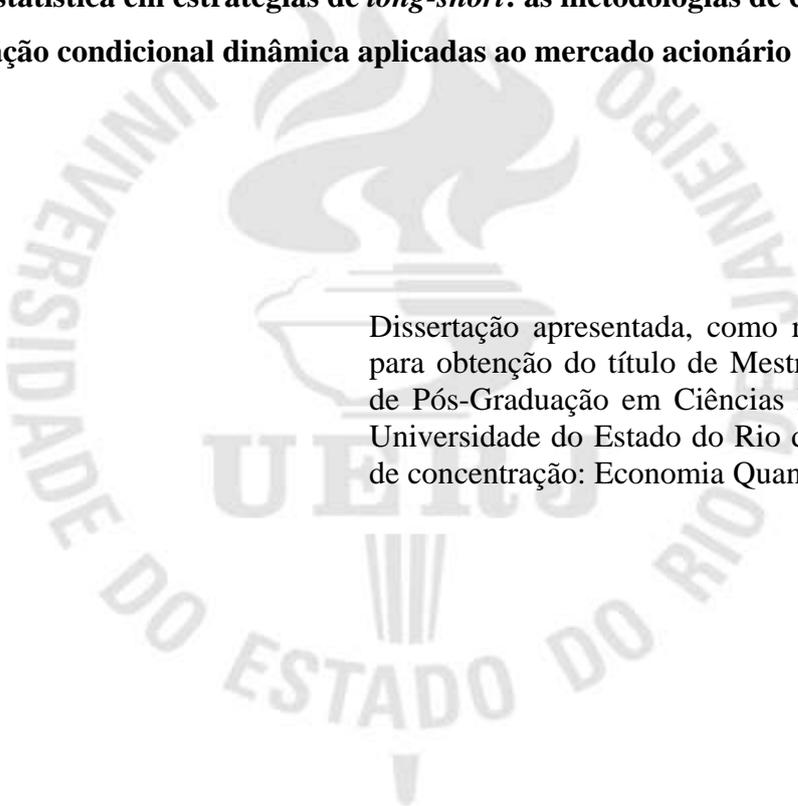
**Arbitragem estatística em estratégias de *long-short*: as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado acionário brasileiro**

Rio de Janeiro

2021

Daniel Santos Moura

**Arbitragem estatística em estratégias de *long-short*: as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado acionário brasileiro**



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Economia Quantitativa.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Antônio Lucena Aiube

Rio de Janeiro

2021

CATALOGAÇÃO NA FONTE  
UERJ/REDE SIRIUS/BIBLIOTECA CCS/B

M929 Moura, Daniel Santos.  
Arbitragem estatística em estratégias de *long-short* : as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado acionário brasileiro / Daniel Santos Moura .-- 2021.  
80 f.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Antônio Lucena Aiube.  
Dissertação (mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Ciências Econômicas.  
Bibliografia: f.75-77.

1. Mercado de ações – Previsão – Brasil – Teses. 2. Econometria – Brasil – Teses. 3. Negociação – Teses. I. Aiube, Fernando Antônio Lucena. II. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Faculdade de Ciências Econômicas. III. Título.

CDU 336.761(81)

Bibliotecária: Regina Souza do Patrocinio CRB7/ 4954

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta dissertação, desde que citada a fonte.

---

Assinatura

---

Data

Daniel Santos Moura

**Arbitragem estatística em estratégias de *long-short*: as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado acionário brasileiro**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Economia Quantitativa.

Aprovada em 23 de novembro de 2021.

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. Fernando Antônio Lucena Aiube (Orientador)

Faculdade de Ciências Econômicas — UERJ

---

Prof. Dr. Andrea Ugolini

Faculdade de Ciências Econômicas — UERJ

---

Prof. Dr. Ariel Levy

Universidade Federal Fluminense

Rio de Janeiro

2021

## DEDICATÓRIA

À minha esposa, Danielle, e aos meus pais, Ruth e Valdemir (*in memoriam*).

## AGRADECIMENTOS

A Deus pela proteção e força concedida.

À minha esposa, Danielle, minha amiga, minha companheira, meu suporte, minha inspiração e minha maior incentivadora.

Aos meus pais, Ruth e Valdemir (*in memoriam*), pela educação, pelos valores transmitidos e por sempre me abençoarem.

Ao meu orientador Prof. Dr. Fernando Aiube pela valiosa e dedicada orientação, bem como pela oportunidade de estudar o tema do presente trabalho.

Aos chefes navais pelo apoio e pelo incentivo que tornaram essa jornada de expansão do conhecimento viável.

Aos meus colegas de classe pelo convívio e camaradagem.

A Beleza salvará o mundo.

*Dostoiévski*

## RESUMO

MOURA, Daniel Santos. **Arbitragem estatística em estratégias de *long-short***: as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado acionário brasileiro. 2021. 80f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

O presente trabalho investiga os desempenhos das metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas na elaboração de estratégia de *long-short* no mercado brasileiro de ações. A metodologia de cointegração foi abordada através do teste de Engle e Granger. Além disso, utilizou-se o modelo DCC-GARCH na aplicação da metodologia de correlação condicional dinâmica. Avaliando a capacidade de gerar excessos de retornos através de estratégias de arbitragem estatística de cada abordagem, realizou-se a análise comparativa de desempenhos. Para tanto, foram coletados os preços de fechamento diários das ações listadas baseadas no IBrX 100 (Índice Brasil 100). Os *tradings* aplicados aos pares formados compreendem o período de 2008 a 2020. Os resultados da presente pesquisa demonstram a capacidade de se gerar retornos positivos dos pares cointegrados e dos pares formados pela metodologia de correlação condicional dinâmica. Comparativamente, os pares formados pelo modelo do DCC-GARCH performaram retornos acumulados superiores aos dos pares cointegrados, bem como apresentaram maior capacidade de superar a valorização do IBOVESPA (Índice da Bolsa de Valores de São Paulo) para o período considerado.

Palavras-chave: *Long-Short*. Cointegração. Correlação Condicional Dinâmica.

## ABSTRACT

MOURA, Daniel Santos. **Statistical arbitrage in long-short strategies**: cointegration and dynamic conditional correlation methodologies applied to the Brazilian stock market. 2021. 80f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

This dissertation investigates the performance of cointegration and dynamic conditional correlation methodologies applied in the elaboration of long-short strategy in the Brazilian stock market. The cointegration methodology was approached through the Engle and Granger test. Furthermore, the DCC-GARCH model was used to apply the dynamic conditional correlation methodology. Assessing the ability to generate surplus income through arbitrage statistics for each approach, a comparative performance analysis will be performed. For this purpose, the closing prices of shares listed on the IBrX 100 (Brazil 100 Index) were collected. Tradings related to formed pairs cover the period from 2008 to 2020. The results of this research demonstrate the ability to generate positive returns for cointegrated pairs and for pairs formed by Dynamic Conditional Correlation methodology. Comparatively, the pairs formed by the DCC-GARCH model performed higher cumulative returns than the cointegrated pairs, as well as showing greater capacity to surpass the appreciation of the IBOVESPA (Sao Paulo Stock Exchange Index) for the period considered.

Keywords: Long-Short. Cointegration. Dynamic Conditional Correlation.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Períodos de formação e de <i>trading</i> .....	35
Figura 2 –	Pares cointegrados dos principais setores por quadrimestre.....	44
Figura 3 –	<i>Stop-loss</i> nos <i>tradings</i> dos pares cointegrados.....	45
Figura 4 –	Retornos quadrimestrais dos pares cointegrados.....	50
Figura 5 –	Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 por quadrimestre.....	53
Figura 6 –	<i>Stop-loss</i> nos <i>tradings</i> dos pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,70.....	53
Figura 7 –	Retornos quadrimestrais dos pares DCC-GARCH 0,70.....	58
Figura 8 –	Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 por quadrimestre.....	60
Figura 9 –	<i>Stop-loss</i> nos <i>tradings</i> dos pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80.....	61
Figura 10 –	Retornos quadrimestrais dos pares DCC-GARCH 0,80.....	65
Figura 11 –	Retornos anuais das estratégias adotadas e do IBOVESPA.....	71

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Seleção de possíveis pares de ações.....	34
Tabela 2 –	Regras de entrada e saída.....	38
Tabela 3 –	Pares cointegrados.....	42
Tabela 4 –	Pares cointegrados por setor de atuação.....	43
Tabela 5 –	Resultados por período: cointegração – <i>stop-loss</i> 5%.....	46
Tabela 6 –	Sumário estatístico: cointegração – <i>stop-loss</i> 5%.....	47
Tabela 7 –	Resultados por período: cointegração – <i>stop-loss</i> 10%.....	47
Tabela 8 –	Sumário estatístico: cointegração – <i>stop-loss</i> 10%.....	48
Tabela 9 –	Resultados por período: cointegração – <i>stop-loss</i> 15%.....	49
Tabela 10 –	Sumário estatístico: cointegração – <i>stop-loss</i> 15%.....	49
Tabela 11 –	Quantitativo de pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,70.....	51
Tabela 12 –	Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 por setor de atuação.....	52
Tabela 13 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 5%.....	54
Tabela 14 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 5%.....	54
Tabela 15 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 10%.....	55
Tabela 16 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 10%.....	55
Tabela 17 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 15%.....	56
Tabela 18 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 – <i>stop-loss</i> 15%.....	57
Tabela 19 –	Quantitativo de pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80.....	58
Tabela 20 –	Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 por setor de atuação.....	60
Tabela 21 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 5%.....	61

Tabela 22 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 5%.....	62
Tabela 23 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 10%.....	63
Tabela 24 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 10%.....	63
Tabela 25 –	Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 15%.....	64
Tabela 26 –	Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 – <i>stop-loss</i> 15%.....	64
Tabela 27 –	Retornos acumulados (2008 a 2020).....	68

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADF	Dickey-Fuller Aumentado
AIC	Critério de Informação de Akaike
ANBIMA	Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais
BIC	Critério de Informação Bayesiano
DCC	<i>Dynamic Conditional Correlation</i>
DF	Dickey-Fuller
ETF	<i>Exchange Traded Funds</i>
HME	Hipótese de Mercado Eficiente
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IBOVESPA	Índice da Bolsa de Valores de São Paulo
IBrX 100	Índice Brasil 100
MCE	Modelo de Correção de Erros
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
S&P 100	<i>Standard &amp; Poor's 100 Index</i>
VAR	Vetores Autorregressivos

## SUMÁRIO

	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	13
1	<b>PAIRS TRADING</b> .....	16
2	<b>TESTES DE RAÍZES UNITÁRIAS</b> .....	19
2.1	<b>Testes de Dickey-Fuller</b> .....	19
2.2	<b>Teste KPSS</b> .....	21
3	<b>COINTEGRAÇÃO</b> .....	22
3.1	<b>Teste de Engle e Granger</b> .....	23
3.2	<b>Teste de Johansen</b> .....	25
4	<b>CORRELAÇÃO CONDICIONAL DINÂMICA</b> .....	28
4.1	<b>Modelo DCC-GARCH</b> .....	30
4.2	<b>Modelo BEKK</b> .....	32
5	<b>METODOLOGIA</b> .....	33
5.1	<b>Regras de Formação dos Pares</b> .....	35
5.1.1	<u>Método da Cointegração</u> .....	35
5.1.2	<u>Método da Correlação Condicional Dinâmica</u> .....	35
5.2	<b>Regras de Trading</b> .....	37
6	<b>RESULTADOS EMPÍRICOS</b> .....	42
6.1	<b>Cointegração</b> .....	42
6.2	<b>Correlação Condicional Dinâmica</b> .....	50
6.3	<b>Resultados Consolidados</b> .....	66
	<b>CONCLUSÕES</b> .....	73
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	75
	<b>APÊNDICE A – Modelos da Família GARCH</b> .....	78
	<b>APÊNDICE B – Tickers das ações das empresas pré-selecionadas</b> .....	80

## INTRODUÇÃO

Com vistas a identificar oportunidades de excessos de retorno no mercado financeiro, a arbitragem estatística é um conjunto de técnicas estatísticas para explorar desvios de curto prazo em relação ao equilíbrio de longo prazo entre os preços de ativos, baseado nas suas séries temporais (POLE, 2007). Nesse contexto, as estratégias de *pairs trading* consistem na co-movimentação entre preços de dois ativos, de modo que, se os dois preços divergem, uma posição *long-short* pode ser usada para obter lucro a partir da expectativa futura de retorno à convergência dos preços (FARAGO e HJALMARSSON, 2019).

As operações de *long-short* entre pares de ações consistem na combinação de uma posição vendida na ação relativamente sobrevalorizada com uma posição comprada na ação relativamente subvalorizada (CALDEIRA, 2013). Em face da expectativa da correção futura dos preços relativos, o retorno da estratégia materializa-se com as realizações das respectivas posições em função do nível de *spread* resultante das distorções de preços de curto prazo.

Assim sendo, o presente trabalho tem como objetivo a análise comparativa entre os desempenhos das metodologias da cointegração e da correlação condicional dinâmica na aplicação de estratégia de *long-short* no mercado acionário brasileiro. Para tanto, foram coletados os preços de fechamento diários das ações listadas no IBrX 100<sup>1</sup>. Os períodos de formação dos pares e os períodos de *trading*, isto é, períodos de operação de compra e venda, aplicados em cada metodologia estendem-se de janeiro de 2008 a dezembro de 2020.

Com isso, o trabalho poderá avaliar os desempenhos das estratégias ao longo das recentes crises econômicas que geraram impactos adversos na economia brasileira. Segundo a série histórica do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o produto interno bruto (PIB) do Brasil sofreu retrações de -0,1% ao ano em 2009, -3,5% ao ano em 2015, -3,3% ao ano em 2016 e -4,1% ao ano em 2020<sup>2</sup>. O mercado acionário brasileiro acompanhou a tendência desfavorável, de modo que o IBOVESPA (Índice da Bolsa de Valores de São Paulo)<sup>3</sup> desempenhou taxas de retorno de -41,22% ao ano em 2008, -2,91% ao ano em 2014, -13,31% ao ano em 2015 e 2,92% ao ano em 2020, rompendo com os resultados elevados dos anos imediatamente anteriores.

---

<sup>1</sup> Conhecido como Índice Brasil 100, o IBrX 100 é um indicador do desempenho médio de cotação de ativos da carteira teórica formada pelos 100 ativos de maior negociabilidade e representatividade no mercado brasileiro de ações.

<sup>2</sup> Fonte: [www.ibge.gov.br](http://www.ibge.gov.br). Acesso em 16 jan. 2021.

<sup>3</sup> IBOVESPA é o principal indicador de desempenho das ações negociadas no mercado acionário brasileiro.

Essas performances são acompanhadas da crise internacional do mercado imobiliário americano de 2008, da crise política e econômica que o Brasil atravessou em 2015 e que culminou no *impeachment* presidencial de 2016, e, mais recentemente, a crise sanitária da pandemia de COVID-19. Adicionalmente, será possível verificar o desempenho em períodos que houve choques pontuais, como o *circuit break* de 18 de maio de 2017, do IBOVESPA, conhecido como Joesley Day, e a greve nacional dos caminhoneiros em maio de 2018 em protesto aos preços do óleo diesel<sup>4</sup>. Em que pese tais eventos adversos, o PIB apresentou crescimentos anuais de 1,06% ao ano e 1,12% ao ano em tais anos, respectivamente, enquanto, o IBOVESPA cresceu 26,86% ao ano e 15,03% ao ano nos mesmos períodos.

Nesse contexto de flutuações econômicas, cabe mencionar que diversos estudos têm sido realizados na utilização de técnicas estatísticas relacionadas à identificação de anomalias de mercado que venham a possibilitar a realização de excessos de retornos a partir de desvios de curto prazo das relações entre preços de ativos. Segundo Krauss (2015), as principais metodologias registradas pela literatura são as abordagens da distância, da cointegração, das séries temporais, do controle estocástico e outras.

A abordagem da distância é aquela em que os pares são formados a partir de diversas métricas de distância estabelecidas para identificar co-movimentos de ativos, e os sinais de entrada e de saída nos períodos de *trading* são definidos a partir de regras não paramétricas (GATEV, GOETZMANN e ROUWENHORST, 2006). A cointegração é a abordagem que será utilizada no presente trabalho. Conforme Krauss (2015), destaca-se a confiabilidade econométrica da relação de equilíbrio dos pares identificados por tal abordagem.

A abordagem das séries temporais foca em gerar sinais otimizados de entrada e saída nos períodos de *trading* através de diferentes métodos de análises de séries temporais, desenvolvendo modelos de *spread* como processo de reversão à média (ELLIOTT, VAN DER HOEK e MALCOLM, 2005). A abordagem de controle estocástico também foca no período de *trading* e consiste em determinar o valor e as funções de política ótima para a identificação do portfólio ótimo mantido nas posições comprada e vendida dos pares em comparação com outros ativos disponíveis (LIU e TIMMERMANN, 2013).

Cabe ressaltar que, no ambiente do mercado brasileiro, o patrimônio líquido agregado dos fundos de investimento multimercados do tipo *long-short*, classificados pela ANBIMA

---

<sup>4</sup> Joesley Day refere-se ao dia em que o IBOVESPA teve o seu primeiro *circuit break* após a crise de 2008 em decorrência da divulgação de uma gravação de áudio do dono da empresa JBS, Joesley Batista. O conteúdo do áudio, que envolveu o então presidente da República Michel Temer, fazia parte da delação premiada entre o empresário e a Procuradoria Geral da República como desdobramento da Operação Lava Jato. Por sua vez, a greve dos caminhoneiros consistiu em uma paralisação nacional de caminhoneiros autônomos em protesto aos preços do óleo diesel.

(Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais), totalizou cerca de R\$ 15,5 bilhões em dezembro de 2020<sup>5</sup>, o que demonstra o interesse do mercado financeiro por tal estratégia de investimento. Assim sendo, justifica-se o presente estudo pela perspectiva do interesse acadêmico, bem como pelas demandas demonstradas pelo mercado financeiro.

Uma vez que a abordagem da cointegração é uma das mais usuais entre as pesquisas acadêmicas, a metodologia da correlação condicional dinâmica apresenta-se como uma alternativa para a aplicação de estratégias de *long-short*. Assim, a análise comparativa entre as duas abordagens estatísticas contribui para a academia confirmar a literatura favorável ao uso da cointegração, caso esta apresente resultados melhores, e/ou para conduzir a uma nova perspectiva em relação ao uso da metodologia da correlação condicional dinâmica, caso esta abordagem obtenha melhor desempenho no contexto em lide. Adicionalmente, o presente estudo compara os resultados obtidos com a performance do IBOVESPA para o período considerado.

Para tanto, o Capítulo 1 aborda o conceito da estratégia de *pairs trading*. O Capítulo 2 conceitua a definição de testes de raiz unitária, descrevendo o teste de Dickey-Fuller e o teste KPSS. O Capítulo 3 apresenta a base teórica da metodologia de cointegração, bem como decompõe o teste de Engle e Granger e o teste de Johansen. O Capítulo 4 aplica o mesmo procedimento teórico do capítulo anterior para a definição da metodologia de correlação condicional dinâmica, decompondo o modelo DCC-GARCH e o modelo BEKK. Em seguida, o Capítulo 5 apresenta a metodologia na utilização dos dados extraídos do mercado financeiro brasileiro para aplicação das metodologias estatísticas abordadas. No Capítulo 6, são apresentados e analisados os resultados provenientes da aplicação das metodologias para o mercado brasileiro e, por fim, são formuladas as conclusões do trabalho de acordo com os resultados previamente obtidos.

---

<sup>5</sup> Fonte: [www.anbima.com.br/pt\\_br/informar/estatisticas/fundos-de-investimento/fi-consolidado-historico.htm](http://www.anbima.com.br/pt_br/informar/estatisticas/fundos-de-investimento/fi-consolidado-historico.htm). Acesso em 20 mai. 2021.

## 1 *PAIRS TRADING*

A origem da utilização de ferramentas estatísticas empregadas em estratégias de *pairs trading* é atribuída historicamente a uma equipe de matemáticos, físicos e cientistas de computação do mercado americano, na década de 1990 (GATEV, GOETZMANN e ROUWENHORST, 2006). Em concorrência com distintas estratégias especulativas presentes entre os agentes do mercado financeiro, a estratégia do grupo consistia em se valerem de técnicas quantitativas com o fim de formularem programas sofisticados de *trading* em conformidade com regras estritamente aplicadas.

O conceito dessa estratégia consiste na escolha de pares de ativos cujos preços apresentam movimentações similares, visando às oportunidades de ganhos sobre os preços relativos em virtude de desvios momentâneos de suas trajetórias originalmente coordenadas. Por ocasião do alargamento da distância entre os ativos, entra-se comprado (*long*) no par com o preço subvalorizado e vendido (*short*) naquele ativo sobrevalorizado. A estratégia será concluída quando o distanciamento entre os ativos retornarem para o seu nível de equilíbrio, efetuando-se a realização da posição *long-short* assumida.

Os procedimentos para a consecução das referidas operações estão fundamentados na aplicação de arbitragem estatística sobre os preços relativos dos pares de ativos. Isto é, identificam-se ativos que apresentam preços com características semelhantes que culminem em uma relação de tendência estocástica comum (CALDEIRA, 2013). Dessa forma, espera-se obter lucros econômicos sobre o *spread* dos preços dos ativos escolhidos quando, após verificados desvios de curto prazo, os preços relativos convergirem para o seu equilíbrio de longo prazo. Quanto maior o desvio do *spread* em relação à sua média, maior será a magnitude da oportunidade do retorno.

Para tanto, utilizam-se ferramentas estatísticas para sistematizar os sinais de entrada e saída das operações de *long-short* entre os pares de ativos escolhidos. As operações são realizadas mediante regras sistemáticas em conformidade com técnicas estatísticas em detrimento de abordagens fundamentalistas.

Nesse contexto, cabe mencionar que a Hipótese de Mercado Eficiente (HME) implica que as informações do passado são refletidas no preço de mercado, de maneira que os dados históricos de um ativo não seriam suficientes para a previsão da performance futura de seu preço. Entretanto, a aplicação de arbitragem estatística em estratégias de *pairs trading* testa a

referida hipótese, na medida em que se baseia na observância de anomalias como oportunidades temporárias de lucro.

Fama (1998) argumenta que as anomalias de retornos de longo prazo são sensíveis às metodologias estatísticas utilizadas. Segundo o autor, os retornos tendem a se tornar marginais ou a desaparecer quando expostos a diferentes modelos de retornos esperados ou quando distintas abordagens estatísticas são usadas para medi-los. Por sua vez, Hogan, Teo e Warachka (2004) definem a arbitragem estatística como uma oportunidade de negociação de longo prazo que produz lucro sem risco. Em contraponto a Fama (1998), os autores rejeitam a HME ao utilizarem modelos de processos estocásticos para a determinação de oportunidade de arbitragem estatística para lucros incrementais ao longo de horizontes de curto prazo, em detrimento da utilização de hipótese conjunta de um modelo de equilíbrio.

Em que pese as divergências teóricas referentes à compatibilidade entre a verificação de anomalias de mercado e a eficiência de mercado, há trabalhos recentes que tentam conciliar as tais anomalias com a HME, tais como aqueles que abordam a Hipótese de Mercados Adaptativos e a Hipótese de Mercado Fractal<sup>6</sup> (RAMOS-REQUENA, TRINIDAD-SEGOVIA e SÁNCHEZ-GRANERO, 2020). Assim sendo, a aplicação de estratégias de arbitragem estatística tem sido matéria de diversas pesquisas empíricas, bem como tem sido suportada por extenso arcabouço teórico ao longo do tempo, desde as primeiras estruturas de estratégias elaboradas nos meados de 1980.

Dentre as possíveis aplicações da estratégia de *pairs trading* no mercado financeiro brasileiro, cabe mencionar que os fundos de investimento possuem segmentação regulamentada. De acordo com ANBIMA (2015), os fundos de investimento multimercado *long-short* são classificados como direcional ou neutro. Os fundos *long-short* do tipo direcional são aqueles cujos resultados são provenientes preponderantemente da diferença entre posições compradas e vendidas de ativos e derivativos oriundos de renda variável. A composição remanescente é definida por cotas de fundos ou ativos de renda fixa. Os fundos *long-short* neutros são aqueles cuja exposição financeira líquida à diferença das posições compradas e vendidas de ativos e derivativos ligado à renda variável limita-se a 5%, tendo o valor remanescente de carteira composto por cotas de fundos ou ativos de renda fixa.

Assim sendo, os fundos *long-short* são distintos dos fundos *long-only*, e dos fundos *long-biased*. A estratégia dos fundos *long-only* consiste em operar essencialmente no lado

---

<sup>6</sup> Segundo a Hipótese dos Mercados Adaptativos (HMA), os mercados apresentam dinâmicas complexas em distintos períodos, de forma que as técnicas de arbitragem se mostram apropriadas em determinados períodos em detrimento de outros. De acordo com a Hipótese de Mercados Fractais (HMF), as informações e as expectativas afetam de forma distinta os investidores, cujos perfis são focados no curto prazo e no longo prazo.

comprado, assumindo a expectativa de alta do mercado. Dessa forma, são fundos que acompanham o desempenho do mercado ao longo do tempo. Os fundos *long-biased* são aqueles cuja composição encontra-se entre o *long-only* e o *long-short*. Não obstante apresentar certa flexibilidade na montagem estratégica da carteira, tal fundo é caracterizado pelo viés em que o gestor pode operar mais na ponta comprada, de forma que tal tipo de fundo tende a ter maior correlação com o *benchmark* do mercado do que o fundo *long-short*. A presente dissertação abordará a formação de pares de ações para a consecução da estratégia de *long-short*.

## 2 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA

Em consonância com Gujarati e Porter (2009), a presença de tendência estocástica em uma série temporal prejudica a precisão da previsão do respectivo modelo econométrico. Isso porque não é possível generalizar o comportamento de uma série não estacionária para todos os períodos.

Dessa forma, a observância da estacionariedade da série com que se está operando mostra-se relevante para a qualidade econométrica do modelo desenvolvido. Para tanto, os modelos de testes de raiz unitária são aqueles que visam detectar se a série é estacionária, isto é, se a série possui raiz unitária.

### 2.1 Testes de Dickey-Fuller

Os testes de Dickey-Fuller (DF) e de Dickey-Fuller Aumentado (*Augmented* Dickey-Fuller – ADF) são amplamente populares. A partir de Dickey e Fuller (1979), testa-se a hipótese nula de que a raiz da série considerada é unitária, indicando, então, a sua não estacionariedade.

O teste de DF parte do seguinte modelo autorregressivo:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

onde  $\varepsilon_t$  é um ruído branco.

Subtraindo os dois lados da equação por  $y_{t-1}$ , tem-se a forma de diferenças:

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde  $\gamma = \rho - 1$ .

Caso  $\rho = 1$ ,  $y_t$  será um passeio aleatório, sendo, portanto, uma série não estacionária. Assim, seja  $\gamma = 0$ , então, a primeira equação apresentará raiz unitária. Dessa forma, o teste de

DF consiste em estimar a segunda equação e testar a hipótese nula de  $\gamma = 0$ , ou seja, de que a série é não estacionária. Para tanto, os valores críticos computados por Dickey e Fuller foram levantados a partir de simulações de Monte Carlo, resultando na formatação da estatística  $\tau$ , que define o teste de DF. Além da Equação 2, os testes de hipótese nula de  $\gamma = 0$  foram aplicados, separadamente, a um modelo com *drift* (Equação 3), e a um modelo com *drift* e uma tendência determinística (Equação 4):

$$\Delta y_t = \beta_1 + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Em caso de os termos de erro  $\varepsilon_t$  serem correlacionados, utiliza-se o teste ADF. Conforme Enders (2015), o teste ADF aplica-se com a adição de valores defasados para a variável dependente  $\Delta y_t$ . Partindo-se da Equação 4, o incremento de termos defasados resultaria na seguinte estrutura:

$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Escolhido o modelo a ser utilizado (Equação 2, Equação 3 ou Equação 4), o tamanho da defasagem  $p$  das diferenças é definido empiricamente, de modo que os termos adicionados sejam suficientes para que os termos de erro sejam não correlacionados. O processo de seleção utiliza algum critério de informação. Adotando-se, por exemplo, o Critério de Schwarz, estima-se a equação escolhida começando sem qualquer termo defasado, e se registra o critério de informação utilizado. Replica-se o procedimento ampliando-se os termos defasados. O processo é encerrado quando houver o primeiro aumento do critério de informação registrado. Assim, escolhe-se o tamanho da defasagem  $p$  da penúltima equação estimada, a qual possui o menor valor registrado do critério de informação adotado. Em seguida, aplica-se o teste de hipótese  $\gamma = 0$ , computando-se a estatística  $\tau$  na equação estimada, a ser comparada com os valores tabelados.

## 2.2 Teste KPSS

O teste KPSS é um teste de raiz unitária alternativo proposto por Kwitkowski et al. (1992). Utiliza-se a seguinte equação para a série  $y_t$ :

$$y_t = \beta t + r_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

onde:

$t$ : tendência determinística.

$\beta$ : coeficiente.

$r_t$ : passeio aleatório,  $r_t = r_{t-1} + u_t$ , em que  $u_t$  são termos de erro independentes e identicamente distribuídas  $(0, \sigma_u^2)$ .

$\varepsilon_t$ : processo estacionário.

Assim sendo, testa-se a hipótese nula de que  $\sigma_u^2 = 0$ , isto é, de que a série é estacionária na tendência (*trend-stationary*). Como alternativa, pode-se testar a hipótese nula de que a série seja estacionária ao considerar  $\beta = 0$ .

Seja  $e_t, t = 1, 2, 3, \dots, T$ , os resíduos da regressão de  $y_t$  sobre um intercepto e uma tendência, e seja  $\hat{\sigma}_e^2$  a variância estimada de tais resíduos (soma dos resíduos quadráticos dividido por  $T$ ), então a soma parcial dos resíduos é definida por:

$$S_t = \sum_{i=1}^t e_i, t = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

Dessa forma, a estatística do teste é dada por:

$$LM = \sum_{t=1}^T \frac{S_t^2}{\hat{\sigma}_e^2} \quad (8)$$

No presente estudo, o teste de raiz unitária a ser considerado será o teste ADF, a ser aplicado nos resíduos do teste de cointegração de Engle e Granger, demonstrado no capítulo adiante. Para o presente trabalho, adotou-se o nível de significância de 5% aos testes realizados.

### 3 COINTEGRAÇÃO

A cointegração foi introduzida nos estudos relacionados ao mercado financeiro com o trabalho de Engle e Granger (1987). A partir de então, verificou-se que os preços de ativos cointegrados tendem a apresentar relações de longo prazo e a ser melhor ajustadas para os investidores (RUDY, DUNIS e LAWS, 2010). Dessa forma, emprega-se a abordagem de cointegração em estratégias de *pairs trading* a fim de explorar os desvios de curto prazo entre pares de ativos cujas séries de preços apresentem relações de longo prazo. (CALDEIRA, 2013).

Alexander e Dimitriu (2002) apresentam a estratégia de arbitragem de índice *long-short*, através da qual o investidor seleciona dois conjuntos de ações: um conjunto cointegrado com o índice acrescido de uma porcentagem e outro cointegrado com o índice subtraído de uma porcentagem. Dessa forma, são elaboradas duas carteiras. Opera-se comprado na carteira que replica o índice *long* e vendido na carteira que replica o índice *short*.

Vidyamurthy (2004) desenvolve uma estrutura teórica para a utilização da cointegração na aplicação de estratégias de *pairs trading*. A estratégia desenvolvida pelo autor consiste em três passos: i) identificar pares de ações que têm potencial de serem cointegrados; ii) testar a hipótese de que os pares pré-selecionados são cointegrados; e iii) determinar a regra de negociação dos pares, estabelecendo-se valores para os desvios dos *spreads* entre os pares.

O trabalho de Rudy, Dunis e Laws (2010) visa a analisar se os ETF (*Exchange Traded Funds*) são instrumentos financeiros mais adequados para a aplicação de estratégias de *pairs trading* do que as ações. Os autores montam pares cointegrados de ações do índice S&P 100 (*Standard & Poor's 100 Index*) e pares cointegrados dos 100 ETF mais líquidos. A partir do modelo desenvolvido pelos autores, conclui-se que uma estratégia de *long-short* é mais consistentemente lucrativa quando aplicada pelos ETFs em vez de ações.

Caldeira (2013) aplicou testes de cointegração para selecionar pares de ações do IBOVESPA entre o período de 2005 e 2009, de modo que a estratégia *pairs trading* aplicada apresentou rentabilidade média de 17,49% ao ano, índice de Sharpe de 1,29 e baixa correlação com o mercado.

Ferretti, Paraskevopoulo e Tang (2018) selecionaram pares cointegrados de preços de ações do índice *STOXX Europe 600* e concluem que o modelo proposto para estratégia de *pairs trading* gera índices de Sharpe maiores que outros modelos da literatura.

Oliveira (2019) compara e avalia os métodos de cointegração e correlação aplicados na seleção de pares de ações do IBOVESA, entre 2007 e 2011, a fim de desenvolver estratégia de *pairs trading*. Os resultados do trabalho concluem que a metodologia de correlação foi marginalmente superior à metodologia de cointegração.

O teste de Engle e Granger e o teste de Johansen, descritos a seguir, são dois testes de cointegração amplamente difundidos. Em face do seu uso mais habitual na literatura de escolhas de pares de ativos para estratégia de *long-short*, a presente dissertação adotará como metodologia o teste de cointegração de Engle e Granger.

### 3.1 Teste de Engle e Granger

O termo cointegração cunhado por Engle e Granger refere-se a uma relação estatística entre duas séries temporais não estacionárias para as quais existe uma relação linear cujo termo do erro é estacionário. Conforme Alexander, Giblin e Weddington (2002), séries temporais integradas de ordem 1,  $I(1)$ , são ditas cointegradas se houver uma combinação linear entre elas que seja estacionária<sup>7</sup>.

Sejam  $x_t$  e  $y_t \sim I(1)$ , Então,  $x_t$  e  $y_t$  serão cointegrados se  $u = y_t - \beta x_t \sim I(0)$ .

Dessa forma, a diferença parcial entre as duas séries  $I(1)$  flutua praticamente à mesma taxa de forma estável em torno de uma média fixa. Segundo Greene (2012), é possível fazer distinção entre uma relação de longo prazo entre  $y_t$  e  $x_t$ , isto é, a forma como as duas variáveis flutuam em conjunto, e os desvios dessa tendência de longo prazo.

De acordo com Vidyamurthy (2004), a noção da correção de erro explica a ideia de equilíbrio de longo prazo que se encontra nos sistemas cointegrados. Na ocorrência de desvio da média de longo prazo, uma ou ambas as séries temporais se ajustarão de forma a restaurar o equilíbrio de longo prazo. Em conformidade com Asteriou e Hall (2011), o Modelo de Correção de Erros (MCE) pode ser representado da seguinte forma:

$$\Delta Y_t = \delta \Delta X_t - \gamma (Y_{t-1} - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (9)$$

---

<sup>7</sup> Tendo em vista que a maioria das séries de preços de ações caracteriza-se por ser  $I(1)$ , o presente trabalho simplificará a demonstração do conceito de cointegração a partir dessa ordem de cointegração. Para a verificação de uma abordagem mais generalizada, veja Engle e Granger (1987).

onde:

$$(Y_{t-1} - \hat{\alpha} - \hat{\beta}X_{t-1}) = u_{t-1} \sim I(0) \quad (10)$$

No MCE,  $\delta$  mede o impacto imediato que recai em uma variação de  $Y_t$  decorrente de uma alteração em  $X_t$ , ou seja, o efeito de curto prazo. Por sua vez,  $\gamma$  é a taxa de correção de erro, que representa o efeito de ajustamento, de modo a mostrar o quanto do desequilíbrio está sendo corrigido. Ademais,  $u_{t-1}$  é o desvio do equilíbrio de longo prazo, e  $\beta$  é o coeficiente de cointegração.

Engle e Granger (1987) propuseram uma metodologia de teste de cointegração entre duas variáveis, o que ficou conhecido como Teste de Cointegração de Engle-Granger. Inicialmente, é verificado se as duas variáveis a serem estimadas são integradas de mesma ordem através do teste ADF.

Após a confirmação de que as variáveis em análise são integradas de mesma ordem, realiza-se a regressão através do método de MQO (Mínimos Quadrados Ordinários) de uma em relação à outra com o fim de se estimar a relação de longo prazo entre ambas. A partir da regressão, gera-se a seguinte relação linear:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t \quad (11)$$

Tem-se, portanto, o seguinte termo de erro:

$$u_t = Y_t - (\alpha + \beta X_t) \quad (12)$$

A próxima etapa é a realização do teste ADF sobre os resíduos da regressão,  $u_t$ . Comprovada a estacionariedade dos resíduos, isto é, se  $u_t \sim I(0)$ , então, não se pode rejeitar a hipótese nula de que as variáveis  $X_t$  e  $Y_t$  são cointegradas. Como resultado, uma vez que as variáveis sejam cointegradas, os seus resíduos podem ser utilizados para estimar o MCE, a partir do qual se determinam os efeitos de curto e longo prazo das variáveis.

### 3.2 Teste de Johansen

O teste de cointegração de Johansen foi desenvolvido a partir de um sistema multivariado, através do qual se identifica mais de uma relação de cointegração (JOHANSEN e JUSELIUS, 1990). De acordo com Asteriou e Hall (2011), o teste de Johansen é uma abordagem alternativa para modelos com número de variáveis superior a 2, caso que não seria suportado pela abordagem de uma equação de Engle-Granger. Isso porque, em termos gerais, para  $n$  variáveis, podem ser computados  $n-1$  vetores de cointegração.

O teste de Johansen baseia-se na relação entre o posto de uma matriz e suas raízes características (veja, dentre outros, ENDERS, 2014). Seja um modelo de Vetores Autorregressivos (VAR) de ordem  $p$ , tem-se que:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (13)$$

onde  $y_t$  é um vetor  $n \times 1$ , integrado de ordem 1,  $I(1)$ , e  $\varepsilon_t$  é um vetor  $n \times 1$  independentemente e identicamente distribuído, com média zero e variância  $\sigma_\varepsilon$ .

Subtraindo o vetor  $y_{t-1}$  dos dois lados da equação, tem-se que:

$$\Delta y_t = (A_1 - I)y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (14)$$

Somando e subtraindo o termo  $(A_1 - I)y_{t-2}$  no lado direito da equação, obtém-se:

$$\begin{aligned} \Delta y_t &= (A_1 - I)y_{t-1} - (A_1 - I)y_{t-2} + A_2 y_{t-2} + (A_1 - I)y_{t-2} + \\ &\dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (15)$$

$$\Delta y_t = (A_1 - I)\Delta y_{t-1} + (A_2 + A_1 - I)y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (16)$$

Realizando as mesmas operações para o termo  $(A_2 + A_1 - I)y_{t-3}$ , tem-se:

$$\begin{aligned} \Delta y_t = & \\ (A_1 - I)\Delta y_{t-1} + (A_2 + A_1 - I)\Delta y_{t-2} + (A_3 + A_2 + A_1 - I)y_{t-3} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t & \\ & (17) \end{aligned}$$

Continuando com o procedimento, chega-se à seguinte equação:

$$\Delta y_t = \left(\sum_{i=1}^p A_p - I\right)y_{t-p} + \sum_{i=1}^{p-1} \left(\sum_{j=1}^i A_j - I\right)\Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (18)$$

Sejam  $\Pi = -(I - \sum_{i=1}^p A_p)$  e  $\Pi_i = -(I - \sum_{j=1}^i A_j)$ , o modelo pode ser escrito na forma do MCE, conforme a seguir:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-p} + \sum_{i=1}^{p-1} \Pi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (19)$$

Seja  $r(\Pi)$  o posto da matriz  $\Pi$ , tem-se que: se  $r(\Pi) = 0$ , a matriz  $\Pi$  é nula e o modelo seria um VAR em primeiras diferenças; se  $r(\Pi) = 1$ , haverá apenas um vetor cointegrado e o termo  $\Pi y_{t-p}$  seria um fator de correção de erros; se  $1 < r(\Pi) < n$ , então, há múltiplos vetores cointegrados.

O método de Johansen observará o número de raízes características (autovalores) que são estatisticamente diferentes de zero. Para tanto, executam-se dois testes estatísticos.

O primeiro teste é denominado teste do traço e consiste em testar a hipótese nula de que o número de vetores cointegrados seja menor ou igual a  $r$  contra a hipótese alternativa de que na verdade seja maior que  $r$ . A equação a seguir descreve a estatística do teste do traço.

$$\lambda_{traço} = -N \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (20)$$

onde  $\hat{\lambda}_i$  são as raízes características estimadas a partir da matriz  $\Pi$  estimada e  $N$  é o número de observações.

O segundo teste consiste na estatística do máximo autovalor, através do qual se testa a hipótese nula de que o número de vetores cointegrados é  $r$  contra a hipótese alternativa de que tal valor seja  $r + 1$ . A estatística de teste é definida pela equação a seguir

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

Esses dois testes estatísticos possuem distribuição assintótica não padronizada. Os respectivos valores críticos encontram-se tabelados em Johansen e Juselius (1990) e Osterwald-Lenur (1992).

#### 4 CORRELAÇÃO CONDICIONAL DINÂMICA

A estimação acurada das correlações entre os retornos dos mercados de ações é relevante para alocação de carteiras diversificadas e estratégias de *hedge*. Nesse sentido, alterações ao longo do tempo das correlações entre ativos afetam as decisões de alocação e as performances dos portfólios formados pelos investidores.

Entre as décadas de 1990 e 2000, foram desenvolvidos diversos modelos de Correlações Condicionais Dinâmicas (DCC – *Dynamic Conditional Correlation*). O desenvolvimento do modelo BEKK de Engle e Kroner (1995) foi um dos trabalhos introdutórios para a formação desses modelos.

Adicionalmente, Engle (2002) contribuiu de forma introdutória com a proposta de um modelo DCC mais parcimonioso. Seu modelo DCC-GARCH é estimado em duas etapas: i) estima-se o modelo univariado de variância condicional da família GARCH<sup>8</sup>; e ii) estima-se a correlação condicional.

No mercado financeiro, tal modelo contextualiza-se na avaliação da variabilidade ao longo do tempo das correlações entre ativos, estimando-se o comportamento assimétrico dos mercados em determinados períodos de volatilidade. Dessa forma, é possível verificar se o modelo DCC-GARCH identifica co-movimentos entre ações para estimação e formação de *pairs trading*, dada a sua abordagem de captar os efeitos assimétricos causados por períodos de volatilidade sobre os retornos dos ativos. Assim, haja vista ser um dos modelos mais tradicionais e difundidos, a presente dissertação adotará a abordagem do modelo DCC-GARCH.

Em face da abordagem acadêmica dos benefícios da diversificação para os investidores, diversos estudos concluíram que as correlações entre os mercados internacionais de ações não são constantes no tempo (NETO, 2007).

Cappiello, Engle e Sheppard (2003) avaliaram a presença de assimetria na correlação entre 21 índices de mercados de ações e 13 índices de mercados de renda fixa, entre os anos de 1987 e 2001. Utilizando o modelo DCC-GARCH, o trabalho conclui que ocorreram significativas variações nas correlações durante o período considerado.

Neto (2007) aplica diversos modelos de Correlações Condicionais, incluindo o DCC-GARCH, a fim de investigar a estrutura temporal nos mercados acionistas da Zona do Euro

---

<sup>8</sup> Os modelos de volatilidade da família GARCH são definidos a partir dos artigos seminais de Engle (1982) e Bollerslev (1986), sendo amplamente difundidos na literatura de finanças.

durante o período de 1999 a 2006. O estudo conclui que as correlações entre as taxas de retorno das *small, mid e large caps* da Zona do Euro não são constantes no tempo, de modo a evidenciarem comportamento assimétrico em face de choques negativos e positivos. Tais resultados demonstrariam que o benefício da estratégia *size diversification* seria reduzida.

Mikkonen (2017) utiliza o modelo DCC-GARCH para capturar o efeito da variação temporal das correlações entre as ações dos mercados do sudeste asiático, com dados de 1988 a 2015. O autor conclui que os resultados encontrados indicam que as correlações variam ao longo do tempo, especialmente com os impactos da crise financeira global de 2008, mas pondera que tais alterações não demonstram ser persistentes. Assim, de tais resultados, não seria evidente uma redução dos benefícios da diversificação de portfólio, de modo que os benefícios da diversificação regional estimados seriam altamente significantes para o investidor da região.

O trabalho de Chunchinda, Boyrie e Pavlova (2018) mede, através do modelo DCC-GARCH, a eficácia de *hedge* de *commodities* em relação a mercados de ações desenvolvidos, emergentes e de fronteira. Conclui-se que estratégias com carteiras formadas por ações de mercados emergentes e *commodities* conduzem a reduções maiores de risco, enquanto portfólios formados por ações de mercados desenvolvidos e *commodities* apresentam melhores desempenhos na geração de retornos ajustados ao risco.

Aiube e Faquieri (2020) utilizam o modelo de DCC-GARCH para avaliar a capacidade de um portfólio de diferentes classes de ativos proteger o índice do mercado de ações brasileiro em períodos de alta e baixa taxas de juros da economia brasileira. A partir dos resultados das médias das correlações condicionais (positiva ou negativa), foram elaboradas diferentes estratégias de *hedge* para posições de *long* ou *short* em ações, tanto pela perspectiva do investidor doméstico quanto pela perspectiva do investidor negociando em dólar americano. Adicionalmente, verificou-se que, durante o período de baixa taxa de juros, a correlação condicional das séries apresentou baixo desvio-padrão, provavelmente devido a uma maior confiança dos investidores em relação às políticas macroeconômicas.

#### 4.1 Modelo DCC-GARCH

Engle (2002) propõe o modelo de correlação condicional dinâmica DCC-GARCH que consiste em decompor a matriz de covariância condicional  $H_t$  em uma matriz de desvios-padrões condicionais  $D_t$  e em uma matriz de correlação  $R_t$ .

Seja  $r_t$  um vetor  $n \times 1$  de log-retornos de ativos no tempo  $t$ . O modelo AR(1) é dado por:

$$r_t = \theta_t + \phi r_{t-1} + \epsilon_t \quad (22)$$

em que  $\theta_t$  é um vetor  $n \times 1$ .

Por sua vez,  $\epsilon_t$  é um vetor  $n \times 1$  de inovações em que:

$$\epsilon_t = H_t^{1/2} z_t \quad (23)$$

onde:

$H_t^{1/2}$ : uma matriz  $n \times n$  no tempo  $t$ , que pode ser obtida através uma fatoração de Cholesky de  $H_t$ .

$\{z_t\}$ : sequência de variáveis independentes e identicamente distribuídas, com  $E[z_t] = 0$  e  $Var[z_t] = 1$ .

Dessa forma, o modelo DCC-GARCH é definido da seguinte forma:

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (24)$$

onde  $D_t$  é uma matriz diagonal  $n \times n$ , cujos elementos são os desvios-padrões obtidos de um modelo da família GARCH univariado:

$$D_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{2t}} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sqrt{h_{nt}} \end{bmatrix} \quad (25)$$

Os detalhes dos modelos da família GARCH utilizados no presente trabalho encontram-se no Apêndice A.

$R_t$  é uma matriz de correlação condicional  $n \times n$  de  $\epsilon_t$  no tempo  $t$  tal que:

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (26)$$

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + au_{t-1}u_{t-1}^T + bQ_{t-1} \quad (27)$$

onde:

$\bar{Q}$ : matriz de covariância dos distúrbios padronizados  $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{nt})$ , isto é,  
 $\bar{Q} = Cov[u_t u_t^T]$ .

$a$  e  $b$ : escalares não negativos, restritos a  $a + b \leq 1$ .

$Q_t^*$ : matriz diagonal composta pelas raízes quadradas dos elementos diagonais de da matriz  $Q_t$ .

$$Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22t}} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sqrt{q_{nnt}} \end{bmatrix} \quad (28)$$

Assim, as correlações dinâmicas condicionais são definidas como:

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ij,t} q_{jj,t}}} \quad (29)$$

Com isso, pode-se construir a matriz de correlação  $R_t$  da seguinte forma simétrica:

$$R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \dots & \rho_{1n,t} \\ \rho_{12,t} & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \rho_{n-1n,t} \\ \rho_{1n,t} & \dots & \rho_{n-1n,t} & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

A decomposição requer que  $H_t$  e  $R_t$  sejam positivas definidas. Tendo em vista que todos os seus elementos diagonais são positivos,  $D_t$  é positiva definida. Além disso, a normalização efetuada na equação que define  $R_t$  garante que as correlações condicionais estimadas estejam no intervalo  $[-1, 1]$ .

A estimação é obtida pela maximização da função de verossimilhança  $L$  dada por:

$$L = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^T(n\log(2\pi) + \log|D_t|^2 + \epsilon_t^T D^{-1} D^{-1} \epsilon_t) - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^T(\log|R_t| + u_t R^{-1} u_t^T - u_t^T u_t) \quad (31)$$

#### 4.2 Modelo BEKK

O trabalho de Engle e Krooner (1995) resultou em um dos modelos populares de correlações condicionais dinâmicas. O modelo BEKK fundamenta-se no trabalho de Baba, Engle, Kraft e Krooner. O modelo BEKK é especificado da seguinte forma:

$$H_t = C'C + \sum_{k=1}^K A'_k \epsilon_{t-k} \epsilon'_{t-k} + \sum_{k=1}^K B'_k H_{t-k} B_k \quad (32)$$

onde:

$H_t$ : matriz  $n \times n$  no tempo  $t$ , de covariância entre os retornos dos ativos considerados, positiva definida.

$C$ : matriz triangular inferior,  $n \times n$ .

$A$  e  $B$ : matrizes  $n \times n$  de parâmetros.

$\epsilon_t$ : vetor de inovação.

Dado um modelo GARCH (1,1), tem-se o modelo BEKK(1,1):

$$H_t = C'C + A' \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} A + B' H_{t-1} B \quad (33)$$

## 5 METODOLOGIA

Em consonância com Vidyamurthy (2004), serão adotados os seguintes passos para a elaboração das estratégias de *pairs trading long-short*:

- i) Pré-seleção dos pares com potencial de atender à abordagem estatística a ser aplicada;
- ii) Teste dos pares selecionados conforme a abordagem estatística a ser aplicada; e
- iii) Definição das regras de *trading* para cada abordagem aplicada.

Com o fim de pré-selecionar pares com a negociabilidade requerida pelas sucessivas operações que se farão necessárias nas estratégias adotadas, foram extraídos preços diários de ações listadas no IBrX 100, em dezembro de 2020<sup>9</sup>. Utilizaram-se os preços diários de fechamento ajustados para dividendos e desdobramentos extraídos do sítio eletrônico <https://finance.yahoo.com>, abrangendo o período de janeiro de 2008 a dezembro de 2020.

Alinhado à exigência de se obter ativos com alta liquidez, o processo de seleção dos ativos considerou os seguintes parâmetros:

- i) Presença ao longo de, pelo menos, 2 anos no IBrX 100;
- ii) Quantidade teórica no IBrX 100 superior a 100.000.000 ações; e
- iii) Volume médio diário superior a R\$ 1.000.000,00 ao longo dos anos até o final do período considerado.

A Tabela 1 mostra os *tickers* das empresas pré-selecionadas agrupadas de acordo com as categorias setoriais verificadas no índice de referência. O Apêndice B apresenta o nome das empresas e os respectivos *tickers*. Dessa forma, o presente trabalho seguiu as segmentações atribuídas pelo IBrX 100 por ocasião das delimitações de possíveis combinações de pares. Com isso, chegou-se a um total de 78 ações escolhidas, bem como uma quantidade total de 309 pares pré-selecionados em seus respectivos setores de atuação para serem testados.

Seguindo o mesmo procedimento descrito em Caldeira (2013), os períodos de formação de pares serão de 1 ano e os períodos de *trading* serão de 4 meses. O período de formação é aquele ao longo do qual os pares pré-selecionados serão submetidos aos testes de cointegração e de correlação condicional dinâmica. O período de *trading* é a fase subsequente,

---

<sup>9</sup> Fonte: <http://www.b3.com.br>. Acesso em 15 fev. 2021.

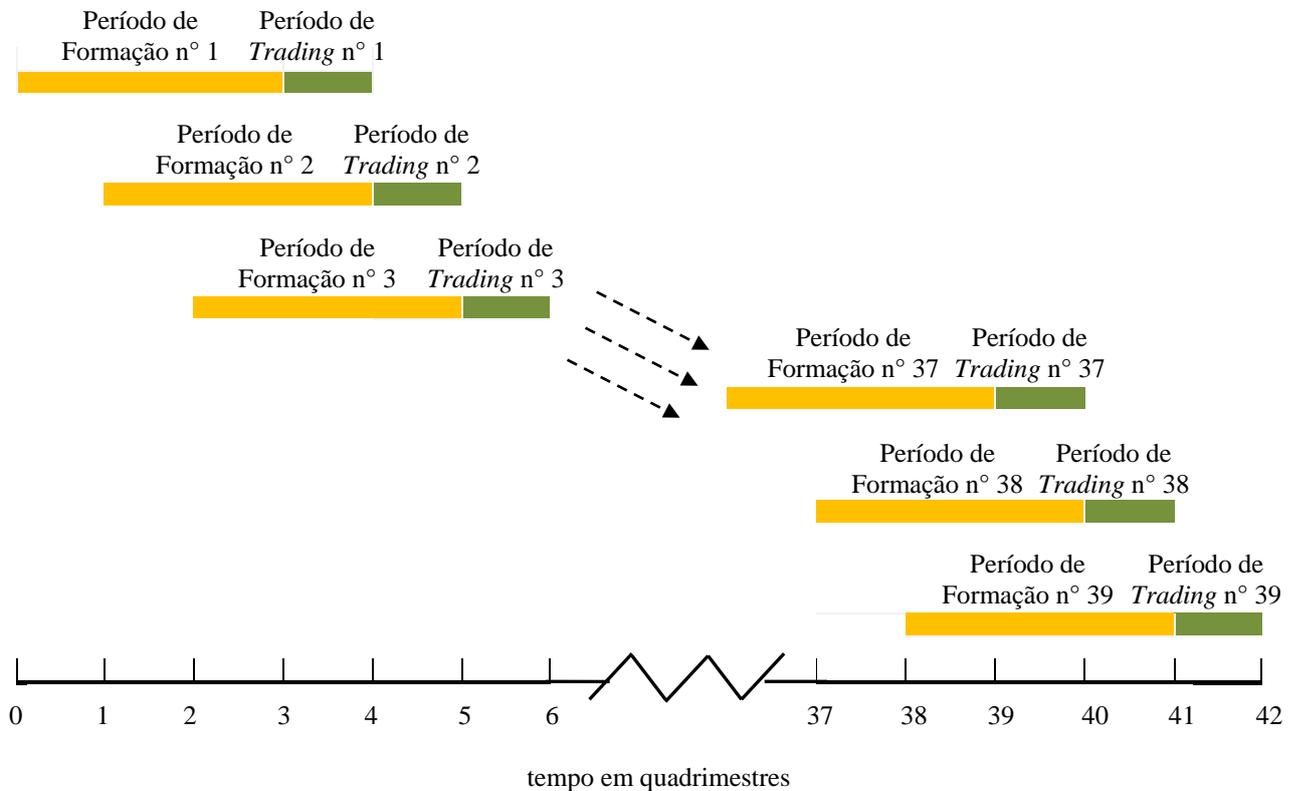
durante a qual os pares formados a partir dos critérios dos testes empregados no período anterior serão efetivamente aplicados nas operações de compra e venda conforme as regras de entrada e saída estabelecidas.

Tabela 1 - Seleção de possíveis pares de ações

<b>Setor de Atuação</b>	<b>Ações</b>	<b>Nº de Pares</b>
Bens Industriais e Transporte	RAIL3, CCRO3, WEGE3, EMBR3, AZUL4, RAPT4 , ECOR3 e GOLL4	28
Alimentos	BRFS3, MFRG3 e BEEF3	3
Consumo Não Cíclico	ABEV3 e CRFB3	1
Comércio	MGLU3, VVAR3, LAME4, LREN3, LAME3, BTOW3 e AMAR3	21
Vestuário	ALPA4 e HGTX3	1
Construção Civil	MRVE3, JHSF3 e CYRE3	3
Diversos	COGN3, RENT3, LCAM3, YDUQ3 e MOVI3	10
Imobiliário	BRML3, MULT3 e IGTA3	3
Financeiro	ITUB4, ITSA4, BBDC4, BBAS3, BBDC3, BPAN4, SANB11, BPAC11, BIDI4, IRBR3, BBSE3, SULA11, B3SA4 e CIEL3	91
Materiais Básicos	SUZB3, KLBN11, DTEX3, VALE3, BRAP4, GGBR4, GOAU4, CSNA3 e USIM5	36
Petróleo, Gás e Biocombustível	PETR4, PETR3, BRDT3, UGPA3, PRIO3 e CSAN3	15
Saúde	RADL3 e HYPE3	1
Utilidades	SBSP3, CSMG3, EQTL3, CMIG4, TRPL4, ELET3, ENEV3, LIGT3, ENBR3, EGIE3, ENGI11, ELET6, TAEE11 e CESP6	91

Fonte: O autor, 2021.

O diagrama representado pela Figura 1 demonstra os ciclos de formação de pares e de *trading*. Estendendo-se de janeiro de 2008 a dezembro de 2020, há um total de 42 quadrimestres de período analisados, compostos, de forma sobreposta, por 39 períodos de formação e 39 períodos de *trading*. O total de preços diários coletados somam 3.470 dias para o período considerado.

Figura 1 - Períodos de formação e de *trading*

Fonte: Adaptado de Caldeira (2013)

## 5.1 Regras de Formação dos Pares

### 5.1.1 Método da Cointegração

Para a formação dos pares cointegrados, será utilizada a abordagem de Engle e Granger (1987) sobre os preços dos ativos. Inicialmente, verificam-se as ações cujas séries de preços do período de um ano de formação são integradas de ordem 1, através do teste ADF. Identificados os pares que atendem ao critério anterior, executam-se as estimações de regressão linear pelo método dos mínimos quadrados ordinários de acordo com o modelo a seguir:

$$P_t^l = \alpha + \beta P_t^s + u_t \quad (34)$$

$$u_t = P_t^l - (\alpha + \beta P_t^s) \quad (35)$$

onde  $P_t^l$  e  $P_t^s$  são os preços da ação comprada (*long*) e da ação vendida (*short*), respectivamente;  $u_t$  são os resíduos que definem o *spread* entre os preços das ações;  $\beta$  é o coeficiente referente ao preço da ação na posição *short*; e  $\alpha$  é o intercepto.

Por fim, realiza-se o teste ADF nos resíduos estimados, de modo a se determinar quais os pares de ativos são cointegrados. Como resultado, serão realizadas as operações de *trading* somente nos pares cujas séries de preços apresentam resíduos estacionários, ou seja, são cointegrados. Utilizou-se o *software* R (TEAM, 2019) para a estimação de regressão linear e o teste de estacionariedade.

### 5.1.2 Método da Correlação Condicional Dinâmica

Será aplicado o modelo DCC-GARCH de Engle (2002) para a especificação das correlações condicionais dinâmicas entre os log-retornos dos pares pré-selecionados no IBrX 100. Para tanto, inicialmente, procedeu-se o cálculo dos log-retornos dos preços diários dos ativos:

$$r_t^A = \ln P_t^A - \ln P_{t-1}^A \quad (36)$$

em que  $P_t^A$  é o preço de fechamento da ação  $A$  no dia  $t$  e  $P_{t-1}^A$  é o preço de fechamento da mesma ação no dia de operação imediatamente anterior.

Para a aplicação do primeiro passo do modelo de Engle (2002), este trabalho utilizou os modelos univariados GARCH (1,1) e EGARCH(1,1), descritos no Apêndice A.

Os dois modelos foram submetidos aos testes de Critério de Informação de Akaike (AIC), de Akaike (1974), e de Critério de Informação Bayesiano (BIC), de Schwarz (1978), a fim de verificar qual dos modelos melhor se ajusta às séries. As variâncias condicionais obtidas pelo modelo escolhido irão compor a matriz diagonal  $D_t$  do DCC-GARCH.

Selecionado o modelo melhor ajustado, estima-se a correlação condicional dinâmica entre os pares pré-selecionados por setor de atuação, através do modelo DCC-GARCH

decomposta no Capítulo 4. As estimações foram realizadas com o uso dos seguintes pacotes do *software R*: a) pacote *rugarch* (GHALANOS, 2020) para estimar e ajustar os dois modelos família GARCH aos retornos dos ativos; e b) pacote *rngarch* (GHALANOS, 2019) para estimar as correlações condicionais dinâmicas entre os pares selecionados.

Serão formados pares para *trading* entre aqueles que possuírem elevada média de correlação condicional dinâmica para o período de análise. Cabe mencionar que não há um consenso quanto ao nível de correlação entre as variáveis. Além disso, é necessário observar que a referência para tal nível de correlação deve ser estabelecida de acordo com a área de aplicação. Assim sendo, o presente estudo procederá dois níveis de formação de pares: i) pares com média de correlação condicional dinâmica superior a 0,70 (pares DCC-GARCH 0,70); e ii) pares com média de correlação dinâmica superior a 0,80 (pares DCC-GARCH 0,80). Os desempenhos dos dois grupos serão analisados na seção dos resultados empíricos.

## 5.2 Regras de *Trading*

Através do método dos mínimos quadrados, serão estimadas as séries de *spreads* diários ( $u_t$ ) dos pares formados pelas duas metodologias abordadas no presente trabalho, cointegração e DCC-GARCH. Os *spreads* serão determinados pela diferença entre o preço do ativo comprado (*long*) e o preço do ativo vendido (*short*), conforme o modelo a seguir:

$$u_t = P_t^A - (\alpha + \beta P_t^B) \quad (37)$$

onde  $P_t^A$  é o preço do ativo A, de posição *long*, no tempo  $t$ ;  $P_t^B$  é o preço do ativo B, de posição *short*, no tempo  $t$ ; e  $\alpha$  e  $\beta$  são os coeficientes da regressão.

Os *spreads* diários serão normalizados, subtraindo-os pela média e dividindo pelo desvio-padrão, correspondentes ao período de formação, nos termos da expressão abaixo:

$$spread\ normalizado = z_t = \frac{u_t - \mu_u}{\sigma_u} \quad (38)$$

Seguindo o mesmo critério em Caldeira (2013), ao longo do período de *trading*, a entrada ocorrerá quando o *spread* normalizado se distanciar mais do que 2 desvios-padrões de

sua média de longo prazo. A liquidação ocorrerá quando o *spread* normalizado retornar para o nível da média de longo prazo, dentro do intervalo estabelecido. O retorno da variável de referência em relação à média utilizada será caracterizado quando o valor da variável se encontrar a pelo menos meio desvio-padrão da média.

A adoção da distância de dois desvios-padrões da média a ser utilizada em cada abordagem é verificada no trabalho de Gatev, Goetzmann e Rouwenhorst (2006), tornando-se referência para trabalhos subsequentes relativos a *pairs trading*. A Tabela 2 esquematiza as regras de entrada e saída das operações.

Tabela 2 - Regras de entrada e saída

<b>Par Long</b>		<b>Par Short</b>	
<b>Entrada</b>	<b>Saída</b>	<b>Entrada</b>	<b>Saída</b>
$z_t < \mu_u - 2\sigma_u$	$z_t \geq \mu_u - 0,5\sigma_u$	$z_t > \mu_u + 2\sigma_u$	$z_t \leq \mu_u + 0,5\sigma_u$

Fonte: O autor, 2021.

As posições iniciais dos pares de ativos serão estabelecidas de acordo com os níveis de seus *spreads* normalizados em relação a banda de 2 desvios-padrões em relação à média de longo prazo. Portanto, define-se como par *long* aquele cuja posição inicial do *spread* normalizado encontra-se com um valor abaixo de 2 desvios-padrões abaixo da média de longo prazo, conforme apresentado na Tabela 2. A partir de então, espera-se o processo de reversão à média, que será concluído quando  $z_t$  superar a banda de referência de saída, definida pela banda inferior de meio desvio-padrão de distância em relação à média de longo prazo, de acordo com o indicado na Tabela 2. Nesse momento, será executada a saída da posição do par.

O par considerado de posição *short* é aquele cujo valor de  $z_t$  encontra-se acima da banda superior de 2 desvios-padrões acima da média de longo prazo, indicada na Tabela 2. Por ocasião do retorno do *spread* normalizado inferior à distância de 0,5 desvio-padrão acima da média de longo prazo, expressa na Tabela 2, realiza-se a saída da posição.

Será aplicada a estratégia de mercado neutro (*cash neutral*), de maneira que os valores financeiros de entrada nos lados *long* e *short* são iguais. Com isso, cada posição será entrada com R\$ 10.000,00. Portanto, assume-se a possibilidade de se operar com frações de ações.

Conforme Gatev, Goetzmann e Rouwenhorst (2006), será considerada a definição de retorno sobre o capital comprometido (*return on committed capital*) para o cálculo dos retornos de cada operação que ocorre em um período de *trading*. O cálculo do retorno de uma operação de um par  $i$  de ações em um tempo  $t$  ( $r_{it}$ ) é determinado da seguinte forma:

$$r_{it} = \frac{P_t^l(1-c) - P_{t-n}^l(1+c)}{P_{t-n}^l(1+c)} - \frac{[P_t^s(1+c) - P_{t-n}^s(1-c)]}{P_{t-n}^s(1+c)} \quad (39)$$

onde:

$P_t^l$  e  $P_{t-n}^l$  = preços da ação de posição *long* nos tempos  $t$  (saída) e  $t-n$  (entrada), respectivamente.

$P_t^s$  e  $P_{t-n}^s$  = preços da ação de posição *short* nos tempos  $t$  (saída) e  $t-n$  (entrada).

$c$  = taxa de custo de transação.

O retorno do portfólio quadrimestral do total de pares do período é definido por:

$$r_q = \frac{\sum_{i=1}^n r_i}{N} \quad (40)$$

em que  $N$  é o número de pares de ativos de posições abertas durante o período de *trading*.

Os retornos anuais serão calculados pela soma de seus respectivos retornos quadrimestrais. O retorno acumulado de todo o período considerado no presente trabalho, de 2008 a 2020, será o total da soma dos retornos anuais. Os ganhos monetários em cada *trading* ( $L_{tr}$ ) são definidos conforme a seguir:

$$L_{tr} = [P_t^l(1-c) - P_{t-n}^l(1+c)] - [P_t^s(1+c) - P_{t-n}^s(1-c)] \quad (41)$$

Segundo Kabashima (2003), os custos de transação de uma operação de *long-short* são compostos por custos de corretagem, de aluguel e de *bid & ask spread*, e pelos custos do capital alocado. O custo de *bid & ask* é determinado pela diferença entre os valores de oferta de compra (*bid*) e de oferta de venda (*ask*), cuja dimensão do *spread* é inversamente relacionado à liquidez do mercado. Uma vez que o presente estudo assume que as ações

utilizadas possuem nível satisfatório de liquidez para realizar suas posições, tais custos não serão computados.

O presente trabalho visa a utilizar uma taxa fixa sobre cada lado das operações (*long* e *short*). Tendo em vista que os custos de aluguel de ações, cobrados por uma taxa anual, e os custos sobre o capital alocado são definidos em função do tempo das operações, as quais são de duração diversas no presente estudo, os custos a serem computados serão os de corretagem. Para tanto, será considerada a taxa de 0,5% sobre as negociações em volumes operados<sup>10</sup>. Adicionalmente, computa-se o valor da taxa de emolumentos de 0,025% cobrados a fundos de investimentos, de acordo com os valores determinados pela B3.

Usando o mesmo critério de Oliveira (2019), supõe-se uma devolução média de 90% de corretagem sobre as taxas de negociação de operações com grande volume, de modo a se cobrar efetivamente uma taxa 0,05% (10% de 0,5%) sobre as negociações em volumes operados. Somando esta taxa à taxa de emolumentos, a taxa fixa a ser incidida sobre cada lado das operações, comprado e vendido, totaliza um valor de 0,075%. Tendo em vista que os resultados das operações consideram tais custos operacionais, cabe mencionar que eventuais alterações nos custos alteram os resultados do presente trabalho.

Para fins de gerenciamento de risco, serão adotados pontos de *stop-loss* para os retornos de cada par. Efetuada a entrada do par, tal procedimento consistirá em encerrar a posição antes do ponto de saída quando o retorno do par ( $r_{it}$ ) cair a um nível de prejuízo previamente determinado. Para o presente estudo, serão comparados os resultados entre os níveis de *stop-loss* de 5%, 10% e 15% ao período de cada operação, aplicados de igual modo aos pares formados pelos dois métodos considerados.

Os desempenhos de cada abordagem serão avaliados e comparados de acordo com suas respectivas rentabilidades totais e anuais para o período considerado na execução dos *tradings* de seus pares de ações formados. Conforme a literatura referencial, o presente trabalho avalia o mérito de cada metodologia em identificar pares de ações cujos preços apresentam co-movimentos, e, assim, submetidos às operações de *long-short*. Portanto, o foco direciona-se ao desempenho dos pares formados de acordo com as restrições e condições de cada metodologia.

O trabalho não limita o volume de aplicações, de modo que a aplicação de investimentos ociosos em ativo livre de risco estaria implícita e não foi computado na avaliação. Embora uma característica de mercado, tal restrição de caixa limitaria a

---

<sup>10</sup> Valor da tabela conhecida como Tabela Bovespa para cobrança de volumes operados acima de R\$ 3.029,39, utilizado como referência por corretoras.

demonstração da potencialidade de retorno de todos os pares formados. A relevância de avaliar as metodologias abordadas com os critérios adotados neste trabalho é verificada na observação das diferenças na quantidade de pares formados, bem como no padrão de formação ao longo do tempo. Assim, o presente trabalho contribui, através de uma abordagem aplicada, para a pesquisa acadêmica quanto às potencialidades e restrições de tais metodologias.

## 6 RESULTADOS EMPÍRICOS

### 6.1 Cointegração

A Tabela 3 apresenta os totais de pares formados a partir dos testes de cointegração das séries referentes ao ano imediatamente anterior aos quadrimestres de *trading*. Em face dos pares escolhidos, observam-se os totais (na coluna 3 da Tabela 3) dos que abriram posição por quadrimestre, isto é, aqueles pares formados que efetivamente desempenharam, pelo menos, um sinal de entrada no período de negociação.

Tabela 3 - Pares cointegrados

(continua)

<b>Quadrimestre</b>	<b>Pares formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>	<b>Tradings realizados</b>
Q3/2020	28	9	11
Q2/2020	22	9	11
Q1/2020	17	13	25
Q3/2019	19	16	25
Q2/2019	30	20	40
Q1/2019	20	17	41
Q3/2018	10	8	12
Q2/2018	4	3	5
Q1/2018	10	5	8
Q3/2017	7	6	11
Q2/2017	10	10	21
Q1/2017	7	7	9
Q3/2016	0	0	0
Q2/2016	7	7	13
Q1/2016	5	5	13

Tabela 3 - Pares cointegrados

(conclusão)

<b>Quadrimestre</b>	<b>Pares formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>	<b>Tradings realizados</b>
Q3/2015	11	9	13
Q2/2015	12	12	21
Q1/2015	5	5	19
Q3/2014	2	2	2
Q2/2014	7	3	3
Q1/2014	11	10	17
Q3/2013	4	3	4
Q2/2013	5	2	7
Q1/2013	1	1	1
Q3/2012	0	0	0
Q2/2012	2	2	7
Q1/2012	6	6	13
Q3/2011	3	2	4
Q2/2011	8	8	12
Q1/2011	4	2	4
Q3/2010	6	5	14
Q2/2010	2	2	4
Q1/2010	0	0	0
Q3/2009	2	2	2
Q2/2009	4	2	6
Q1/2009	3	3	4
Q3/2008	3	2	8
Q2/2008	2	2	8
Q1/2008	4	4	5
<b>Total</b>	<b>303</b>	<b>224</b>	<b>423</b>

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 4 - Pares cointegrados por setor de atuação

(continua)

<b>Setor</b>	<b>Formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>
Bens Industriais e Transportes	14,52%	19,64%
Alimentos	0,66%	0,45%
Consumo Não Cíclico	0%	0%
Comércio	2,31%	1,79%
Vestuário	0,33%	0,45%
Construção Civil	1,98%	2,68%
Diversos	2,64%	3,13%
Imobiliário	2,31%	2,68%

Tabela 4 - Pares cointegrados por setor de atuação

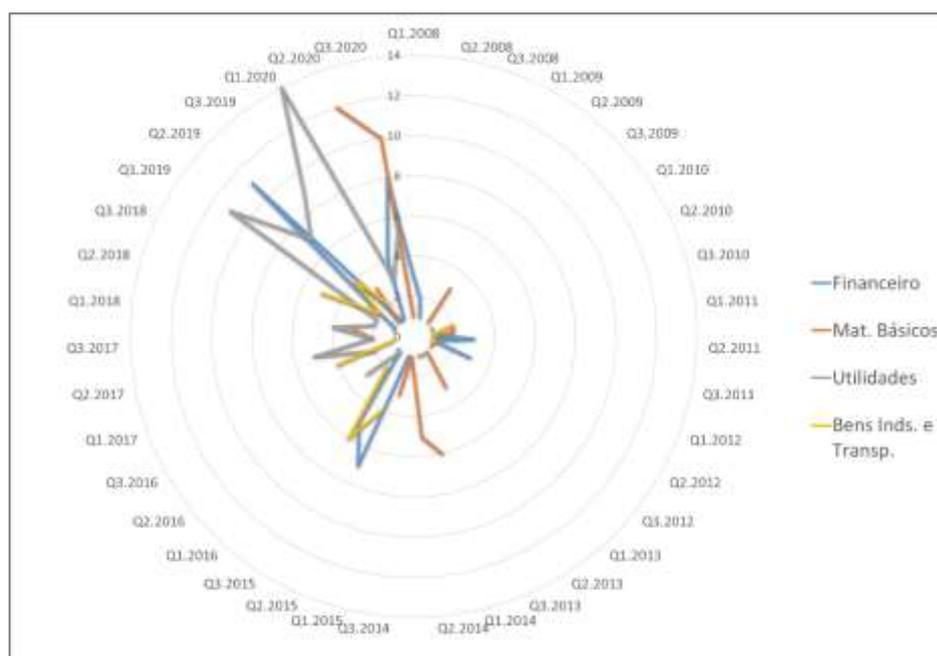
(conclusão)

Setor	Formados	Pares com posição aberta
Financeiro	21,12%	20,09%
Materiais Básicos	21,45%	15,63%
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	5,94%	5,36%
Saúde	0,33%	0%
Utilidades	26,40%	28,13%

Fonte: O autor, 2021.

Os resultados demonstram que o volume de pares formados e negociados foram mais expressivos entre 2018 e 2020, com elevações pontuais em 2017, 2015 e 2014. Para todo o período, a quantidade de pares formados acima de 10, por exemplo, foi registrada em 9 quadrimestres, enquanto o número de pares negociados acima de 10 ocorreu em 5 quadrimestres. Cerca de 74% do total de 303 pares formados apresentou pelo menos um sinal de entrada para negociação. Conforme a Tabela 4, o volume de pares formados e de posição aberta concentram-se nos setores financeiro, de materiais básicos, de utilidades e de bens industriais e transportes.

Figura 2 - Pares cointegrados dos principais setores por quadrimestre



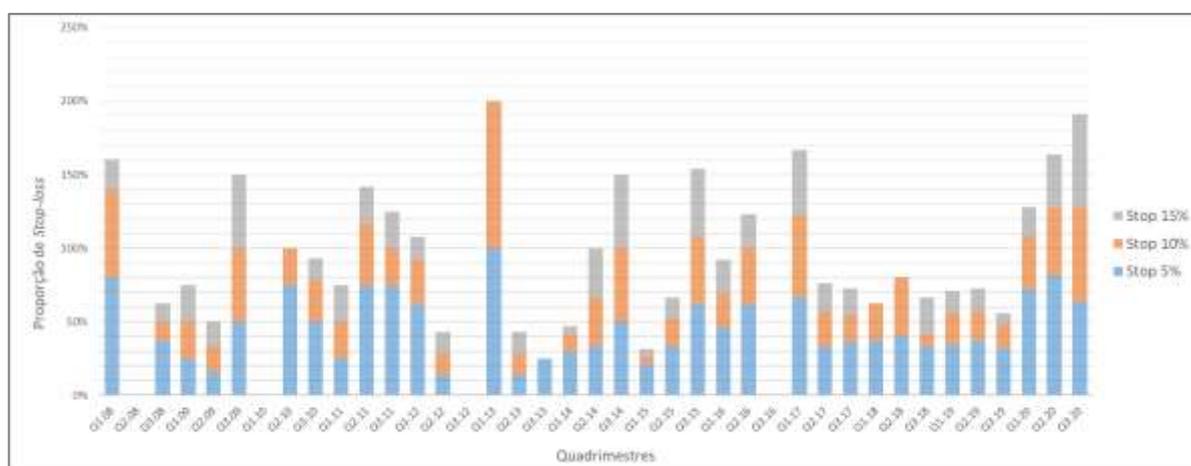
Fonte: O autor, 2021.

A Figura 2 apresenta como se deu a distribuição da quantidade dos pares cointegrados, por quadrimestre, nesses quatro setores de destaque ao longo de todo o período de análise. Verifica-se que as participações dos setores não são continuamente presentes. Além disso, cada setor demonstra predominância sobre os demais em determinados períodos.

O setor de utilidades destaca-se visivelmente entre o primeiro quadrimestre de 2019 e primeiro quadrimestre de 2020. A expressividade na formação de pares do setor de materiais básicos se manifesta nos dois últimos quadrimestres do período analisado. Em relação ao setor financeiro, podem-se destacar as quantidades mais expressivas de pares cointegrados formados em 2020, 2019 e 2015. Não obstante historicamente em menor quantidade, o setor de bens industriais e transportes também se encontra entre os setores que mais forneceram pares cointegrados, com relevância mais aparente no terceiro quadrimestre de 2015. Dos pares formados, totalizaram-se 423 *tradings*, isto é, operações através dos quais houve abertura de posição.

As três políticas distintas de risco exerceram impacto na condução da manutenção das posições abertas dos pares. A Figura 3 apresenta as proporções de saídas de posição decorrentes dos três níveis de *stop-loss* considerados, a saber, 5%, 10% e 15%. O gráfico com as porcentagens empilhadas revela que a proporção de saídas acionadas pela política de *stop-loss* de 5% tendeu a ser superior ao da política de 10%, que, por sua vez, foi superior ao de 15%, para todo o período considerado. As proporções de saídas acionadas por essas três políticas em relação ao total de *tradings*, para todo o período considerado, de 2008 a 2020, foram, em média, de 45%, 30% e 20%, respectivamente.

Figura 3 – *Stop-loss* nos *tradings* dos pares cointegrados



Fonte: O autor, 2021.

Adicionalmente, a política de *stop-loss* influenciará na performance daqueles pares cujas posições seriam fechadas por ausência de sinal de saída até o encerramento do quadrimestre. Isso porque o nível de tolerância em relação à perda, estabelecido na política de *stop-loss*, determinará o grau de exigência quanto a eventuais saídas prévias da posição. Os dados dos *tradings* realizados comprovam tal impacto. Aplicando-se as políticas de *stop-loss* de 5%, 10% e 15%, as proporções de pares encerrados sem sinalização de saída em relação ao volume de *tradings* ao longo dos quadrimestres apresentaram médias de 12%, 20% e 27%, respectivamente. Tal relação inversa entre o valor da política do *stop-loss* e estes últimos valores corrobora a maior possibilidade de ocorrência de encerramento de posições sem sinalização de saída à medida que se ameniza o rigor do *stop-loss* de referência.

Tabela 5 - Resultados por período: cointegração – *stop loss* 5%

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
2008 a 2020	Retorno Acumulado	-17,84%
	Lucro Acumulado	- R\$ 12.076,52
	Retorno Anual Máximo	25,63%
	Retorno Anual Mínimo	-8,53%
	Pares Quadrimestrais Positivos	84
	Pares Quadrimestrais Negativos	140
Anual	Retorno Médio	-1,37%
	Desvio-Padrão	0,09
	Curtose	0,69
	Assimetria	0,97
Quadrimestral	Retorno Médio	-0,46%
	Desvio-Padrão	5,79%
	Curtose	10,06
	Assimetria	2,39

Fonte: O autor, 2021.

A Tabela 5 apresenta, respectivamente, os principais resultados estatísticos de retorno para todo o período considerado, de 2008 a 2020, para os anos e para os quadrimestres, referentes às negociações com a estratégia de *stop-loss* de 5%. O retorno acumulado de todo o período considerado foi de -17,84%. Em termos monetários, registrou-se um prejuízo de R\$ 12.076,52. Ademais, os resultados das estatísticas de dispersão quadrimestrais demonstram considerável variabilidade do retorno. A performance negativa dos retornos da estratégia é verificada também através dos retornos e dos índices de Sharpe anuais, conforme verificado na Tabela 6. Por fim, cabe observar que a quantidade de pares quadrimestrais negativos é

expressivamente superior à de pares quadrimestrais positivos, limitando-se a um retorno mínimo obtido de -8,53% ao ano.

Tabela 6 - Sumário estatístico: cointegração – *stop loss* 5%

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio-Padrão</b>	<b>Índice Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2020	-9,36%	1,01%	-12,05	-3,77%	-1,96%
2019	-3,12%	0,88%	-10,30	-2,04%	-0,39%
2018	11,63%	2,44%	2,13	1,06%	5,46%
2017	5,30%	3,98%	-1,16	-0,84%	6,35%
2016	-3,22%	2,64%	-6,53	-4,08%	0,86%
2015	-6,09%	2,37%	-8,17	-3,70%	0,68%
2014	3,63%	5,18%	-1,39	-4,64%	5,19%
2013	-1,71%	6,40%	-1,53	-6,67%	6,09%
2012	-4,57%	4,63%	-2,80	-6,72%	2,15%
2011	-14,13%	3,13%	-8,23	-7,12%	-1,18%
2010	-6,91%	5,45%	-3,06	-8,53%	1,62%
2009	-7,58%	5,04%	-3,46	-8,34%	0,63%
2008	18,28%	16,95%	0,35	-4,57%	25,63%

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 7 - Resultados por período: cointegração – *stop loss* 10%

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
2008 a 2020	Retorno Acumulado	15,62%
	Lucro Acumulado	R\$ 14.823,71
	Retorno Anual Máximo	25,63%
	Retorno Anual Mínimo	-10,78%
	Pares Quadrimestrais Positivos	102
	Pares Quadrimestrais Negativos	122
Anual	Retorno Médio	1,20%
	Desvio-Padrão	13%
	Curtose	0,004
	Assimetria	0,43
Quadrimestral	Retorno Médio	0,40%
	Desvio-Padrão	7,45%
	Curtose	2,49
	Assimetria	1,27

Fonte: O autor, 2021.

As Tabelas 7 e 8 apresentam os resultados da estratégia de *stop-loss* de 10%. O retorno acumulado para todo o período considerado, de 2008 a 2020, totalizou-se em 21,41%, correspondente ao valor monetário positivo de R\$ 14.823,71. Não obstante positivo, o retorno médio quadrimestral registrou valor abaixo de 0,5% ao quadrimestre, bem como houve estatísticas de dispersão que indicam uma distribuição assimétrica nos retornos quadrimestrais. Em termos anuais, o retorno médio supera 1,0% ao ano com níveis de dispersão mais modestos, porém com índices de Sharpe ainda indicando que a estratégia não compensa o risco ao qual se sujeita comparado ao ativo livre de risco. Em direção oposta à estratégia de *stop-loss* anterior, o número de pares quadrimestres positivos passa a se aproximar do número de pares quadrimestrais negativos, de modo a gerar um retorno total acumulado positivo.

Tabela 8 - Sumário estatístico: cointegração – *stop loss* 10%

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio- Padrão</b>	<b>Índice de Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2020	-7,13%	2,84%	-3,85	-5,91%	-0,45%
2019	-2,37%	1,88%	-4,45	-2,32%	1,30%
2018	16,42%	5,68%	1,50	-0,98%	10,34%
2017	6,08%	5,60%	-0,78	-3,28%	7,82%
2016	6,72%	4,63%	-1,86	-1,69%	7,05%
2015	15,35%	11,33%	0,07	-3,78%	17,55%
2014	3,89%	8,66%	-0,94	-8,27%	8,94%
2013	-7,73%	8,44%	-1,84	-10,13%	6,56%
2012	-7,83%	4,59%	-3,55	-7,94%	0,03%
2011	-17,70%	4,17%	-7,36	-10,78%	-2,49%
2010	1,62%	7,69%	-0,85	-6,04%	9,23%
2009	-3,39%	3,80%	-5,72	-8,34%	-1,54%
2008	33,26%	16,02%	0,90	-6,30%	25,63%

Fonte: O autor, 2021.

Assim como a estratégia anterior, as negociações com *stop-loss* de 15% produziram um retorno acumulado positivo para o período considerado, de 2008 a 2020, com um total de 20,16%, que gerou um saldo positivo monetário de R\$ 6.371,84. Analisando as Tabelas 9 e 10, verifica-se que as distâncias entre os desvios-padrões e os retornos médios, quadrimestral e anual, indicam o peso da volatilidade na performance da estratégia. Não obstante um aumento de índices de Sharpe positivos, o desempenho anual foi negativo em sua maioria. O retorno mínimo anual dos portfólios quadrimestrais restringiu-se a -10,78% ao ano. Além

disso, a política de risco considerada resultou em um número de pares quadrimestrais positivos superior ao de pares quadrimestrais negativos.

Tabela 9 - Resultados por período: cointegração – *stop loss* 15%

Período	Descrição do Retorno	Resultado
2008 a 2020	Retorno Acumulado	20,16%
	Lucro Acumulado	R\$ 6.371,84
	Retorno Anual Máximo	25,63%
	Retorno Anual Mínimo	-10,78%
	Pares Quadrimestrais Positivos	116
	Pares Quadrimestrais Negativos	108
Anual	Retorno Médio	1,55%
	Desvio-Padrão	16,14%
	Curtose	0,50
	Assimetria	0,56
Quadrimestral	Retorno Médio	0,52%
	Desvio-Padrão	7,71%
	Curtose	1,82
	Assimetria	1,02

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 10 - Sumário estatístico: cointegração – *stop loss* 15%

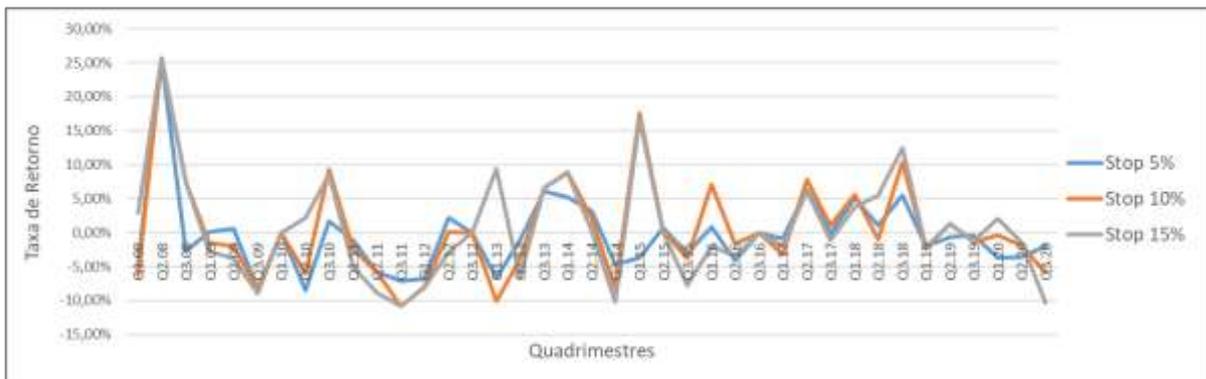
Ano	Retorno Anual	Desvio-Padrão	Índice de Sharpe	Mínimo	Máximo
2020	-9,70%	6,42%	-1,94	-10,38%	2,07%
2019	-2,13%	1,75%	-4,63	-2,12%	1,25%
2018	21,79%	4,63%	3,32	3,76%	12,51%
2017	2,95%	4,45%	-1,57	-2,04%	6,09%
2016	-5,42%	1,73%	-11,24	-3,44%	0,00%
2015	9,10%	12,47%	-0,33	-7,70%	16,71%
2014	-1,22%	9,47%	-1,27	-10,18%	8,73%
2013	9,35%	8,55%	0,15	-6,62%	9,41%
2012	-11,02%	4,14%	-4,69	-8,16%	0,00%
2011	-24,65%	2,90%	-12,51	-10,78%	-5,07%
2010	10,67%	4,41%	0,21	0,00%	8,50%
2009	-15,47%	3,32%	-7,63	-8,94%	-2,72%
2008	35,92%	12,05%	1,95	2,88%	25,63%

Fonte: O autor, 2021.

A Figura 4 apresenta o desempenho quadrimestral dos retornos gerados pelos pares cointegrados para o período considerado. Os resultados estão dispostos de forma consolidada

por cada categoria de política de *stop-loss* aplicada. Um pouco mais da metade dos retornos quadrimestrais dos três níveis de *stop-loss* foi negativo. Destaca-se o pico acima de 25% ao quadrimestre no segundo quadrimestre de 2008 para os três resultados, sendo seguido de queda expressiva e se mantendo em níveis negativos nos períodos imediatamente à frente, pós-crise dos *subprimes*. Os anos posteriores seguiram de forma oscilante em patamares negativos, com demonstrações de reações pontuais em 2014 e 2015, em que pese a crise econômica e política que se desenvolvida no último ano. A partir de 2017, os resultados prevaleceram em níveis positivos, retornando para resultados negativos a partir de 2019 em diante, período em que diversas economias sofriam os efeitos adversos da pandemia de COVID-19.

Figura 4 – Retornos quadrimestrais dos pares cointegrados



Fonte: O autor, 2021.

## 6.2 Correlação Condicional Dinâmica

A Tabela 11 mostra a quantidade de pares formados com média de DCC acima de 0,7, totalizando 543 pares, expressivamente superior ao volume de pares cointegrados. Desse total, cerca de 74% dos pares apresentaram sinal de entrada nas operações. Mais da metade dos quadrimestres apresentaram uma quantidade superior a 10 pares formados. Os pares que apresentaram abertura de posição efetuaram um total de 938 *tradings* conjuntamente.

Tabela 11 - Quantitativo de pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,70

<b>Quadrimestre</b>	<b>Pares formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>	<b>Tradings</b>
Q3/2020	31	18	28
Q2/2020	32	14	17
Q1/2020	15	14	37
Q3/2019	19	12	6
Q2/2019	9	7	19
Q1/2019	15	12	7
Q3/2018	16	11	18
Q2/2018	17	15	22
Q1/2018	20	17	30
Q3/2017	25	20	41
Q2/2017	17	12	28
Q1/2017	20	15	28
Q3/2016	18	17	32
Q2/2016	15	12	24
Q1/2016	13	13	29
Q3/2015	13	12	24
Q2/2015	18	17	46
Q1/2015	17	17	53
Q3/2014	6	6	21
Q2/2014	4	4	5
Q1/2014	8	7	11
Q3/2013	7	7	18
Q2/2013	7	7	37
Q1/2013	8	7	12
Q3/2012	10	8	26
Q2/2012	17	17	36
Q1/2012	17	17	34
Q3/2011	9	9	31
Q2/2011	6	6	23
Q1/2011	6	4	9
Q3/2010	13	13	24
Q2/2010	12	5	15
Q1/2010	20	18	32
Q3/2009	14	14	24
Q2/2009	19	9	17
Q1/2009	16	5	16
Q3/2008	3	2	12
Q2/2008	5	3	17
Q1/2008	6	6	29
<b>Total</b>	<b>543</b>	<b>429</b>	<b>938</b>

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 12 - Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,7 por setor de atuação

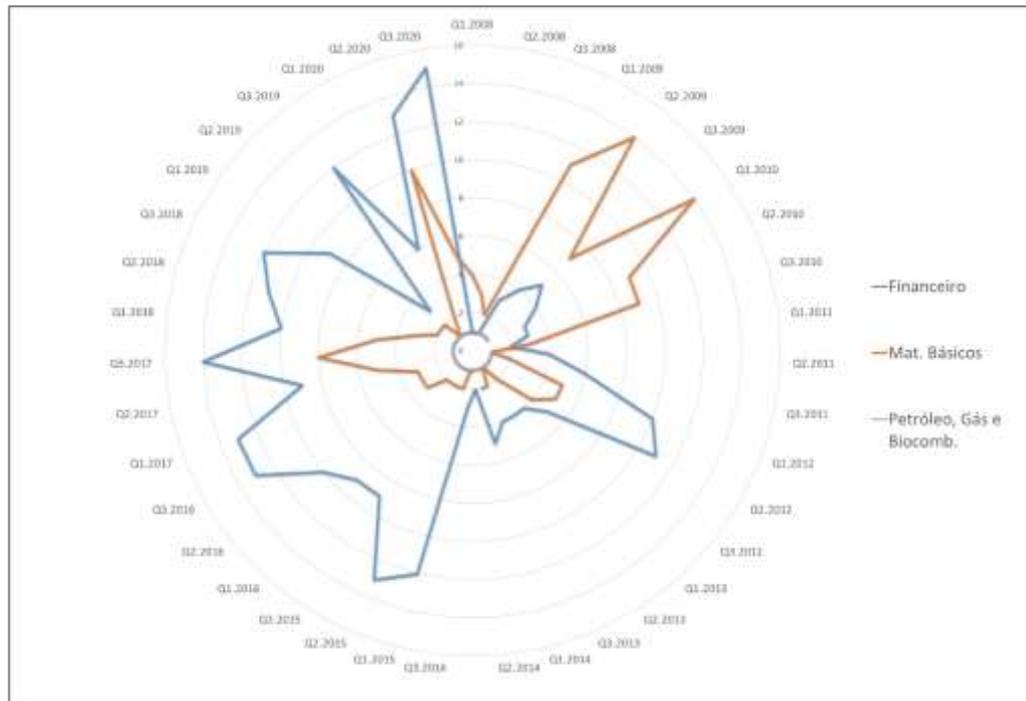
<b>Ações</b>	<b>Formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>
Bens Industriais e Transportes	1,84%	1,17%
Alimentos	0%	0%
Consumo Não Cíclico	0%	0%
Comércio	1,66%	1,63%
Vestuário	0%	0%
Construção Civil	0,37%	0,23%
Diversos	0,74%	0,70%
Imobiliário	2,39%	3,03%
Financeiro	51,20%	56,41%
Materiais Básicos	30,02%	23,31%
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	6,63%	8,16%
Saúde	0%	0%
Utilidades	5,16%	5,36%

Fonte: O autor, 2021.

Segundo a Tabela 12, os pares do setor financeiro estiveram presentes em mais da metade dos pares formados, seguidos pelos pares do setor de materiais básicos, e, em menor presença, mas de forma constante, o do setor de petróleo, gás e biocombustíveis. A Figura 5 demonstra como tais setores fornecem pares formados, por quadrimestre, em quase a totalidade do período analisado, cada um com seu respectivo padrão de volume de formação. O setor financeiro prevalece em quase toda extensão do intervalo de tempo da pesquisa, sendo superado pelo setor de materiais básicos apenas entre 2008 e o primeiro quadrimestre de 2011. A presença contínua do par formado pelo setor de petróleo, gás e biocombustíveis está representada na circunferência central do gráfico.

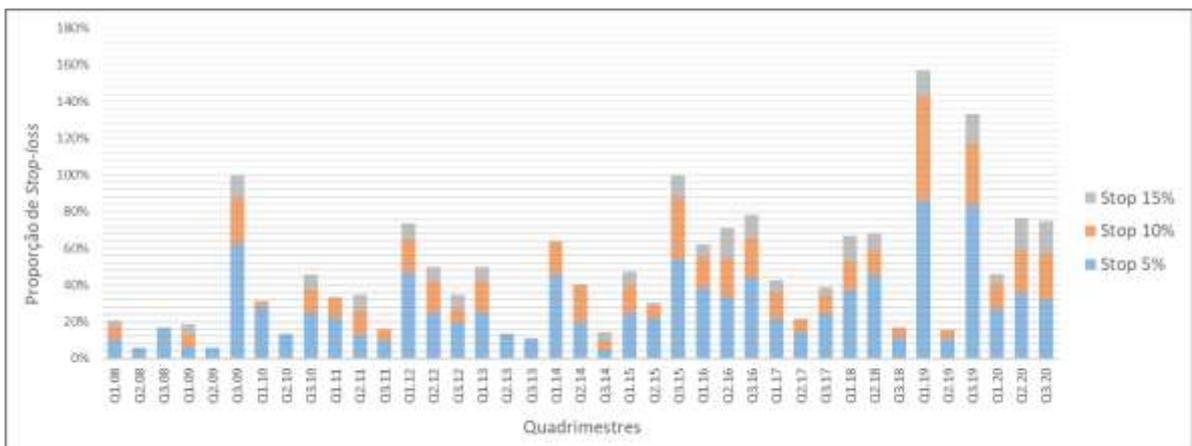
Do total de *tradings* realizados, as saídas de posição decorrentes das políticas de *stop-loss* de 5%, 10% e 15% representaram, em média por quadrimestre, 28%, 13% e 6%, respectivamente. A Figura 6 evidencia a tendência de maior volume de acionamentos de saída de posição para *stop-loss* de menor valor. As estratégias aplicadas com *stop-loss* de 5%, 10% e 15% apresentaram, respectivamente, em média, 18%, 32% e 38% de *tradings* sem sinalização de saída até o final em cada quadrimestre, para todo o período de 2008 a 2020.

Figura 5 - Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,7 por quadrimestre



Fonte: O autor, 2021.

Figura 6 – *Stop-loss* nos *tradings* dos pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,7



Fonte: O autor, 2021.

Conforme as Tabelas 13 e 14, o retorno acumulado de todo o período considerado, de 2008 a 2020, das operações dos pares cujas médias de DCC superam 0,7, e aos quais aplicou-se a estratégia de *stop-loss* de 5%, apresentou resultado positivo de 81,61%, perfazendo um total de R\$ 46.322,00. Em que pese o resultado positivo, a quantidade de pares quadrimestrais negativos superou a quantidade de pares quadrimestrais positivos. Os melhores retornos anuais ocorreram nos três primeiros anos, passando por resultados

negativos ao longo dos anos intermediários, encerrando-se com retornos positivos nos quatro últimos anos. Verifica-se através dos índices de Sharpe anuais que apenas os primeiros anos e o último ano produziram retornos capazes de compensar o risco incorrido com as operações.

Tabela 13 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 5%

Período	Descrição do Retorno	Resultado
2008 a 2020	Retorno Acumulado	81,61%
	Lucro Acumulado	R\$ 46.322,00
	Retorno Anual Máximo	13,55%
	Retorno Anual Mínimo	-5,20%
	Pares Quadrimestrais Positivos	204
	Pares Quadrimestrais Negativos	225
Anual	Retorno Médio	6,28%
	Desvio-Padrão	0,10
	Curtose	1,68
	Assimetria	1,27
Quadrimestral	Retorno Médio	2,09%
	Desvio-Padrão	4,74%
	Curtose	0,60
	Assimetria	0,94

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 14 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 5%

Ano	Retorno Anual	Desvio-Padrão	Índice de Sharpe	Mínimo	Máximo
2020	9,44%	3,06%	2,18	0,61%	6,55%
2019	3,54%	3,22%	-0,75	-1,79%	4,60%
2018	0,35%	3,81%	-1,59	-2,92%	4,40%
2017	8,32%	1,90%	-0,85	1,51%	4,96%
2016	-2,02%	2,44%	-6,57	-2,35%	2,12%
2015	-3,63%	3,55%	-4,74	-5,20%	1,61%
2014	1,12%	3,68%	-2,64	-3,84%	2,96%
2013	-1,60%	2,38%	-4,05	-2,83%	1,93%
2012	-2,39%	1,16%	-9,31	-2,12%	0,02%
2011	8,82%	2,48%	-1,12	1,00%	5,73%
2010	13,08%	7,24%	0,46	-0,35%	12,70%
2009	16,87%	9,70%	0,72	-5,19%	13,55%
2008	29,71%	3,76%	4,61	5,97%	13,47%

Fonte: O autor, 2021.

Através dos valores das Tabelas 15 e 16, observa-se que a adoção da estratégia de *stop-loss* de 10% contribuiu para a obtenção do retorno de 91,25% acumulado de 2008 a 2020, gerando um valor total de R\$ 44.586,45 em termos monetários. Os retornos expressivos dos primeiros anos, com destaque para o ano de 2008, ditaram a performance de todo o período de *trading*, na medida em que os resultados negativos nos anos intermediários foram relativamente pequenos. As estatísticas de dispersão indicam essa variabilidade dos retornos com os resultados positivos fortemente concentrados. Dado o *stop-loss* aplicado, o menor retorno anual entre os portfólios quadrimestrais foi de -7,49% ao ano, de modo que o volume de pares quadrimestrais positivos foi superior ao de pares quadrimestrais negativos. Os índices de Sharpe anuais apresentaram desempenho similar ao da estratégia de *stop-loss* anterior.

Tabela 15 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 10%

Período	Descrição do Retorno	Resultado
2008 a 2020	Retorno Acumulado	91,25%
	Lucro Acumulado	R\$ 44.586,45
	Retorno Anual Máximo	25,67%
	Retorno Anual Mínimo	-7,49%
	Pares Quadrimestrais Positivos	229
	Pares Quadrimestrais Negativos	200
Anual	Retorno Médio	7,02%
	Desvio-Padrão	0,13%
	Curtose	5,58
	Assimetria	2,15
Quadrimestral	Retorno Médio	2,34%
	Desvio-Padrão	6,09%
	Curtose	4,85
	Assimetria	1,74

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 16 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 10%

(continua)

Ano	Retorno Anual	Desvio-Padrão	Índice de Sharpe	Mínimo	Máximo
2020	6,42%	3,41%	1,08	-0,84%	5,86%
2019	3,21%	3,39%	-0,81	-1,94%	4,74%
2018	-0,09%	3,98%	-1,63	-2,49%	4,57%

Tabela 16 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 10%  
(conclusão)

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio-Padrão</b>	<b>Índice de Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2017	10,60%	1,27%	0,53	2,36%	4,88%
2016	-0,77%	3,54%	-4,17	-2,48%	3,82%
2015	-4,30%	5,26%	-3,34	-7,49%	1,87%
2014	-1,28%	3,16%	-3,83	-3,97%	2,09%
2013	-1,67%	3,23%	-3,01	-3,83%	2,63%
2012	-2,75%	0,85%	-13,16	-1,86%	-0,21%
2011	7,95%	2,93%	-1,25	-0,46%	5,35%
2010	15,80%	7,80%	0,78	0,05%	14,23%
2009	14,12%	9,52%	0,45	-6,12%	11,76%
2008	44,00%	10,44%	3,03	4,89%	25,67%

Fonte: O autor, 2021.

As Tabelas 17 e 18 apresentam o retorno acumulado, durante o período de 2008 a 2020, obtido ao se aplicar o *stop-loss* de 15%, totalizando 83,68%, apresentando um ganho monetário de R\$ 57.730,07. Assim como a estratégia anterior de *stop-loss*, o resultado de 2008 exerce impacto expressivo no resultado total. Dos retornos anuais seguintes, apenas o de 2017 superou o valor de 10% ao ano. Os índices de Sharpe anuais simularam o desempenho das duas estratégias de *stop-loss* anteriores. Não obstante, os resultados anuais negativos foram menores. O resultado positivo de todo o período é reforçado pela quantidade expressivamente superior dos pares quadrimestrais positivos em relação à de pares quadrimestrais negativos.

Tabela 17 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 15%  
(continua)

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
2008 a 2020	Retorno Acumulado	103,40%
	Lucro Acumulado	R\$ 57.730,07
	Retorno Anual Máximo	25,67%
	Retorno Anual Mínimo	-6,04%
	Pares Quadrimestrais Positivos	249
	Pares Quadrimestrais Negativos	180
Anual	Retorno Médio	7,95%
	Desvio-Padrão	0,13%
	Curtose	6,49
	Assimetria	2,34

Tabela 17 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,7 - *stop loss* 15%  
(conclusão)

Período	Descrição do Retorno	Resultado
Quadrimestral	Retorno Médio	2,65%
	Desvio-Padrão	6,12%
	Curtose	4,20
	Assimetria	1,64

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 18 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,70 - *stop loss* 15%

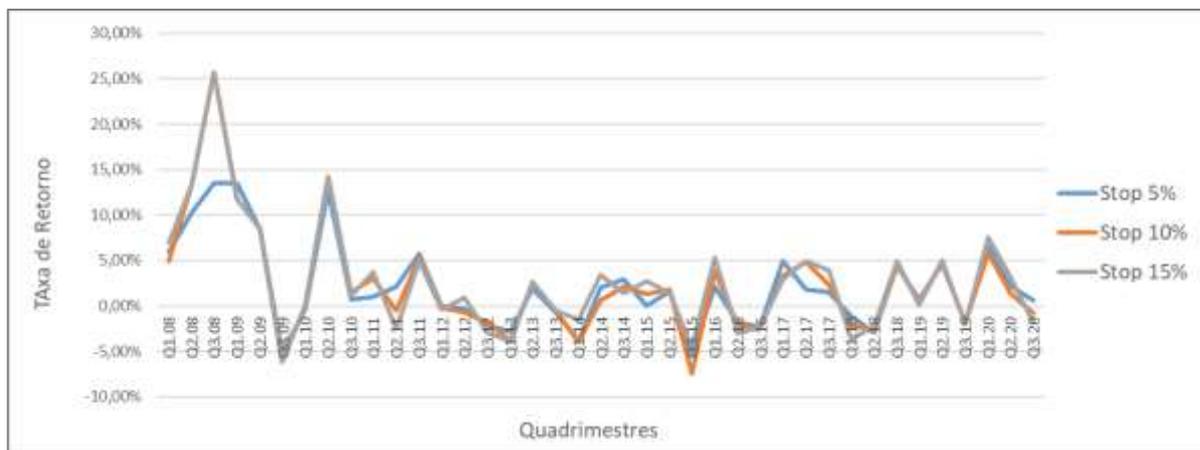
Ano	Retorno Anual	Desvio-Padrão	Índice de Sharpe	Mínimo	Máximo
2020	8,93%	4,66%	1,33	-1,80%	7,51%
2019	3,13%	3,64%	-0,78	-2,05%	5,06%
2018	-1,04%	4,64%	-1,61	-3,64%	4,96%
2017	11,76%	1,05%	1,75	2,88%	4,98%
2016	-0,04%	4,62%	-3,04	-2,99%	5,31%
2015	-0,44%	3,89%	-3,51	-4,58%	2,72%
2014	3,33%	2,45%	-3,05	-1,49%	3,38%
2013	-1,74%	3,26%	-3,00	-3,89%	2,63%
2012	-2,43%	1,92%	-5,63	-2,91%	0,87%
2011	6,24%	4,00%	-1,34	-2,48%	4,96%
2010	5,13%	7,90%	0,71	0,05%	14,23%
2009	4,73%	9,47%	0,46	-6,04%	11,76%
2008	46,10%	9,48%	3,56	6,99%	25,67%

Fonte: O autor, 2021.

A Figura 7 apresenta os retornos quadrimestrais dos *tradings* dos pares DCC-GARCH 0,7 para as categorias de *stop-loss* aplicadas. Verifica-se que as três performances seguem trajetória similar, gerando-se retornos positivos em um pouco mais da metade dos quadrimestres. No terceiro quadrimestre de 2008, há o pico do período considerado, seguido de expressiva queda no ano seguinte, quando se seguiam as quedas dos mercados globais em decorrência da crise financeira americana. Após uma significativa reação positiva em 2010, os resultados têm sido desempenhados de forma lateralizada, com uma queda pontual de destaque no terceiro quadrimestre de 2015, período em que aumentou os rumores e incertezas políticas associadas ao *impeachment* presidencial, mas prosseguindo com oscilações entre cerca de -2,5% e 5% ao quadrimestre, com uma leve tendência de alta. No entanto, a partir de

o primeiro quadrimestre de 2020, os retornos passaram a sinalizar a tendência para queda, coerente com os efeitos adversos econômicos que assolam as economias globais em decorrência da pandemia e COVID-19.

Figura 7 – Retornos quadrimestrais dos pares DCC-GARCH 0,70



Fonte: O autor, 2021.

Como forma de analisar a sensibilidade sobre os pares formados decorrentes de uma média de DCC mais rígida do que o valor de referência anterior, o presente estudo, adicionalmente, testou os resultados para pares de média de DCC acima de 0,80. Conforme a Tabela 19, do total dos possíveis pares de cada setor, 247 pares apresentaram o nível de correlação dinâmica mais rígida requerida, dos quais cerca de 88% apresentaram sinais de entrada nas operações.

Tabela 19 - Quantitativo de pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80

(continua)

Quadrimestre	Pares formados	Pares com posição aberta	Tradings
Q3/2020	16	9	17
Q2/2020	12	7	9
Q1/2020	6	6	12
Q3/2019	9	7	3
Q2/2019	5	4	9
Q1/2019	7	6	4
Q3/2018	9	6	12
Q2/2018	8	8	13
Q1/2018	8	7	20
Q3/2017	10	9	20
Q2/2017	10	9	24

Tabela 19 - Quantitativo de pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80

(conclusão)

<b>Quadrimestre</b>	<b>Pares formados</b>	<b>Pares com posição aberta</b>	<b>Tradings</b>
Q1/2017	8	7	10
Q3/2016	9	9	10
Q2/2016	7	7	13
Q1/2016	4	4	8
Q3/2015	8	8	13
Q2/2015	10	10	34
Q1/2015	10	10	46
Q3/2014	3	3	16
Q2/2014	3	3	4
Q1/2014	6	5	9
Q3/2013	5	5	16
Q2/2013	4	4	28
Q1/2013	5	5	9
Q3/2012	5	5	16
Q2/2012	9	9	22
Q1/2012	6	6	9
Q3/2011	6	6	26
Q2/2011	3	3	11
Q1/2011	2	2	6
Q3/2010	4	4	6
Q2/2010	3	2	2
Q1/2010	6	6	15
Q3/2009	7	7	10
Q2/2009	6	4	9
Q1/2009	4	2	7
Q3/2008	1	1	1
Q2/2008	2	2	9
Q1/2008	1	1	13
<b>Total</b>	<b>247</b>	<b>218</b>	<b>521</b>

Fonte: O autor, 2021.

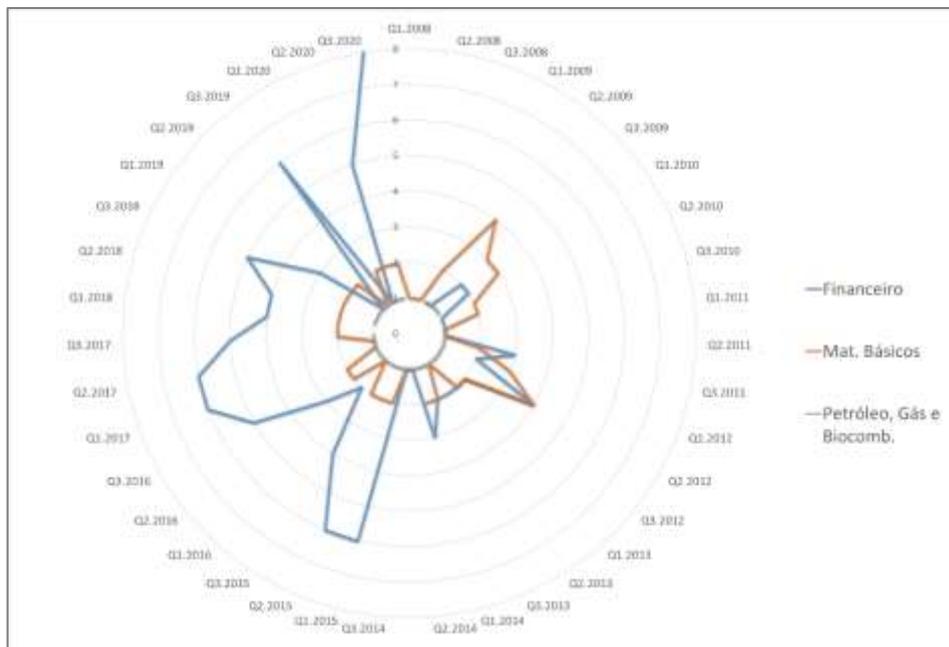
Assim, verifica-se que, com um valor de referência mais restrito, o número de pares formados reduziu-se para menos da metade. De acordo com a Tabela 20, os pares formados e negociados concentraram-se nos setores financeiro, de materiais básicos e de petróleo, gás e biocombustíveis, assim como ocorreu com o critério de correlação dinâmica anterior. A Figura 8 demonstra participação quase totalmente contínua do par formado pelo setor de petróleo, gás e biocombustíveis. A relevância do setor financeiro se manifesta com maior intensidade na segunda metade do período analisado. Por sua vez, o setor de materiais básicos prevalece entre 2008 e o segundo quadrimestre de 2012.

Tabela 20 - Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 por setor de atuação

Setor	Formados	Pares com posição aberta
Bens Industriais e Transportes	1,21%	0,46%
Alimentos	0%	0%
Consumo Não Cíclico	0%	0%
Comércio	1,62%	1,83%
Vestuário	0%	0%
Construção Civil	0%	0%
Diversos	0,81%	0,92%
Imobiliário	0,40%	0,46%
Financeiro	45,34%	46,79%
Materiais Básicos	29,15%	26,61%
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	13,77%	15,14%
Saúde	0%	0%
Utilidades	7,69%	7,80%

Fonte: O autor, 2021.

Figura 8 - Pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 por quadrimestre

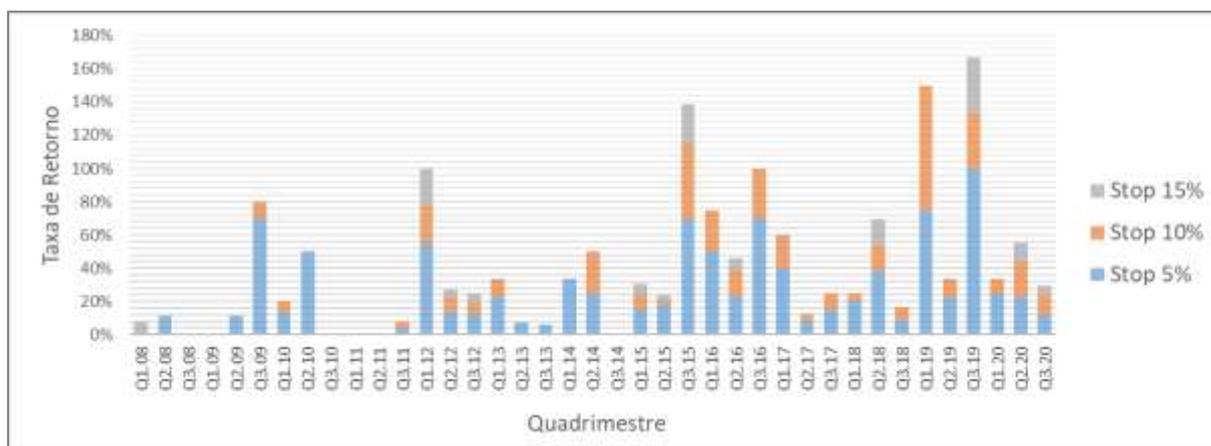


Fonte: O autor, 2021.

A quantidade de *tradings* realizados pelos pares totalizou 521 para todo o período considerado. De tais operações, 25%, 11% e 4% correspondem à média quadrimestral de saídas de posição pelos acionamentos de *stop-loss* dos níveis de 5%, 10% e 15%, respectivamente. Em consonância com os resultados anteriores, a Figura 9 apresenta a maior

quantidade de saídas de posição para os níveis de *stop-loss* mais reduzidos. Por seu turno, as proporções de saídas sem sinalização até o fim de cada quadrimestre considerado representam, em média, 23%, 28% e 44% dos *tradings*, para as estratégias aplicadas àqueles três níveis de *stop-loss*, respectivamente.

Figura 9 – *Stop-loss* nos *tradings* dos pares DCC-GARCH com correlação superior a 0,80



Fonte: O autor, 2021.

As Tabelas 21 e 22 mostram os resultados de 2008 a 2020 para o *stop-loss* de 5%, totalizando um retorno acumulado de 54,33% para o período, correspondente a um valor monetário total de R\$ 8.652,29. Os índices de Sharpe anuais indicam que a estratégia não compensou, na maior parte do período considerado, o risco de se aplicar em um investimento alternativo ao ativo livre de risco. O ano de 2008 foi o ano de maior retorno seguido pelo ano de 2011. O *stop-loss* aplicado resultou em um mínimo de retorno de -7,06% ao ano, bem como na igualdade entre as quantidades de pares quadrimestrais positivos e negativos.

Tabela 21 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 5%  
(continua)

Período	Descrição do Retorno	Resultado
2008 a 2020	Retorno Acumulado	54,33%
	Lucro Acumulado	R\$ 8.652,29
	Retorno Anual Máximo	29,23%
	Retorno Anual Mínimo	-7,06%
	Pares Quadrimestrais Positivos	109
	Pares Quadrimestrais Negativos	109

Tabela 21 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 5%  
(conclusão)

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
Anual	Retorno Médio	4,18%
	Desvio-Padrão	0,13%
	Curtose	4,86
	Assimetria	2,00
Quadrimestral	Retorno Médio	1,62%
	Desvio-Padrão	6,25%
	Curtose	9,56
	Assimetria	2,46

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 22 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 5%

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio-Padrão</b>	<b>Índice Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2020	9,36%	1,48%	4,48	1,54%	4,45%
2019	-5,00%	1,90%	-5,78	-3,44%	0,33%
2018	-0,80%	2,73%	-2,65	-3,07%	2,38%
2017	4,92%	2,71%	-1,85	-0,98%	4,42%
2016	-10,33%	3,76%	-6,48	-6,77%	0,63%
2015	-5,07%	4,65%	-3,94	-7,06%	1,06%
2014	1,90%	3,45%	-2,58	-3,29%	3,22%
2013	0,67%	3,40%	-2,17	-3,43%	3,31%
2012	-3,07%	2,15%	-5,34	-3,47%	0,55%
2011	17,58%	2,31%	2,59	3,24%	7,59%
2010	0,90%	1,72%	-4,10	-0,88%	2,55%
2009	3,49%	10,34%	0,06	-5,90%	14,57%
2008	39,78%	14,54%	1,88	0,78%	29,23%

Fonte: O autor, 2021.

As Tabelas 23 e 24 apresentam os resultados para a estratégia de *stop-loss* de 10%. O resultado acumulado para tal estratégia foi superior ao da estratégia anterior, gerando um retorno acumulado de 57,20% para o período de 2008 a 2020, e um valor monetário de R\$ 10.977,27. A relevância dos primeiros anos para o retorno de todo o período encontra-se indicado nos retornos referentes aos índices de Sharpe anuais. Em consonância com a medida de risco de referência, o retorno mínimo anual foi de -10,60% ao ano, bem como o

número de pares quadrimestrais positivos ficou acima do número de pares quadrimestrais negativos.

Tabela 23 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 10%

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
2008 a 2020	Retorno Acumulado	57,20%
	Lucro Acumulado	R\$ 10.977,27
	Retorno Anual Máximo	29,23%
	Retorno Anual Mínimo	-10,60%
	Pares Quadrimestrais Positivos	120
	Pares Quadrimestrais Negativos	98
Anual	Retorno Médio	4,40%
	Desvio-Padrão	0,14
	Curtose	5,74
	Assimetria	2,17
Quadrimestral	Retorno Médio	1,74%
	Desvio-Padrão	6,70%
	Curtose	6,95
	Assimetria	1,98

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 24 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 10%

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio-Padrão</b>	<b>Índice de Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2020	7,89%	1,38%	3,71	1,40%	4,13%
2019	-6,72%	0,77%	-16,53	-3,11%	-1,65%
2018	-0,38%	3,50%	-1,95	-3,54%	3,45%
2017	6,62%	5,05%	-0,65	-2,26%	7,69%
2016	-10,06%	4,90%	-4,91	-8,29%	1,51%
2015	-5,51%	7,89%	-2,38	-10,60%	4,71%
2014	1,80%	2,41%	-3,74	-1,52%	3,22%
2013	0,71%	4,18%	-1,76	-4,30%	3,93%
2012	-4,27%	2,22%	-5,70	-3,95%	0,25%
2011	17,25%	2,25%	2,51	3,24%	7,59%
2010	1,22%	1,16%	-5,25	0,44%	2,55%
2009	4,13%	9,48%	0,26	-3,94%	14,57%
2008	44,53%	14,23%	2,26	0,78%	29,23%

Fonte: O autor, 2021.

Conforme as Tabelas 25 e 26, mediante a um *stop-loss* de 15%, as carteiras de pares de ativos com média de DCC acima de 0,8 tiveram sua melhor performance,

gerando um retorno de 70,24% acumulado no período de 2008 a 2020, totalizando um ganho monetário de R\$ 17.653,54. Mais uma vez, o retorno expressivo de 2008 seguido do retorno de 2017 foram importantes para o desempenho positivo acumulado. Em face da estratégia de *stop-loss* adotada, o retorno mínimo anual restringiu-se a -9,93% ao ano, e os pares quadrimestrais positivos foram mais volumosos do que os pares quadrimestrais negativos.

Tabela 25 - Resultados por período: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 15%

<b>Período</b>	<b>Descrição do Retorno</b>	<b>Resultado</b>
2008 a 2020	Retorno Acumulado	70,24%
	Lucro	R\$ 17.653,54
	Retorno Anual Máximo	29,23%
	Retorno Anual Mínimo	-9,93%
	Pares Quadrimestrais Positivos	127
	Pares Quadrimestrais Negativos	91
Anual	Retorno Médio	5,40%
	Desvio-Padrão	0,14
	Curtose	5,60
	Assimetria	2,14
Quadrimestral	Retorno Médio	2,10%
	Desvio-Padrão	6,52%
	Curtose	7,39
	Assimetria	2,08

Fonte: O autor, 2021.

Tabela 26 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 15%

(continua)

<b>Ano</b>	<b>Retorno Anual</b>	<b>Desvio- Padrão</b>	<b>Índice de Sharpe</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
2020	8,15%	0,62%	8,76	2,15%	3,37%
2019	-6,40%	1,24%	-10,01	-3,50%	-1,10%
2018	-1,64%	4,07%	-1,98	-4,68%	3,45%
2017	10,09%	4,76%	0,04	-1,66%	7,79%
2016	-1,29%	0,97%	-15,82	-1,28%	0,62%
2015	-6,50%	7,17%	-2,75	-9,93%	4,21%
2014	5,51%	2,92%	-1,81	-1,52%	3,81%

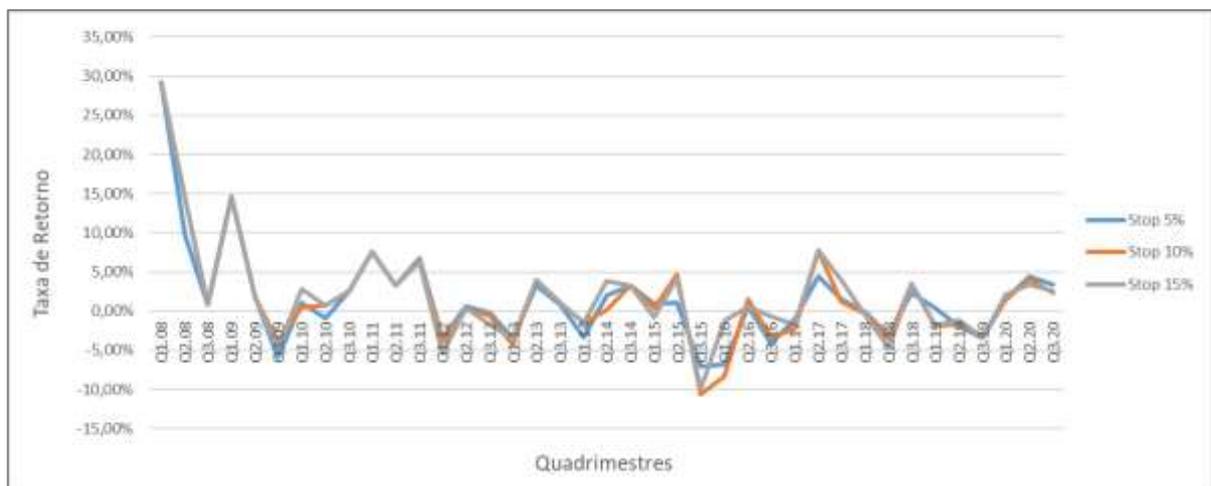
Tabela 26 - Sumário estatístico: DCC-GARCH 0,80 - *stop loss* 15%  
(conclusão)

Ano	Retorno Anual	Desvio-Padrão	Índice de Sharpe	Mínimo	Máximo
2013	1,48%	3,76%	-1,75	-3,53%	3,93%
2012	-6,73%	2,98%	-5,08	-5,47%	0,40%
2011	17,14%	2,24%	2,48	3,24%	7,59%
2010	2,02%	1,17%	-3,15	0,68%	2,83%
2009	3,87%	9,82%	0,18	-4,71%	14,57%
2008	44,53%	14,23%	2,26	0,78%	29,23%

Fonte: O autor, 2021.

A Figura 10 apresenta os retornos quadrimestrais dos pares DCC-GARCH 0,8 ao longo do tempo. Revela-se o mesmo padrão de desempenho quadrimestral observado nos retornos dos pares DCC-GARCH 0,7. Parte-se do máximo da série, seguindo-se de uma queda expressiva para, então, percorrer uma trajetória lateralizada, mas com uma banda de valores um pouco maior, variando entre cerca de -5% a um pouco mais que 5% ao quadrimestre. No percurso, destaca-se a queda acentuada no terceiro trimestre de 2015, após o qual retorna para a banda lateralizada em que se encontrara. Em comparação com os pares de média de correlação condicional dinâmica inferior, os retornos dos pares DCC-GARCH 0,8 encerram o período considerado com uma leve queda em relação ao penúltimo período, porém em um valor ainda positivo.

Figura 10 – Retornos quadrimestrais dos pares DCC-GARCH 0,80



Fonte: O autor, 2021.

### 6.3 Resultados Consolidados

Previamente à observância dos resultados das negociações, verifica-se que as estruturas dos pares formados decorrentes das distintas ferramentas estatísticas utilizadas diferem expressivamente entre si, o que exerce impacto direto nas estratégias aplicadas sobre os *tradings*. Os pares formados pela metodologia da cointegração foram mais abundantes nos dois últimos anos de operação. Cabe ressaltar que, não obstante os pares cointegrados compoem, em sua maioria, ativos dos setores financeiro, de materiais básicos, de utilidades e de bens industriais e transportes, a sua distribuição na composição dos portfólios quadrimestrais ao longo dos anos considerados não foi constante. Isto é, a presença expressiva de pares de um mesmo setor não se mostrou constante em todo o período considerado.

Por sua vez, a metodologia de correlação condicional dinâmica formou pares de ações cujas participações representadas por seus respectivos setores de atuação se fizeram mais presentes ao longo de todos os períodos de *trading*. Os setores financeiros, de materiais básicos e de petróleo, gás e biocombustíveis estiveram presentes na expressiva maioria dos *tradings* efetivamente realizados. A quantidade de pares formados pelas ações de DCC-GARCH com média de correlação acima de 0,70 foi 1,5 vez a quantidade de pares cointegrados. Por sua vez, quando se eleva a rigidez da correlação condicional dinâmica para uma média de correlação maior que 0,80, os pares formados se restringem a um número correspondente a cerca de 82% da quantidade de pares cointegrados.

Ao se confrontar o processo de formação de pares de cada metodologia a contextos de crises econômicas que ocorreram ao longo do período pesquisado, verificam-se alguns padrões que se seguem a tais fontes de volatilidade. Seguida a crise do *subprime* em 2008, o volume de pares formados pelo método DCC-GARCH com correlação superior a 0,7 elevou-se substancialmente no primeiro quadrimestre de 2009, estendendo-se até o fim de 2010, com destaque para os pares do setor de materiais básicos. Em menor magnitude, a quantidade de pares formados pelo método DCC-GARCH com correlação superior a 0,8 apresentou similar tendência. Por sua vez, a magnitude dos pares cointegrados não se demonstrou expressiva em tais contextos.

Com o decorrer da crise interna de 2015, verifica-se um salto na quantidade de pares cointegrados no segundo e terceiro quadrimestres de 2015. Além disso, foi observado aumento expressivo no volume de pares formados pelo método do DCC-GARCH, nas duas abordagens do presente estudo, tendo o setor financeiro como líder desse processo. A

elevação dos pares formados iniciou-se no primeiro quadrimestre de 2015 e se estendeu pelos anos imediatamente superiores.

No período que se seguiu ao Joesley Day, de maio de 2017, houve uma elevação expressiva dos pares formados pelo método DCC-GARCH com correlação superior a 0,7 no terceiro quadrimestre do referido ano, como resultado do aumento dos pares formados no setor financeiro e no setor de materiais básicos. Em relação aos pares do método DCC-GARCH com correlação superior a 0,8, destacam-se os pares do setor financeiro, que já apresentava uma quantidade de pares elevada no primeiro quadrimestre, replicada no segundo quadrimestre, com início de queda a partir do terceiro quadrimestre. Quanto à quantidade de pares cointegrados, verifica-se um aumento de quantidades mais expressivo dos pares do setor de utilidades no segundo quadrimestre de 2017.

Em relação ao período que se segue à greve dos caminhoneiros de maio de 2018, a quantidade de pares formados pelo método DCC-GARCH com correlação superior a 0,7 seguiu o nível elevado dos quadrimestres anteriores, principalmente em decorrência dos pares do setor financeiro, o qual apresentou duas expansões seguidas no segundo e terceiro quadrimestres daquele ano. Os pares formados pelo método DCC-GARCH com correlação superior a 0,8 seguiram tendência similar, com o setor financeiro em destaque, elevando a quantidade de seus pares no terceiro quadrimestre de 2018. Entre os pares cointegrados, a quantidade de pares do setor de bens industriais e transportes apresentou expansão no terceiro quadrimestre de 2018.

Em sequência ao surto pandêmico da COVID-19, cujos efeitos se prolongam até o final do período de análise, observam-se a elevação significativa de pares cointegrados e de pares formados pelo método DCC-GARCH. Pelo método da cointegração, os setores de utilidades, de materiais básicos e financeiro contribuem para esse desempenho ao longo do ano de 2020. Através do método DCC-GARCH, o setor financeiro e o setor de materiais básicos são aqueles de expressiva relevância para o significativo volume de pares no mesmo ano.

A Tabela 27 apresenta os retornos acumulados e consolidados de cada estratégia de arbitragem estatística testada, de acordo com cada referência de *stop-loss* adotado. Com exceção da estratégia de cointegração com *stop-loss* de 5%, todas as estratégias obtiveram retornos acumulados positivos. Comparativamente, em todas as políticas de gerenciamento de risco, as operações dos pares formados pelas estratégias de correlação condicional dinâmica apresentaram retornos acumulados substancialmente superiores. As melhores performances são atribuídas às estratégias dos pares DCC-GARCH 0,70 com *stop-loss* de 15% e dos pares

DCC-GARCH 0,70 com *stop-loss* de 10, cujos valores, respectivamente, de 103,40% e 91,25% superaram o o retorno do IBOVESPA de 89,12% para o mesmo período. Em que pese o retorno acumulado dos pares DCC-GARCH 0,70 com *stop-loss* de 5% não atingir o nível de 90% de retorno, seu resultado mostrara-se próximo ao da valorização do IBOVESPA.

Entretanto, quando a estratégia da correlação condicional dinâmica se restringe aos pares com média superior a 0,8, o potencial de retorno limitou-se a níveis inferiores, embora ainda consideravelmente acima dos retornos da estratégia de cointegração. Para essa estratégia de DCC-GARCH, a política de risco de *stop-loss* de 15% demonstrou-se mais rentável.

Tabela 27 – Retornos acumulados (2008 a 2020)

<i>Stop-Loss</i>	Cointegração	DCC-GARCH 0,70	DCC-GARCH 0,80	IBOVESPA
5%	-17,71%	81,21%	54,33%	
10%	15,62%	91,25%	57,20%	89,47%
15%	20,16%	103,40%	70,24%	

Fonte: O autor, 2021.

Quando os desempenhos das estratégias são contextualizados a eventos econômicos e financeiros, é possível analisar a sua relação com a performance do IBOVESPA. Em consequência da crise financeira mundial de 2008, o mercado acionário brasileiro reagiu imediatamente de forma negativa, registrando uma taxa de retorno entre janeiro e dezembro de 2008 de -40,22% ao ano. Conforme apresentado nos resultados empíricos, os retornos anuais das estratégias adotadas de *long-short* no presente estudo foram em direção contrária, performando os melhores retornos anuais de suas respectivas séries<sup>11</sup>. Os retornos anuais para as estratégias dos pares formados pela metodologia de DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 acumularam valores no intervalo entre 29,71% e 46,10% ao ano. As estratégias aplicadas na metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 apresentaram retornos para o mesmo ano acumulados entre 39,78% e 44,53% ao ano. As estratégias aplicadas aos pares cointegrados realizaram retornos entre 18,28% e 35,92% ao ano.

Coerente com essa relação inversa, no ano de 2009, enquanto a variação do IBOVESPA entre janeiro e dezembro foi de forte recuperação, em cerca de 70% ao ano de

<sup>11</sup> A análise dos desempenhos consolidados dos retornos anuais e trimestrais na presente seção fará referência a intervalos de valores percentuais correspondentes às estratégias aplicadas a partir dos três níveis de política de *stop-loss* a cada metodologia, a saber, cointegração, DCC-GARCH com média de correlação superior a 0,70 e DCC-GARCH com média de correlação superior a 0,80.

valorização, os retornos dos pares cointegrados apresentaram resultados negativos, e os retornos do DCC-GARCH foram consideravelmente inferiores, embora positivos. Os retornos anuais das estratégias aplicadas aos pares cointegrados para o mesmo período foram entre -15,47% e -7,58% ao ano. Os retornos anuais das estratégias aplicadas na metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 apresentaram valores entre 14,12% e 16,87% ao ano, e os retornos relativos à metodologia DCC-GARCH com correlação superior a ,080 resultaram entre 3,49% e 4,13% ao ano.

Seguindo os efeitos da crise político-econômica brasileira de 2015, o IBOVESPA apresentou resultado negativo de -10,64% ao ano de taxa de retorno entre janeiro e dezembro de 2015. Nesse período, as estratégias dos pares formados pela metodologia DCC-GARCH seguiram a tendência de resultados negativos. As estratégias aplicadas à metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 apresentaram retornos entre -4,30% e -0,44% ao ano e os resultados correspondentes à metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 foram de retornos entre cerca de -6,50% e -5,07% ao ano. Por sua vez, as estratégias dos pares cointegrados performaram positivamente no mesmo período com retornos entre 5,36% e 9,10% ao ano, com exceção da estratégia com *stop-loss* de 5%, cujo retorno foi de -6,09% ao ano.

Em 2016, ano do *impeachment* presidencial, o IBOVESPA apresentou uma valorização de 42,92% ao ano. As estratégias aplicadas aos pares cointegrados e àqueles pares formados pela metodologia DCC-GARCH desempenharam em direção contrária, prosseguindo com resultados negativos assim como no ano anterior. As estratégias correspondentes à metodologia da cointegração desempenharam retornos negativos entre -5,50% e -3,20% ao ano, exceto pela estratégia com *stop-loss* de 10%, que realizou retorno de 5,56% ao ano. Os retornos acumulados no mesmo ano para as estratégias aplicadas aos pares de DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 performaram valores entre -2,02% e -0,04% ao ano. As estratégias dos pares de DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 apresentaram retornos ainda mais negativos no intervalo entre cerca de -10,33% e -1,29% ao ano.

No quadrimestre da ocorrência do Joesley Day, ou seja, o segundo de 2017, as estratégias dos pares cointegrados estavam em ascensão, alcançando retorno entre 6,09% e 7,82% ao quadrimestre, porém, seguido de queda no terceiro quadrimestre para o nível entre -1,10% e 1,02% ao quadrimestre. O desempenho anual acumulou retornos positivos para tais estratégias entre 2,95% e 5,56% ao ano. As estratégias dos pares formados pela metodologia

de DCC-GARCH também apresentaram elevações de retorno no segundo quadrimestre, com quedas no quadrimestre seguinte, porém, permanecendo em níveis positivos.

Em relação aos pares da metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,70, os retornos das estratégias aplicadas no segundo quadrimestre estiveram entre 1,85% e 4,98% ao quadrimestre e, no quadrimestre seguinte, retornos entre 1,51% e 3,91% ao quadrimestre. As estratégias aplicadas aos pares da metodologia GARCH com correlação superior a 0,80 apresentaram retornos entre 4,42% e 7,79% ao quadrimestre e entre 1,19% e 3,96% ao quadrimestre no segundo e terceiro quadrimestre de 2017, respectivamente. Em termos anuais, as estratégias correspondentes às metodologias DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 e DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 realizaram retornos com valores nos intervalos de 8,32% a 11,76% ao ano e de 4,92% a 10,09% ao ano, respectivamente. Os retornos do IBOVESPA no segundo e terceiro quadrimestres foram iguais no valor de 6% ao quadrimestre, e a valorização no ano de 2017 do índice foi de 28,22% ao ano.

Em relação ao período da greve dos caminhoneiros em maio de 2018, as estratégias dos pares cointegrados encontravam-se com retornos no segundo quadrimestre entre -0,98% a 5,52% ao quadrimestre, seguido de elevação no quadrimestre posterior para retornos de 5,46% a 12,58% ao quadrimestre. O desempenho anual dessas estratégias foi positivo, compreendendo retornos no intervalo de 11,63% a 21,79% ao ano.

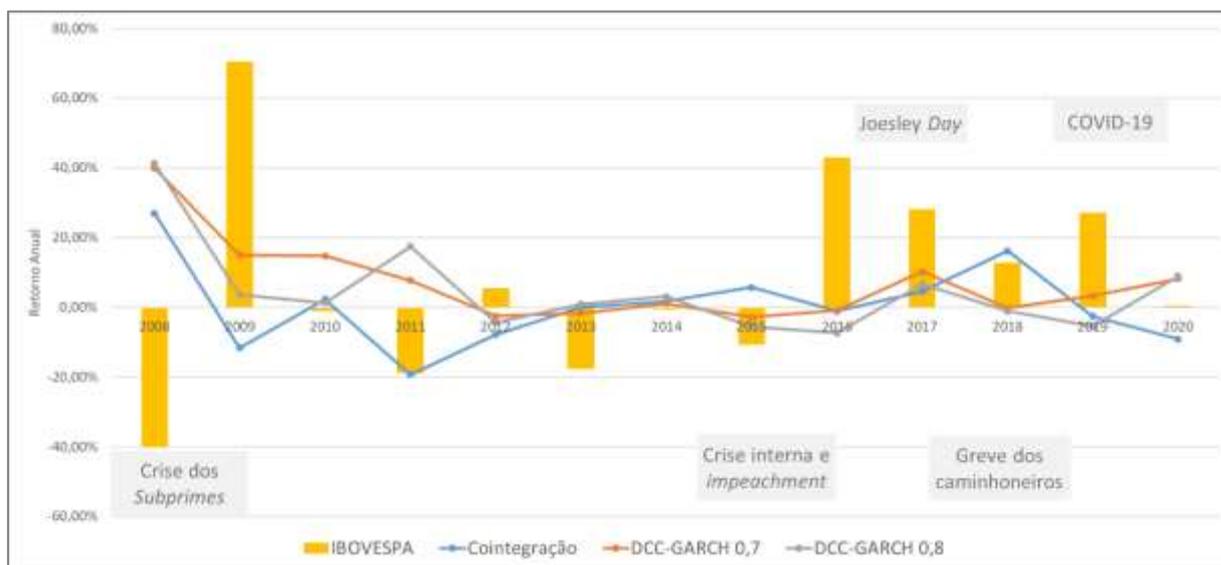
Os retornos das estratégias dos pares da metodologia DCC-GARCH apresentaram a mesma tendência em tais períodos. Os retornos dos pares das estratégias de DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 no segundo quadrimestre de 2018 estiveram entre -2,92% e -2,36% ao quadrimestre, seguida de uma elevação no terceiro quadrimestre com retornos entre 4,40% e 4,96% ao quadrimestre. Os pares das estratégias de DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 apresentaram retornos entre -4,68% e -3,07% ao quadrimestre no segundo quadrimestre e retornos entre 2,38% e 3,45% ao quadrimestre no terceiro quadrimestre. Os retornos anuais em 2018 das estratégias da metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 desempenharam valores entre -1,04% e 0,35% ao ano, enquanto que os da metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 foram entre -1,64% e -0,38% ao ano. O desempenho do IBOVESPA se deu com retornos de -9,31% ao quadrimestre no segundo quadrimestre e de 15,35% ao quadrimestre no terceiro quadrimestre. Em termos anuais, o índice valorizou-se em 12,83% ao ano.

Recentemente, a crise sanitária e humanitária da pandemia de COVID-19 assolou as economias globais, freando os resultados mais elevados do IBOVESPA registrados desde

2016. Assim sendo, a valorização entre janeiro e dezembro de 2020 do referido índice foi de 0,37% ao ano. As estratégias aplicadas pelos pares cointegrados apresentaram retornos negativos para o período, com retornos entre -9,70% e -8,17% ao ano. Por outro lado, as estratégias de DCC-GARCH demonstram-se resilientes e descoladas da tendência baixista. Os retornos no ano de 2020 para as estratégias aplicadas nos pares formados pela metodologia DCC-GARCH com correlação superior a 0,70 estiveram entre 6,42% e 9,44% ao ano e as estratégias de DCC-GARCH com correlação superior a 0,80 desempenharam retornos entre aproximadamente 7,89% e 9,36% ao ano.

A Figura 11 confronta os retornos anuais das metodologias de cointegração e DCC-GARCH contra os retornos anuais do IBOVESPA. Com o fim de consolidar os resultados por cada metodologia, os referidos retornos anuais para a presente análise foram determinados a partir da média dos retornos anuais das estratégias estabelecidas com as três políticas de *stop-loss*. Conforme os resultados apresentados anteriormente em relação aos principais períodos de choques na economia, verifica-se que o desempenho de cada metodologia tende a caminhar em direção oposta às taxas de valorização do IBOVESPA.

Figura 11 – Retornos anuais das estratégias adotadas e do IBOVESPA



Fonte: O autor, 2021.

Entre 2008 e 2009, enquanto o IBOVESPA partia de uma queda significativa para uma substancial recuperação, as três metodologias tendiam do melhor resultado em todo o período considerado do presente trabalho para uma queda acentuada. Entre 2015 e 2016, as estratégias aplicadas aos pares cointegrados e aos pares formados pela metodologia DCC-

GARCH com correlação superior 0,80 encontravam-se em redução de seus retornos e o retorno dos pares de DCC-GARCH com correlação superior 0,70 com uma leve recuperação. Por seu turno, o IBOVESPA apresentou uma ascensão significativa, saindo de um resultado negativo em 2015 para um retorno superior a 40% ao ano em 2016.

Entre os anos de 2017 e 2018, as estratégias aplicadas à metodologia DCC-GARCH, com correlação superior a 0,70 e correlação superior a 0,80 sofreram uma queda, assim como o retorno anual do IBOVESPA. Por sua vez, as estratégias aplicadas aos pares cointegrados tenderam ao movimento contrário. Por fim, entre 2019 e 2020, o IBOVESPA apresentou uma queda expressiva em sua taxa de retorno, acompanhado da redução no retorno das estratégias de cointegração. Por outro lado, as estratégias de DCC-GARCH apresentaram uma elevação de seus retornos.

## CONCLUSÕES

Em face das abordagens teóricas e empíricas de vasta produção acadêmica acerca das técnicas de arbitragem estatística aplicadas ao mercado financeiro, o presente trabalho empreendeu esforço para contribuir com o estudo referente às possibilidades do uso da cointegração, bem como para refletir sobre a potencialidade do uso da correlação condicional dinâmica como ferramenta alternativa e/ou complementar. O período abordado abrange eventos econômicos globais e nacionais que causaram impactos no mercado financeiro. Desse modo, os resultados obtidos para cada ferramenta estatística aplicada em estratégias de *long-short* para o mercado acionário brasileiro foram analisados de acordo com os movimentos econômicos e de performance de um *benchmark* relevante como o IBOVESPA.

Os resultados mostraram que a metodologia da cointegração apresentou potencial de obter retorno acumulado positivo para todo o período considerado, de 2008 a 2020, não obstante um resultado negativo da estratégia com *stop-loss* de 5%. De forma alternativa, a metodologia DCC-GARCH também apresentou potencial para gerar retornos acumulados favoráveis para o período considerado.

Em relação à capacidade de arbitragem estatística para a geração de lucros extraordinários ao longo do tempo, o estudo demonstra que as estratégias dos pares formados pela metodologia de correlação condicional dinâmica abordada apresentaram retornos expressivamente superiores aos dos pares cointegrados. Adicionalmente, as estratégias decorrentes dos pares formados pela metodologia do DCC-GARCH com média acima de 0,7 apresentaram retornos mais próximos ao do IBOVESPA, atingindo o nível superior quando aplicado *stop-loss* de 15% e ao *stop-loss* de 10%.

Quando confrontados às variações dos retornos anuais do IBOVESPA, os resultados das estratégias de *long-short* aplicadas aos pares formadas pelas metodologias estatísticas abordadas no presente trabalho apresentaram desempenhos que não estão dependentes dos resultados do IBOVESPA. Com isso, verifica-se a possibilidade de sua utilização como estratégia de *hedge* para o mercado acionário brasileiro.

Cabe mencionar que o desempenho dos *tradings* dos pares cointegrados no presente estudo não esgotam as suas potencialidades de lucros. Nesse contexto, importa observar que a metodologia adotada tem como limitação a formação de pares entre ativos que estão classificados em um mesmo setor de atuação.

Dessa forma, como sugestão para outros estudos, recomenda-se a possibilidade de testar pares cointegrados entre as diversas combinações entre ações de diferentes setores de atuação, considerando o mesmo período do presente estudo. Tal aplicação estende-se para os pares formados pela metodologia de correlação condicional dinâmica. A extensão da aplicação dessas metodologias para outros mercados, como, por exemplo, o mercado americano, também é uma oportunidade para futuras pesquisas. Sugere-se a elaboração de estratégias com limitação de caixa, aplicando os saldos não investidos em ativos livres de risco. Adicionalmente, recomenda-se pesquisas quanto às potencialidades de retorno para as metodologias adotadas no presente estudo mediante medidas de gerenciamento de risco como o *Value at Risk*.

## REFERÊNCIAS

- AIUBE, F.A.L.; FAQUIERI, W.B. Hedging the Brazillian stock index in the era of low interest rates: Ehat has changed? *Revista Brasileira de Finanças*, [S.l.], v. 18, n. 3, 2020.
- AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, [S.l.], v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
- ALEXANDER, C.; DIMITRIU, A. The Cointegration Alpha: Enhanced Index Tracking and Long-Short Equity Market Neutral Strategies. *SSRN eLibrary*, [S.l.],2002.
- ALEXANDER, Carol; GIBLIN, Ian; WEDDINGTON, Wayne. Cointegration and asset allocation: A new active hedge fund strategy. *Research in International Business and Finance*, [S.l.], v. 16, n. 5, p. 65-90, 2002.
- ANBIMA. Nova Classificação de Fundos, 2015. Disponível em: <[https://www.anbima.com.br/data/files/B4/B2/98/EF/642085106351AF7569A80AC2/Cartilha\\_da\\_Nova\\_Classificacao\\_de\\_Fundos\\_1\\_.pdf](https://www.anbima.com.br/data/files/B4/B2/98/EF/642085106351AF7569A80AC2/Cartilha_da_Nova_Classificacao_de_Fundos_1_.pdf)>. Acesso em: 15 dez. 2020.
- ASAI, Manabu; MCALEER, Michael. Alternative asymmetric stochastic volatility models. *Econometric Reviews*, [S.l.],v. 30, n. 5, p. 548-564, 2011.
- ASTERIOU, Dimitrios; HALL, Stephen G. *Applied econometrics*. 2. ed.[S.l.] : Macmillan International Higher Education, 2011.
- BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, [S.l.], v. 31, p 307-327, 1986.
- CALDEIRA, J. F. Arbitragem Estatística e Estratégia Long-Short Pairs Trading, Abordagem da Cointegração Aplicada a Dados do Mercado Brasileiro. *Revista Economia*, [S.l.], 2013.
- CAPPIELLO, L.; ENGLE, R.F.; SHEPPARD, K. Asymmetric Dynamics in the Correlations of Global Equity and Bond Returns. *ECB Working Paper*, [S.l.], 2003, n. 204.
- CHUNHACHINDA, P; BOYRIE, M. E.; PAVLOVA, I. Measuring the hedging effectiveness of commodities. *Finance Research Letters*, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.09.012>> Acesso em: 03 de nov.2020.
- DICKEY, David A.; FULLER, Wayne A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, [S.l.], v. 74, n. 366a, p. 427-431, 1979.
- ELLIOTT, Robert J.; VAN DER HOEK\*, John; MALCOLM, William P. Pairs trading. *Quantitative Finance*, [S.l.], v. 5, n. 3, p. 271-276, 2005.
- ENDERS, W. *Applied econometric time series*. 4. ed. [S.l.] : John Wiley & Sons, 2015.

ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrica*, [S.l.], 50, p. 987-1007, 1982.

ENGLE, R. Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models, *Journal of Business & Economic Statistics*, 2002, 20(3): 339–350.

ENGLE, R.; GRANGER, C. Co-integration and error correction: Representation, estimation and testing. *Econometrica*, 1987, 2:251–76.

FAMA, E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 49(3):283–306.

FARAGO, A.; HJALMARSSO, E. Stock Price Co-Movement and the Foundations of Pairs Trading. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, [S.l.], 2019.

FERRETI, I.F.; PARASKEVOPOULOS, I.; TANG, T. Pairs Trading and Spread Persistence in the European Stock Market. *Journal of Futures Markets*, [S.l.], 2018.

GATEV, E.; GOETZMANN, W.N.; ROUWENHORST, K.G. Pairs Trading: Performance of a Relative Value Arbitrage Rule. *Yale ICF Working Paper*. N. 0803. 2006

GHALANOS, Alexios. rmgarch: Multivariate GARCH models. *R package version 1.3-7*, 2019.

\_\_\_\_\_. rugarch: Univariate GARCH models. *R package version 1.4-4*, 2020.

GUJARATI, N. D.; PORTER, D. C. *Basic Econometrics*. 5th ed. International Edition McGraw-Hill/Irwin, A Business Unit of The McGraw-Hill Companies. Inc., New York, 2009.

GREENE, William H. *Econometric analysis*. 7th ed. Prentice Hall, Upper Saddle River. 2012, 1188 p.

HOGAN, Steve et al. Testing market efficiency using statistical arbitrage with applications to momentum and value strategies. *Journal of Financial economics*, [S.l.], v. 73, n. 3, p. 525-565, 2004.

JOHANSEN, Soren; JUSELIUS, Katarina. Maximum likelihood estimation and inference on cointegration—with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and statistics*, [S.l.], v. 52, n. 2, p. 169-210, 1990.

KWIATKOWSKI, Denis et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of econometrics*, [S.l.], v. 54, n. 1-3, p. 159-178, 1992.

KRAUSS, C. Statistical arbitrage pairs trading strategies: Review and outlook, *IWQW Discussion Papers*, No. 09/2015, Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, Institut für Wirtschaftspolitik und Quantitative Wirtschaftsforschung (IWQW), Nürnberg, 2015.

MIKKONEN, T. *Time-varying conditional correlation: effect on international portfolio*

diversification in Southeast Asia. 2017. 65 f. Master's Thesis Economics, School of Business and Economics. University of Jyväskylä, Jyväskylä, 2017.

NETO, J.F.S. *Modelização Garch Multivariada das Taxas de retorno das Small, Mid, e Large Caps da Zona do Euro*. 2007. 135 f. Tese de Mestrado em Ciências Empresariais (Área de Especialização: Finanças Empresariais), Faculdade de Economia. Universidade do Porto, Porto, 2007.

OLIVEIRA, F.N. Análise de Estratégias Pairs Trading através dos Métodos de Cointegração e Correlação Aplicados ao Mercado Acionário Brasileiro. *Revista de Finanças Aplicadas*, [S.l.], 2019.

OSTERWALD-LENUM, Michael et al. A note with quantiles of the asymptotic distribution of the maximum likelihood cointegration rank test statistics. *Oxford Bulletin of Economics and statistics*, [S.l.], v. 54, n. 3, p. 461-472, 1992.

LIU, Jun; TIMMERMANN, Allan. Optimal convergence trade strategies. *The Review of Financial Studies*, [S.l.], v. 26, n. 4, p. 1048-1086, 2013.

POLE, A. *Statistical Arbitrage: Algorithmic Trading Insights and Techniques*. New Jersey : John Wiley & Sons, Inc. , 2004.

RAMOS-REQUENA, José Pedro; TRINIDAD-SEGOVIA, Juan Evangelista; SÁNCHEZ-GRANERO, Miguel Ángel. Some notes on the formation of a pair in pairs trading. *Mathematics*, [S.l.], v. 8, n. 3, p. 348, 2020.

RUDY, J.; DUNIS, C.L.; LAWS, J. Profitable Pair Trading: A Comparison Using the S&P 100 Constituent Stocks and the 100 Most Liquid ETFs. *SSRN Electronic Journal*, [S.l.], 2010.

SCHWARZ, Gideon et al. Estimating the dimension of a model. *Annals of statistics*, [S.l.], v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

TEAM, R. Core et al. R: A language and environment for statistical computing. Viena, Austria, 2019. Disponível em: < <https://www.R-project.org/>>. Acesso em 15 dez. 2020.

VIDYAMURTHY, G. *Pairs Trading - Quantitative Methods and Analysis*. New Jersey John Wiley & Sons, Inc., 2004.

## APÊNDICE A – Modelos da Família GARCH

O primeiro passo para o desenvolvimento do modelo de correlação condicional dinâmica DCC-GARCH requer a definição dos elementos que comporão a matriz de desvios-padrões condicionais presente na decomposição do modelo. Para tanto, utiliza-se o modelo univariado GARCH de Bollerslev (1986) para estimação da volatilidade condicional de retorno de ativo.

Seja  $y_t$  uma série temporal AR(1) do log-retorno de um ativo no tempo  $t$ , de modo que:

$$y_t = \mu_t + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (42)$$

O termo  $\mu_t$  corresponde ao valor esperado do retorno condicional  $y_t$ ,  $E(y_t | I_{t-1})$ . O termo  $y_{t-1}$  é o log-retorno defasado do ativo e  $\phi$  é o coeficiente autorregressivo correspondente. Por sua vez,  $\varepsilon_t$  é o termo de erros condicionais, decomposto conforme a seguir:

$$\varepsilon_t = h_t^{1/2} z_t \quad (43)$$

onde:

$\{z_t\}$ : sequência de variáveis randômicas padronizadas, independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.), com  $E[z_t] = 0$  e  $Var[z_t] = 1$ .

$h_t$ : variância condicional no tempo  $t$ .

Assim sendo, o modelo univariado de GARCH estabelece a variância condicional dos retornos da seguinte forma:

$$h_{i,t} = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (44)$$

Para que se atenda à restrição  $h_{i,t} > 0$ , tem-se que  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\forall i = 1, \dots, q$ , e  $\beta_i \geq 0$ ,  $\forall j = 1, \dots, p$ . Portanto, a variância condicional do modelo depende de uma constante ( $\omega$ ), dos erros condicionais defasados ( $\varepsilon_{t-i}^2$ ) e das variâncias condicionais passadas ( $h_{t-j}$ ).

O modelo GARCH (1,1) apresenta-se com o formato abaixo:

$$h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \quad (45)$$

Insta observar que, em decorrência do modelo GARCH de Bollerslev (1986), foram desenvolvidos outros modelos de heterocedasticidade condicional, conhecidos como pertencentes à família GARCH. Um exemplo desses modelos desenvolvidos posteriormente é o EGARCH (*Exponential GARCH*), de Nelson (1991), cujo trabalho destaca os efeitos assimétricos quanto à volatilidade dos ativos. Segundo Asai e McAleer (2011), entre os modelos ARCH, tal modelo está entre aqueles mais difundidos. O modelo em sua versão EGARCH (1,1) configura-se como a equação a seguir:

$$\ln h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1} + \gamma (|\varepsilon_{t-1}| - E(|\varepsilon_{t-1}|)) + \beta \ln h_{t-1} \quad (46)$$

ou

$$\ln h_t = \omega + g(\varepsilon_{t-1}) + \beta \ln h_{t-1} \quad (47)$$

onde  $g(\varepsilon_t) = \alpha \varepsilon_t + \gamma (|\varepsilon_t| - E|\varepsilon_t|)$  e  $\omega$ ,  $\alpha$ ,  $\gamma$  e  $\beta$  são constantes.

O modelo flexibiliza as restrições de positividade dos parâmetros ao usar o logaritmo, e apresenta a seguinte relação:

$$g(\varepsilon_{t-1}) = \begin{cases} (\alpha + \gamma)\varepsilon_{t-1} - \gamma(E|\varepsilon_{t-1}|) & \text{para } \varepsilon_{t-1} > 0 \\ (\alpha - \gamma)\varepsilon_{t-1} - \gamma(E|\varepsilon_{t-1}|) & \text{para } \varepsilon_{t-1} < 0 \end{cases} \quad (48)$$

Dessa forma, o modelo visa a captar o “efeito alavanca”<sup>12</sup> observado nos mercados financeiros em virtude da característica de reações assimétricas da volatilidade em face de choques positivos e choques negativos. Se  $\gamma \neq 0$ , verifica-se a presença de assimetria dos choques. Se  $\gamma < 0$ , atesta-se a ocorrência do “efeito alavanca”. Dadas as características flexíveis do modelo quando comparado aos demais, bem como o seu amplo domínio, este trabalho abordará o modelo EGARCH, junto ao modelo GARCH, por ocasião da decomposição da correlação condicional dinâmica, conforme descrito no Capítulo 5.

---

<sup>12</sup> A denominação do “efeito alavanca” advém da característica do mercado financeiro de que as quedas dos preços dos ativos são seguidas de expressiva volatilidade, enquanto, por seu turno, a volatilidade seguida de uma elevação dos preços dos ativos tende a ser mais amena.

**APÊNDICE B** – *Tickers* das ações das empresas pré-selecionadas

ABEV3 - Ambev S.A., ALPA4 - Alpargatas S.A., ALSO3 - Aliansce Sonae Shopping Centers S/A, AMAR3 - Marisa Lojas S.A., AZUL4 - Azul Linhas Aéreas Brasileiras S.A., B3SA3 - Brasil, Bolsa e Balcão S.A, BBAS3 - Banco do Brasil S.A., BBDC3 - Banco Bradesco S.A., BBDC4 - Banco Bradesco S.A., BBSE3 - BB Seguridade Participações S.A., BEEF3 - Minerva S.A., BIDI4 - Banco Inter S.A., BPAC11 - Banco BTG Pactual S.A. BPAN4 - Banco Pan S.A., BRAP4 - Bradespar S.A. BRDT3 - Petrobras Distribuidora S.A., BRFS3 - BRF Brasil Foods S.A., BRKM5 - Braskem S.A., BRML3 - BR Malls Participações S.A., BTOW3 - B2W Companhia Digital, CCRO3 - CCR S.A, CESP6 - Cia Energética de São Paulo, CIEL3 - Cielo S.A., CMIG4 - Companhia Energética de Minas Gerais S.A, CNTO3 - Grupo SBF S.A., COGN3 - Cognia Educação S.A., CPFE3 - CPFL Energia S.A., CPLE6 - Cia Paranaense de Energia, CRFB3 - Atacadão S.A., CSAN3 - Cosan S.A., CSMG3 - Cia de Saneamento de Minas Gerais, CSNA3 - Companhia Siderúrgica Nacional, CVCB3 - CVC Brasil Op. e Ag. de Viagens S.A., CYRE3 - Cyrela Brazil Realty SA Emp. e Part. DTEX3 - Duratex S.A. , ECOR3 - Ecorodovias Infraestrutura e Logística S.A., EGIE3 - Engie Brasil Energia S.A., ELET3 - Centrais Elétricas Brasileiras S.A., ELET6 - Centrais Elétricas Brasileiras S.A., EMBR3 - Embraer S.A., ENBR3 - Edp Energias do Brasil S.A., ENEV3 - Eneva S.A., ENGI11 - Energisa S.A., EQTL3 - Equatorial Energia S.A., EZTC3 - Eztec Empreendimentos e Participações S.A., FLRY3 - Fleury S.A., GGBR4 - Gerdau S.A., GNDI3 - Notre Dame Intermedica Participações S.A., GOAU4 - Metalúrgica Gerdau S.A., GOLL4 - GOL Linhas Aéreas Inteligentes S.A., HAPV3 - Hapvida Participacoes e Invest. S.A., HGTX3 - Companhia Hering S.A., Hypera S.A., IGTA3 - Iguatemi Empresa de Shopping Centers S.A., IRBR3 - IRB Brasil Resseguros S.A., ITSA4 - Itaúsa S.A., ITUB4 - Itaú Unibanco Banco Holding S.A., JBSS3 - JBS S.A., JHSF3 - JHSF Participações S.A., KLBN11 - Klabin S.A., LAME3 - Lojas Americanas S.A., LAME4 - Lojas Americanas S.A., LCAM3 - Companhia de Locação das Americas, LIGT3 - Light S.A., LINX3 - Linx S.A., LREN3 - Lojas Renner S.A., MDIA3 - M Dias Branco S.A. Ind. e Com. de Alimentos, MGLU3 - Magazine Luiza S.A., MOVI3 - Movida Participações S.A., MRFG3 - Marfrig Global Foods S.A., MRVE3 - MRV Engenharia e Participações S.A., MULT3 - Multiplan Empr. Imobiliários S.A., NEOE3 - Neoenergia S.A., NTCO3 - Natura & Co Holding S.A., PCAR3 - Companhia Brasileira de Distribuição, PETR3 - Petróleo Brasileiro Petrobras S.A., PETR4 - Petróleo Brasileiro Petrobras S.A., PRIO3 - Petro Rio S.A., PSSA3 - Porto Seguro S.A., QUAL3 - Qualicorp S.A., RADL3 - Raia Drogasil S.A., RAIL3 - Rumo S.A., RAPT4 - Randon S.A. Implementos e Participações, RENT3 - Localiza Rent A Car S.A., SANB11 - Banco Santander (Brasil) S.A., SAPR11 - Cia Saneamento do Paraná, SBSP3 - Cia Saneamento Básico do Estado São Paulo, Sul América S.A., SUZB3 - Suzano S.A., TAEE11 - Taesa S.A., TIMS3 - Tim Participacoes S.A., TOTS3 - Totvs S.A., TRPL4 - Cia Transmissão Energia Elétrica Paulista, UGPA3 - Ultrapar Participacoes S.A., USIM5 - Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais S.A., VALE3 - Vale S.A., VIVT3 - Telefonica Brasil S.A., VVAR3 - Via Varejo S.A., WEGE3 - Weg S.A., YDUQ3 - YDUQS Participações S.A.