



**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**  
**“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”**  
Faculdade de Ciências e Letras  
Departamento de Economia  
*Campus Araraquara*



ALEXANDRE CAMURÇA SILVA DE SOUZA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO RISCO-RETORNO DOS PRINCIPAIS MÉTODOS  
DE TOMADA DE DECISÃO AO ALCANCE DE INVESTIDORES PESSOA  
FÍSICA NA NEGOCIAÇÃO DE AÇÕES DE EMPRESAS DO MERCADO  
FINANCEIRO BRASILEIRO**

**Araraquara**

**2021**

ALEXANDRE CAMURÇA SILVA DE SOUZA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO RISCO-RETORNO DOS PRINCIPAIS MÉTODOS DE TOMADA DE DECISÃO AO ALCANCE DE INVESTIDORES PESSOA FÍSICA NA NEGOCIAÇÃO DE AÇÕES DE EMPRESAS DO MERCADO FINANCEIRO BRASILEIRO.**

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado ao Conselho de Curso de Ciências Econômicas, da Faculdade de Ciências e Letras – UNESP/Araraquara, como requisito para obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

**Orientador:** Prof. Dr. André Luiz Correa

**Araraquara - SP**

**2021**

S729a

Souza, Alexandre Camurça Silva de

Análise da relação risco-retorno dos principais métodos de tomada de decisão ao alcance de investidores pessoa física na negociação de ações de empresas do mercado financeiro brasileiro / Alexandre Camurça Silva de Souza. -- Araraquara, 2021

45 p. : il., tabs.

Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Ciências Econômicas) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Letras, Araraquara

Orientador: André Luiz Correa

1. Ações (Finanças). 2. Moderna Teoria de Carteiras. 3. TOPSIS. 4. Análise Fundamentalista. 5. Análise Técnica. I. Título.

ALEXANDRE CAMURÇA SILVA DE SOUZA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO RISCO-RETORNO DOS PRINCIPAIS MÉTODOS DE TOMADA DE DECISÃO AO ALCANCE DE INVESTIDORES PESSOA FÍSICA NA NEGOCIAÇÃO DE AÇÕES DE EMPRESAS DO MERCADO FINANCEIRO BRASILEIRO.**

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado ao Conselho de Curso de Ciências Econômicas, da Faculdade de Ciências e Letras – UNESP/Araraquara, como requisito para obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

**Orientador:** Prof. Dr. André Luiz Correa

Data da defesa/entrega: 16/08/2021

**MEMBROS COMPONENTES DA BANCA EXAMINADORA:**

---

**Presidente e Orientador: Prof. Dr. Andre Luiz Correa**  
UNESP

---

**Membro Titular: Prof. Dr. Elton Eustaquio Casagrande**  
UNESP

**Local:** Universidade Estadual Paulista  
Faculdade de Ciências e Letras  
**UNESP – Campus de Araraquara**

Dedico esta monografia à minha mãe, que sempre acreditou no meu potencial e me deu todo o amor e apoio, sem os quais seria impossível subir mais esse degrau.

## **AGRADECIMENTOS**

Tudo isso só foi possível graças a minha mãe, Valdenice, a quem eu serei eternamente grato por todo o suporte, amor incondicional e carinho que me deu durante todos os anos desde o dia que saí de casa em 2012. Ela foi a pessoa mais importante, a mais essencial e sem a qual eu não conseguiria suportar um décimo das dificuldades que surgiram ao longo de todo esse tempo. Agradeço também à minha família, em especial à minha irmã Yasmin e meus tios, Nalva e Michel, que sempre me inspiraram e encorajam a ingressar no Ensino Público Superior, além de terem contribuído para moldar traços do meu caráter e personalidade.

Minha gratidão se estende à minha namorada, Micheli, quem pacientemente aguentou meses a fio minha presença e atenção parciais e ainda assim permaneceu ao meu lado, sendo uma verdadeira companheira, oferecendo todo o seu amor e disposição em me ajudar com o que fosse necessário. É o meu ponto de refúgio e acalento quando os dias são mais frios e minha parceira nos nossos diversos projetos de vida.

À minha amiga Daniela que desde 2016 é meu braço direito na universidade e na vida, com quem eu tive a oportunidade de compartilhar inúmeros momentos felizes, além de ser alguém que por diversas vezes ofereceu seu colo para superar os momentos tristes e enfrentou comigo quase todos os problemas que surgiram nesses anos.

Agradeço à Natalya que trouxe um novo significado para mim sobre o que é amizade. Levarei comigo todos os nossos momentos, aprendizados e experiências.

Aos demais amigos que fiz em Araraquara durante esses anos, em especial, Alan, Leandro, Lorian e Sheila que tornaram esse período mais leve e descontraído e com quem eu tive a oportunidade de crescer e evoluir como pessoa.

Aproveito para agradecer aos meus amigos que ficaram em São Paulo e em São Carlos, especialmente a Daniela, Karine, Natasha, Thiago, Victor e o Fabio, que mesmo à distância sempre estiveram presentes e me apoiando durante essa jornada.

Aos meus colegas de trabalho da Prefeitura Municipal de São Carlos, principalmente à Jane que, além de ser amiga e conselheira, foi essencial em todos os momentos em que precisei conciliar os estudos com as responsabilidades do trabalho.

Ao meu orientador, Prof. André Correa que apoiou o meu projeto e me proporcionou o conhecimento necessário para manipular séries temporais que são a base do presente trabalho.

Por fim, agradeço à UNESP, universidade pública gratuita e de qualidade, que através do excelente corpo docente da Faculdade de Ciências e Letras de Araraquara que me ensinou as bases fundamentais das Ciências Econômicas e me permitiu transcender pessoal e profissionalmente.

A maior parte, provavelmente, das nossas decisões de fazer algo positivo, cujas consequências serão sentidas nos dias que virão, só podem ser tomadas como resultado de espíritos animais — um impulso espontâneo de ação, em vez da inação.

John Maynard Keynes (1936, p. 81)

## **RESUMO**

Este trabalho aborda dois métodos de seleção de ações, a Moderna Teoria de Carteiras e a Análise Multicritério de Decisão. Ambas as ferramentas podem ser utilizadas por investidores pessoa física como base para elaborar seus portfólios para investir na Bolsa de Valores. O objetivo do trabalho é verificar se com o auxílio dessas ferramentas é possível garantir que o retorno da carteira seja superior à média do mercado e se a combinação de mais de uma técnica de análise de ativos contribui para aumentar ou diminuir a performance do portfólio. Foi realizada uma revisão bibliográfica dos temas. Os resultados obtidos nos permitem afirmar que a MTC foi eficaz em selecionar a carteira eficiente que oferece o retorno médio do médio, porém expondo o investidor a um menor nível de risco, enquanto não é possível afirmar que a AMD obteve um resultado favorável ou desfavorável.

**Palavras-chave:** Bolsa de Valores; Moderna Teoria de Carteiras; TOPSIS; Análise Multicritério; Análise Fundamentalista; Análise Técnica.



## **ABSTRACT**

This final paper approaches two stock selection methods, the Modern Portfolio Theory and the Multicriteria Decision Analysis. Both tools can be used by individual investors as a basis for preparing their portfolios to invest in the Stock Exchange. The objective of this paper is to verify if with the help of these tools it is possible to guarantee that the portfolio return is above the market average return and if the combination of more than one asset analysis technique contributes to increase or decrease portfolio's performance. A bibliographical review of the themes was carried out. Results obtained allow us to affirm that MPT was effective in selecting the efficient portfolio that offers the market's average return, but exposing the investor to a lower level of risk, while it is not possible to affirm that MDA obtained a favorable or unfavorable result.

**Keywords:** Stock Exchange; Modern Portfolio Theory; TOPSIS; Multicriteria Analysis; Fundamental Analysis; Technical analysis.

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> - Evolução da quantidade de investidores pessoa física ativos na B3 no período de 2010 a 2020 .....	13
<b>Figura 2</b> - A Fronteira Eficiente .....	19
<b>Figura 3</b> - Fronteira Eficiente .....	29
<b>Figura 4</b> - Pesos: Portifólio Eficiente .....	30
<b>Figura 5</b> - Carteira Eficiente: Retornos Mensais e Crescimento do Capital.....	33
<b>Figura 6</b> - Carteiras TOPSIS: Retornos e Crescimento do Capital .....	34
<b>Figura 7</b> - Risco x Retorno dos Portifólios.....	38

## **LISTA DE QUADROS**

<b>Quadro 1</b> - Composição da Carteira TOPSIS 1 .....	35
<b>Quadro 2</b> - Retornos isolados de ativos com os maiores rendimentos da Carteira TOPSIS 2	35
<b>Quadro 3</b> - Composição da Carteira TOPSIS 2 .....	36
<b>Quadro 4</b> - Composição da Carteira TOPSIS 3 .....	36
<b>Quadro 5</b> - Resumo Geral dos Desempenhos das Carteiras.....	37

## SUMÁRIO

<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>12</b>
<b>CAPITULO I – CONHECENDO A ORIGEM E APLICAÇÃO DOS MÉTODOS DE ANÁLISE E SELEÇÃO DE AÇÕES.....</b>	<b>14</b>
1.1 <i>A Bolsa de Valores Brasileira.....</i>	14
1.1.1    Tipos de ações e Segmentos de Listagem .....	15
1.2 <i>Moderna Teoria de Carteiras e Análise de investimentos .....</i>	15
1.2.1    Modelo de Precificação de Ativos Financeiros .....	16
1.2.2    Composição do Conjunto de Carteiras Eficientes .....	18
1.2.3    Indicadores de risco e retorno individuais de ativos .....	20
1.2.4    Estimativa de probabilidade de ocorrência dos retornos .....	21
1.3 <i>Análise Multicritério de Decisão TOPSIS.....</i>	22
1.3.1    Análise Fundamentalista .....	24
1.3.2    Análise Técnica.....	25
<b>CAPÍTULO II – ANALISANDO, TESTANDO E MODELANDO O DESEMPENHO DAS FERRAMENTAS .....</b>	<b>27</b>
2.1 <i>Metodologia e base de dados .....</i>	27
2.2 <i>Modelo de Seleção da Moderna Teoria de Carteiras .....</i>	28
2.3 <i>Modelo de Seleção da Análise Multicritérios de Decisão.....</i>	30
2.4 <i>Seleção Aleatória de Carteiras de Ações .....</i>	31
<b>CAPÍTULO III – RESULTADOS E CONCLUSÕES .....</b>	<b>31</b>
3.1 <i>Desempenho da Carteira Eficiente .....</i>	33
3.2 <i>Desempenho das Carteiras TOPSIS .....</i>	34
3.2.1    Carteira TOPSIS 1 .....	34
3.2.2    Carteira TOPSIS 2 .....	35
3.2.3    Carteira TOPSIS 3 .....	36
3.3 <i>Desempenho das Carteiras Aleatórias.....</i>	36
3.4 <i>Resultado Geral .....</i>	37
3.5 <i>Conclusão .....</i>	39
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>40</b>
<b>APÊNDICE A – LISTA DE EMPRESAS UTILIZADAS NESTE ESTUDO .....</b>	<b>42</b>
<b>APENDICE B – RANKING DE ATIVOS GERADO PELO MÉTODO TOPSIS .....</b>	<b>44</b>

## **Introdução**

Ao decorrer da década de 2010 a Bolsa de Valores brasileira quintuplicou a quantidade de investidores pessoa física. A entrada desse investidor na renda variável muitas vezes é desacompanhada de auxílio profissional, fazendo com que os indivíduos busquem por conta própria métodos para seleção de ativos para investir.

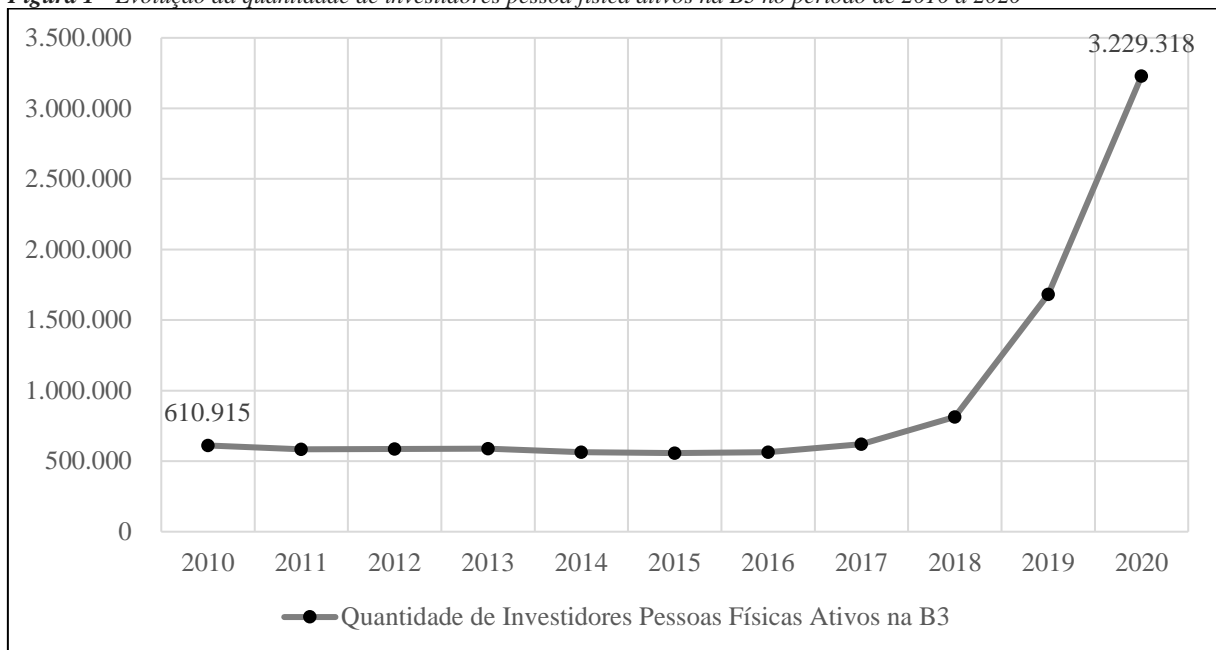
Analisaremos a relação de risco e retorno dos principais métodos de seleção de ações que esse investidor tem ao seu alcance no momento de construir sua carteira. As principais ferramentas que serão objeto da análise são a Moderna Teoria de Carteiras e Análise de Investimentos, que tem por base o Modelo de Precificação de Ativos Financeiros e; a Análise Multicritério de Decisão, na qual serão utilizados indicadores das Análises Técnica e Fundamentalista.

Os resultados podem balizar a escolha dos investidores que muitas vezes se aventuram no mercado financeiro sem o devido cuidado que esse ambiente exige. Além disso, pode contribuir para que não sejam reféns de influenciadores digitais que disputam a atenção e o capital desses investidores, mesmo sem ter o devido credenciamento como analista de investimentos.

Utilizaremos indicadores para verificar qual (ou quais) das ferramentas demonstra maior retorno, com menor exposição ao risco, no período de 2016 até 2020, quando a B3 assistiu um aumento vertiginoso do número de Pessoas Físicas negociando ativos na Bolsa de Valores de São Paulo.

Desde 2016 o Comitê de Política Monetária – COPOM vem reduzindo gradativamente a taxa básica de juros do Brasil, a SELIC, que fechou o ano de 2020 em 2%, seu nível mais baixo desde o início da série. Essa sequência de cortes na taxa SELIC tornou menos atrativos os investimentos em renda fixa, causando uma migração do capital da renda fixa para a renda variável. Em dezembro de 2020 a quantidade de pessoas físicas cadastradas na B3 era mais de cinco vezes maior do que em 2010, conforme demonstra a Figura 1.

**Figura 1** - Evolução da quantidade de investidores pessoa física ativos na B3 no período de 2010 a 2020



Fonte – Elaborado pelo autor com dados da B3 (2020a).

Observação 1: Critério considera o CPF cadastrado em cada agente de custódia, ou seja, pode contabilizar o mesmo investidor caso ele possua conta em mais de uma corretora.

Observação 2: Conta ativa na B3 significa “investidores que possuam ações ou outros ativos na B3 até o último dia útil do mês de referência.”

Além da redução da taxa SELIC, há indícios de que a chegada desses investidores na Bolsa de Valores muitas vezes seja baseada na expectativa de ganhos rápidos, sem os devidos estudos básicos; como profissão (CHAGUE; GIOVANNETTI, 2020); por recomendação de influenciadores digitais não credenciados como analistas de investimentos (CVM, 2020); a mudança de comportamento dos jovens investidores (PINESE; MORIGUCH; PIMENTA, 2015), entre outros motivos.

Ao entrar na bolsa de valores o investidor iniciante pode se deparar com diversas ferramentas para análise e seleção de ações e isso pode representar ao ingressante um primeiro obstáculo: diante de tantas opções de seleção de ativos, qual tem mais potencial de selecionar os ativos com o menor risco e maior retorno de acordo com cada perfil?

As questões que serão respondidas no decorrer deste trabalho são as seguintes: (1) A utilização de ferramentas para tomadas de decisão para compra de ações garante uma carteira com retornos acima da média? (2) A combinação de mais de uma ferramenta como auxílio na seleção de ações aumenta ou diminui a performance da carteira?

Este trabalho utilizará a linguagem de programação R (R FOUNDATION, 2021) e o *software* RStudio (RSTUDIO INC., 2016) para testar os diferentes métodos de seleção de ações para montar carteiras de investimento no período de janeiro de 2016 a dezembro de 2020 e

comparará a relação risco-retorno de cada carteira, com a finalidade de identificar qual ou quais ferramentas apresentam a melhor performance para o investidor pessoa física.

Os dados serão extraídos, transformados e carregados utilizando a linguagem estatística R, por meio da interface de desenvolvimento RStudio. No *software* os dados serão analisados utilizando-se bibliotecas de extração, mineração, manipulação de dados, testes estatísticos e modelagem. Os dados das empresas, quais sejam, códigos de negociação, preços, volumes de transação, demonstrativos financeiros, formulários de referência, dados cadastrais, entre outros que se fizerem necessários serão armazenados em repositório de dados local e *online*, com controle de versionamento. As escritas das rotinas de cada etapa do processo, entre eles, o *download*, transformação e carregamento dos dados, serão de autoria própria utilizando bibliotecas da linguagem R (R FOUNDATION, 2021) na plataforma do RStudio (RSTUDIO INC., 2016). Todos os *softwares* utilizados são gratuitos e de código aberto, portanto não é necessária a aquisição de nenhuma licença de uso.

A seguir serão desenvolvidos três capítulos. O primeiro terá como foco a revisão bibliográfica do assunto, trazendo uma breve introdução do funcionamento da Bolsa de Valores brasileira, bem como a origem e o uso dos métodos de análise e seleção de ações já citadas. O segundo capítulo diz respeito à metodologia para a seleção das carteiras que serão simuladas e à modelagem dos métodos. No último capítulo serão expostos os resultados e será feita a comparação da *performance* dos métodos, de modo que as questões apresentadas anteriormente sejam respondidas.

## **Capítulo I – Conhecendo a origem e aplicação dos métodos de análise e seleção de ações**

Esta seção abordará uma breve revisão da literatura sobre investimentos no mercado acionário brasileiro e sobre os diferentes métodos e ferramentas de análise e seleção de ações ao alcance do investidor.

### **1.1 A Bolsa de Valores Brasileira**

O mercado de ações brasileiro é representado atualmente pela B3, sociedade anônima com fins lucrativos, constituída através da fusão, no ano de 2017, da Bolsa de Mercadorias e Futuros e Bolsa de Valores de São Paulo – BM&FBovespa e a Central de Custódia e de Liquidação Financeira de Títulos – CETIP (B3, 2020b).

As ações são títulos que representam a menor fração de uma empresa de capital aberto e são negociadas nos mercados primário e secundário da bolsa de valores. O objetivo do

mercado primário é viabilizar a captação de recursos diretamente dos investidores em condições mais vantajosas do que aquelas oferecidas pelos empréstimos e financiamentos bancários. Ações lançadas por empresas no mercado primário não possuem uma data predefinida de resgate, ou seja, um investidor que subscreva ações no mercado primário, caso necessite reaver seu capital, no todo ou em parte, deve negociá-lo no mercado secundário, cuja função é a de oferecer a liquidez necessária para que os agentes possam negociar entre si a transferência de valores mobiliários sem a interferência das companhias (PORTAL DO INVESTIDOR, 2020).

### **1.1.1 Tipos de ações e Segmentos de Listagem**

Existem dois tipos de ações negociadas na B3: as preferenciais e as ordinárias. As primeiras dão ao seu detentor o direito de voto nas assembleias de acionistas, enquanto as ordinárias garantem ao titular o direito de recebimento de dividendos em valor superior ao das preferenciais (B3, 2020c).

As ações são listadas na B3 e classificadas em segmentos de acordo com o seu nível de governança corporativa, sendo eles, do nível mais baixo, com menos exigências, para o nível mais alto: Básico, Bovespa Mais, Bovespa Mais - Nível 2, Nível 1, Nível 2 e Novo Mercado.

Os níveis de governança corporativa da B3 foram criados para ajudar no desenvolvimento do mercado de capitais brasileiro, de modo que os diferentes perfis de empresas pudessem ter os segmentos adequados. As regras de cada perfil vão além da Lei das Sociedades por Ações visando garantir a transparência e a ética, dispendo sobre a divulgação equalitária das informações, mitigando o risco da assimetria informacional dos agentes do mercado (B3, 2020d).

Não é o foco desse trabalho discorrer minuciosamente sobre as diferenças de cada nível, sendo suficiente saber que os segmentos Bovespa Mais são voltados para pequenas e médias empresas, com menos exigências de governança corporativa e os segmentos Nível 1 e 2 e Novo Mercado são aqueles com regras e exigências mais rígidas, sendo, portanto, voltados para empresas de grande porte e têm por objetivo torná-las mais transparentes e seguras para o investidor.

## **1.2 Moderna Teoria de Carteiras e Análise de investimentos**

A parte essencial da teoria da carteira de investimentos foi apresentada pela primeira vez por Markovitz em 1956. Segundo Elton (2010), desde sua apresentação a maior parte das pesquisas sobre administração de carteiras concentraram-se em desenvolver métodos de



implementar a teoria básica. Argumenta que muitos dos avanços são recentes e somente com essas novas contribuições foi possível a teoria da seleção da carteira de investimentos.

### 1.2.1 Modelo de Precificação de Ativos Financeiros

Harry Markowitz (1952) propôs um modelo de diversificação de ativos combinados de modo que não houvesse correlação perfeita, utilizando para isso a análise da média e da variância. O modelo proposto por Markowitz era, para a época, muito difícil de ser calculado, por causa das complexas contas que eram necessárias conforme mais ativos e mais carteiras eram comparados.

A partir daí, o modelo de Markowitz foi implementado por Sharpe (1964) que contribuiu com dois novos conceitos: a taxa de juros livre de risco e a carteira de mercado. O primeiro se refere aos títulos emitidos pelo Governo Federal. O segundo diz respeito ao conjunto de todos os títulos com risco do mercado, ou seja, a carteira mais diversificada possível. Sharpe então propôs o Modelo de Precificação de Ativos Financeiros (*Capital Asset Pricing Model* ou CAPM, na sigla em inglês).

O CAPM sugere que um investidor só investe em um título caso seu retorno esperado seja maior do que o retorno do ativo livre de risco.

No modelo CAPM, o risco é definido como diversificável ou não diversificável. O risco diversificável se refere a variância dos ativos, enquanto o risco não diversificável é resultado da covariância entre os ativos. Sendo os ativos não perfeitamente correlacionados, quanto mais ativos o investidor possuir em carteira, menor será o risco.

A variância numa carteira com  $N$  ativos financeiros é explicada de forma detalhada por Elton (2010), sendo suficiente para este trabalho saber que o risco da carteira (P) é representado por

$$\sigma_p^2 = \left(\frac{1}{N}\right)(\bar{\sigma}_j^2 - \bar{\sigma}_{kj}) + \bar{\sigma}_{kj}$$

onde  $\sigma_p^2$  é a variância da carteira,  $j$  é o  $j$ -ésimo ativo da carteira e  $k$  é o  $k$ -ésimo ativo da carteira, sendo  $k \neq j$ . O primeiro termo é  $1/N$  multiplicado pela diferença entre a variância dos retornos de títulos individuais e a variância média. O segundo termo é a covariância média. Há  $N$  valores de  $j$  e  $(N - 1)$  valores de  $k$ , pois  $k$  não pode ser igual a  $j$  para evitar que se calcule a covariância de um título com ele mesmo.

Elton (2010) explica que essa relação esclarece o efeito diversificação da carteira, ou seja, à medida em que novos títulos são acrescentados ao portfólio, o efeito da diferença entre

o risco médio de um título e a variância média se reduz, uma vez que quanto maior for o  $N$ , mais próximo de zero será a primeira parte da expressão.

O segundo termo explica como se comportam os retornos de dois ativos distintos através da covariância. A covariância é uma medida de como os retornos se movem em conjunto e pode ser positiva, negativa ou nula. Sendo positiva, os retornos dos dois ativos acontecem na mesma direção, ou seja, considerando dois ativos  $i$  e  $k$  com covariância positiva, se o ativo  $i$  apresentar um retorno positivo num determinado período, o ativo  $k$  também apresentará um retorno positivo. Se o ativo  $i$  apresentar um retorno negativo, o retorno do ativo  $k$  será negativo. No caso de a covariância ser negativa, os retornos dos ativos serão em direção oposta, isto é, recorrendo aos ativos do exemplo anterior, caso o retorno do ativo  $i$  seja negativo, o ativo  $k$  apresentaria um retorno positivo, o contrário também é verdade. Caso os retornos dos ativos não demonstrem relação entre si, entendemos que a covariância é nula. Quando a probabilidade dos retornos é igual, calculamos a covariância como

$$\sigma_{ik} = \sum_{t=1}^N \frac{(R_{it} - \bar{R}_i)(R_{kt} - \bar{R}_k)}{N}$$

onde  $\sigma_{ik}$  é a covariância entre os ativos  $i$  e  $k$ ,  $R_{it}$  é o retorno do ativo  $i$  no momento  $t$ , enquanto  $R_{kt}$  é o retorno do ativo  $k$  no momento  $t$  e  $N$  é o número de observações da série. Quando a probabilidade dos retornos não é a mesma, adotamos

$$\sigma_{ik} = \sum_{t=1}^N P_t [(R_{it} - \bar{R}_i)(R_{kt} - \bar{R}_k)]$$

sendo  $P_t$  a probabilidade dos retornos no momento  $t$ .

Seguindo ainda os passos de Elton (2010), faz-se necessário padronizar as medidas de covariância. Quando dividimos a covariância entre dois ativos  $i$  e  $k$  ( $\sigma_{ik}$ ) pelo produto do desvio padrão de cada ativo ( $\sigma_i \sigma_k$ ) temos

$$\rho_{ik} = \frac{\sigma_{ik}}{\sigma_i \sigma_k}$$

cujo o resultado ( $\rho_{ik}$ ) é o Coeficiente de Correlação entre dois ativos financeiros que possui as mesmas propriedades da covariância, porém varia de -1 a +1. Um coeficiente de correlação igual a 1 indica que os dois ativos  $i$  e  $k$  se movem como se fossem o mesmo ativo, enquanto um coeficiente igual a -1 indica que o movimento de um ativo é exatamente o oposto do outro ativo. Uma carteira na qual os ativos têm correlação perfeitamente negativa é uma carteira livre de risco, sendo assim, ao investir nesses ativos o risco originalmente não diversificável é mitigado.

Desse modo, extraímos que o risco diversificável pode ser minimizado pelo efeito das variâncias dos retornos dos títulos individuais e o risco não diversificável é reduzido quando a combinação dos ativos diminui o efeito das covariâncias.

### **1.2.2 Composição do Conjunto de Carteiras Eficientes**

Prosseguindo com a leitura do trabalho de Elton (2010), para que possamos compor uma carteira eficiente, precisamos entender a fronteira eficiente. A fronteira eficiente é o conjunto de carteiras que oferecem maior retorno para o mesmo risco e o menor risco para o mesmo retorno. O referido autor discorre minuciosamente sobre quatro tipos de curvas de fronteiras eficientes decorrentes das diferentes capacidades de capital do investidor, sendo elas formadas nas seguintes condições:

- a) vendas a descoberto são permitidas e é possível a concessão e a tomada de empréstimos à taxa livre de risco;
- b) vendas a descoberto são permitidas, mas não se permitem a concessão e a tomada de empréstimos à taxa livre de risco;
- c) vendas a descoberto são proibidas, mas existem a concessão e a tomada de empréstimos à taxa livre de risco;
- d) não se permitem vendas a descoberto nem a concessão e a tomada de empréstimos à taxa livre de risco.

No contexto deste trabalho aplicaremos a quarta condição, a curva na qual não se permitem vendas de ações a descoberto, nem a concessão e a tomada de empréstimos à taxa livre de risco, haja vista que os investidores que são o escopo deste estudo são aqueles sem experiência no mercado de ações, portanto operações complexas envolvendo vendas de ações a descoberto e a tomada de empréstimo para operação em bolsa não é recomendada para este público, o que implica que a soma da proporção de cada título investido na carteira deve ser igual a 1.

O objetivo do conjunto de carteiras da fronteira eficiente é de minimizar o risco para qualquer nível de retorno esperado. Quando especificamos algum nível de retorno e minimizamos o risco, temos um ponto na fronteira eficiente. Assim, para obter um ponto na fronteira eficiente, minimizamos o risco sujeito à condição de que o retorno seja de certo nível (2) mais a restrição de que a soma das proporções investidas em cada título seja 1 (1) e que todos os títulos tenham investimento positivo ou zero (3) (ELTON et al., 2010). Isso resulta no problema de minimizar

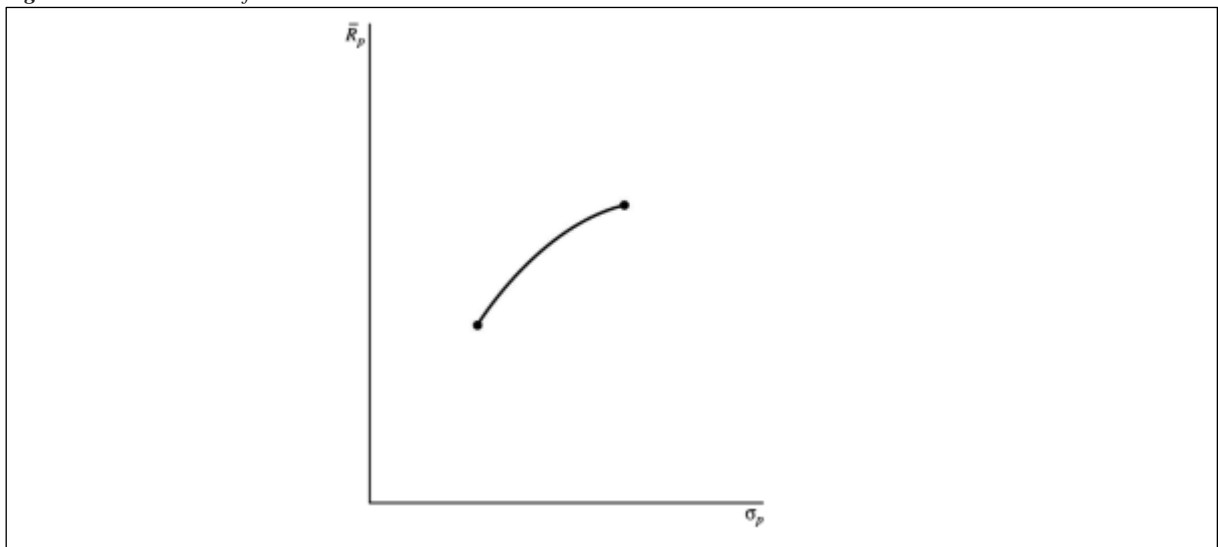
$$\sum_{i=1}^N (X_i^2 \sigma_i^2) + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N (X_i X_j \sigma_{ij})$$

sujeito a

- (1)  $\sum_{i=1}^N X_i = 1$
- (2)  $\sum_{i=1}^N (X_i \bar{R}_i) = \bar{R}_p$
- (3)  $X_i \geq 0; i = 1, \dots, N$

Quando variamos  $R_p$  entre a carteira de menor variância e a carteira com maior retorno obtemos o conjunto de carteiras eficientes, cuja a curva tem o formato idêntico ao da Figura 2.

Figura 2 - A Fronteira Eficiente



Fonte: ELTON et al. (2010, p.81)

Dessa maneira, é possível visualizar que a fronteira eficiente é uma função côncava no espaço bidimensional do retorno esperado  $\bar{R}_p$  e do desvio padrão  $\sigma_p$ , que se estende da carteira de variância mínima até a carteira de máximo retorno e, através do problema de minimização explicado anteriormente, encontramos todas as carteiras que compõem o conjunto eficiente (ELTON et al., 2010).

Para resolver o problema de minimização proposto, precisamos ter a capacidade de determinar o retorno esperado e o desvio padrão do retorno de uma carteira. Para qualquer carteira podemos escrever o retorno esperado  $\bar{R}_p$ , como sendo

$$\bar{R}_p = \sum_{i=1}^N X_i \bar{R}_i$$

e o desvio padrão do retorno, que determina o risco de qualquer carteira, é definido por

$$\sigma_P = \left[ \sum_{i=1}^N X_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N X_i X_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij} \right]^{\frac{1}{2}}$$

Da equação do retorno esperado sabemos que serão necessárias estimativas de retorno de cada ação que comporá a carteira. Da equação do desvio padrão do retorno precisaremos de estimativas da variância de cada ativo, bem como das estimativas da correlação entre cada par possível de ativos do portfólio.

### 1.2.3 Indicadores de risco e retorno individuais de ativos

Até este ponto delineamos a parte essencial da Teoria de Carteiras. A partir daqui serão descritas as equações que servem de subsídio para os cálculos expostos anteriormente.

#### a) Retorno no momento $t$ e retorno esperado

O retorno individual de um ativo, quando assumimos que a série de dados é contínua, é definido através do log-retorno

$$R_t = \ln \frac{P_t}{P_{(t-1)}} \rightarrow R_t = \ln P_t - P_{(t-1)}$$

onde  $R_t$  é o retorno no momento  $t$ ,  $P_t$  é o preço do ativo no momento  $t$  e  $P_{(t-1)}$  é o preço do ativo no momento anterior. Ou seja, o retorno de um ativo é o logaritmo natural da diferença entre o preço do ativo no tempo  $t$  e no tempo  $t-1$ .

O retorno esperado do ativo nada mais é do que a média dos retornos da série, portanto

$$\bar{R}_i = \sum_{t=1}^N \frac{R_{it}}{N}$$

onde  $\bar{R}_i$  é o retorno esperado do ativo  $i$ ,  $R_{it}$  é o retorno do ativo  $i$  no momento  $t$  e  $N$  é o número de observações da série. Quando cada retorno tem uma probabilidade diferente de acontecer em cada período  $t$ , então teremos

$$\bar{R}_i = \sum_{t=1}^N (P_{it} R_{it})$$

onde  $P_{it}$  é a probabilidade do  $t$ -ésimo retorno do  $i$ -ésimo ativo.

#### b) Variância e desvio padrão

Ao analisar um ativo financeiro, somente a medida do retorno médio não é suficiente. É necessário sabermos quanto os resultados diferem da média. Para isso utilizamos a variância.

Denominamos variância a média dos desvios ao quadrado, a equação que define a variância do  $i$ -ésimo ativo ( $\sigma_i^2$ ) quando a probabilidade dos retornos for igual, é a seguinte

$$\sigma_i^2 = \sum_{t=1}^N \frac{(R_{it} - \bar{R}_i)^2}{N}$$

Quando as observações não tem a mesma probabilidade de retorno, usamos

$$\sigma_i^2 = \sum_{t=1}^N [P_{it}(R_{it} - \bar{R}_i)^2]$$

Em alguns momentos da análise pode ser mais conveniente utilizar outra medida de dispersão: o desvio padrão, que é simplesmente a raiz quadrada da variância (ELTON et al., 2010).

#### 1.2.4 Estimativa de probabilidade de ocorrência dos retornos

Tim Bollerslev (1986) apresentou o GARCH (em inglês, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), um modelo de estimativa de volatilidade muito utilizado na previsão de séries temporais financeiras. O modelo GARCH é uma generalização do Modelo ARCH introduzido por Rob Engle em 1982. A diferença entre os dois modelos é que o GARCH, além do termo autorregressivo do ARCH( $q$ ) que mede o erro quadrático em  $q$  períodos anteriores, possui um termo adicional de média móvel que modela a variância condicional em  $p$  períodos anteriores. Isso torna o modelo GARCH( $p,q$ ) relevante para ser utilizado em séries financeiras, pois como os preços dos ativos podem apresentar momentos de grandes flutuações e momentos de baixas flutuações, o modelo é capaz de identificar os *clusters* de volatilidade.

Em sua publicação, Bollerslev (1986) explica matematicamente o modelo GARCH( $p,q$ ) genérico, expondo em seguida a aplicação prática do modelo GARCH(1,1) que, segundo ele, é o mais simples, mas o processo GARCH utilizado mais frequentemente, e pode ser definido como

$$r_t = \epsilon_t \sigma_t$$

$$r_t = \epsilon_t \sqrt{\omega + \alpha r_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha r_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

sendo que  $r_t$  é uma série de retornos,  $\epsilon_t$  é o erro independente e identicamente distribuído. A volatilidade no momento  $t$  é  $\sigma_t^2$ ,  $\alpha$  é a medida da influência do último retorno sobre a variância condicional atual e  $\beta$  é a medida da influência da volatilidade anterior sobre a volatilidade atual,  $r_{t-1}^2$  é o termo defasado de retorno ao quadrado. O parâmetro  $\omega$  é a constante. O modelo prevê

que todos os parâmetros são não negativos, ou seja,  $\omega, \alpha, \beta \geq 0$ . A estacionariedade do modelo é garantida se  $\alpha + \beta < 1$ , ambos os parâmetros são obtidos através de regressão linear.

Para nosso estudo, utilizaremos o log-retorno demonstrado no tópico 1.2.3 para calcular os retornos da série temporal  $r_t$ , devido às suas características estatísticas, como, por exemplo, a estacionariedade.

### 1.3 Análise Multicritério de Decisão TOPSIS

De acordo com Gomes e Gomes (2010), citado por Costa e Duarte Junior (2013), a Análise Multicritério de Decisão (AMD) consiste no elemento central da análise de decisões, tendo como principal característica a análise das alternativas sob vários pontos de vista ou critérios. Este tipo de decisão, chamada de decisão complexa, pode ser caracterizada, entre outros aspectos, pela variedade de critérios utilizados para sua solução, dificuldade de mensuração de determinados critérios, principalmente, critérios de natureza qualitativa e dificuldade de definição dos critérios ou das alternativas disponíveis.

Dentre as diferentes famílias de métodos multicritérios existentes, a metodologia utilidade-multiatributo (Escola Americana) é aquela que melhor se adequa a natureza da análise requerida. Considerando este universo, foi escolhido o método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*, em inglês) como ferramenta básica para a pré-seleção dos ativos. Também influenciam a favor da escolha do método TOPSIS: simplicidade no seu desenvolvimento; possibilidade de sua formulação ser totalmente desenvolvida em planilhas eletrônicas, não exigindo a utilização ou licença de um software de difícil acesso; possibilidade de utilização de diversos critérios para avaliação e a facilidade em realizar análises de sensibilidade para diferentes cenários (COSTA; JUNIOR, 2013).

A Técnica para Ordenar Preferência por Similaridade à Solução Ideal é útil em situações nas quais existem muitas opções de escolha. O método ordena as diversas possibilidades de escolhas com base em critérios fornecidos.

Costa e Junior (2013) utilizaram esta ferramenta para fazer a pré-seleção de ações com base em alguns critérios fundamentalistas, chegando à conclusão de que a carteira formada pelos títulos escolhidos com o suporte do método apresentaram retornos maiores do que as carteiras comparadas.

Eberman, Knidel e Krohling (2018), de maneira semelhante, utilizaram o TOPSIS para tomada de decisão de compra e venda de ações no curto prazo, obtendo resultado melhor com o processo, do que com investimento em títulos aleatórios e do que o Ibovespa, utilizado para comparação.

O Método TOPSIS é composto por uma série de etapas que devem ser percorridas até que se alcance o resultado desejado.

A primeira etapa consiste em construir a matriz de decisão  $m \times n$ , onde  $m$  são as alternativas (ações neste caso) e  $n$  são os critérios de avaliação.

A segunda etapa é o cálculo da matriz normalizada. No trabalho de Costa e Junior (2013) foi utilizada a normalização por vetor, dada pela equação

$$y_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$$

em que  $i=1, \dots, m; j=1, \dots, n$ ;  $m$  é o número da fonte de dados e  $x_{ij}$  representa o *score* do  $j$ -ésimo critério para a  $i$ -ésima fonte de dados.

A terceira etapa é o cálculo da matriz com os pesos dos critérios. A matriz normalizada é multiplicada pelos pesos de cada critério. Os pesos são definidos de acordo com as percepções de valor do decisor ou grupo de decisores.

$$v_{ij} = w_{ij}y_{ij}$$

A quarta etapa se trata da Situação Ideal Positiva (PIS) e Situação Ideal Negativa (NIS). O PIS representa os melhores níveis, ou seja, a situação ideal  $S_+$ . O NIS diz respeito aos piores níveis, a situação anti-ideal  $S_-$ .

$$S_+ = \{(\max v_{ij} | j \in J), (\min v_{ij} | j \in J')\}$$

$$S_- = \{(\min v_{ij} | j \in J), (\max v_{ij} | j \in J')\}$$

onde  $J$  é o conjunto de critérios de benefícios e  $J'$  é o conjunto de critérios de custos.

A quinta etapa é o cálculo das distâncias entre a solução ideal positiva e cada alternativa ( $D_+$ ) e entre a situação ideal negativa e cada alternativa ( $D_-$ ). Para isso utilizamos a distância euclidiana

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - S_j^+)^2}$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - S_j^-)^2}$$

em que  $i=1, \dots, m$ .

Por fim, a sexta etapa calcula a similaridade para a posição ideal positiva. Aplicando a equação



$$A_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}$$

A situação ideal é aquela alternativa que mais se aproximar ou for igual a  $A_i=1$ . Por outro lado, a alternativa que mais se aproximar de  $A_i=0$ , será a solução anti-ideal. Dessa forma, o resultado final será um *ranking* das melhores alternativas para as piores alternativas de acordo com os critérios definidos para a decisão.

Nos tópicos seguintes são apresentados os critérios que serão utilizados para a análise multivariada deste trabalho.

### 1.3.1 Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista é um importante instrumento utilizado para investir em ações e seu princípio é baseado na avaliação financeira, econômica e mercadológica de uma empresa e suas expectativas e projeções para o futuro, passando pelo estudo de seus balanços e demonstrações financeiras (MARTINS, 2008).

Com o objetivo de diversificar a análise e para propor a observação da perspectiva da relevância da avaliação da saúde das empresas e dos interesses do investidor, Costa e Junior (2013) definiram a utilização de alguns indicadores fundamentalistas para a formação do *ranking* de ações candidatas a formar uma carteira de investimento.

#### a) Índice de Liquidez Geral

É um indicador que demonstra a capacidade da empresa em pagar todas as suas dívidas de curto e de longo prazo. É calculada por

$$IG = \frac{AC + RLP}{PC + PNC}$$

onde AC é o ativo circulante, RLP o ativo realizável no longo prazo, PC o passivo circulante e PNC o passivo não circulante. Todos são extraídos dos demonstrativos financeiros das empresas.

#### b) Retorno sobre o Ativo

O ROA (*Return on Assets*, em inglês) mede a relação entre o lucro líquido de uma empresa e seu volume de ativos, portanto é uma medida de rentabilidade.

$$ROA = \frac{LL}{AT}$$

#### c) Índice de Preço/Lucro

Esse índice representa a quantidade de anos que se levaria para reaver o capital aplicado na compra de uma ação. É definido como o quociente da divisão do preço de uma ação pelo lucro líquido anual da empresa por ação.

$$\text{IPL} = \frac{P}{\text{LPA}}$$

d) *Margem LAJIDA (ou EBITDA)*

A margem EBITDA é a divisão do EBITDA (em inglês, *Earnings Before Taxes, Interest, Depreciation and Amortization*) pela Receita Líquida e serve como medida de margem operacional de uma empresa.

$$\text{mEBITDA} = \frac{\text{EBITDA}}{\text{RL}}$$

e) *Volatilidade*

Existem diversos métodos para cálculo de volatilidade, utilizaremos aqui o mesmo cálculo já demonstrado e explicado no tópico 1.2.4.

f) *Governança Corporativa*

No tópico 1.1.1 discorreremos sobre os segmentos de listagem das ações e os enquadramentos de cada nível de governança corporativa.

### 1.3.2 Análise Técnica

A análise técnica é o estudo dos dados de preços de um mercado. O preço reflete o valor atual ou antecipado de um mercado a partir de uma perspectiva de oferta e demanda (PERSON, 2004).

Para Person (2004), os indicadores técnicos ajudam a encontrar tendências de direção do mercado. Os indicadores são separados em dois tipos específicos: rastreadores e osciladores. Os rastreadores são responsáveis por identificar tendências em curso. Os osciladores servem como uma espécie de ajuste fino, captando as mínimas oscilações de preços do mercado. A análise técnica utiliza indicadores de ambos os grupos para alcançar maior precisão. A seguir serão apresentados alguns dos indicadores técnicos mais utilizados.

a) *Média Móvel Exponencial*

A média móvel é um dos indicadores mais populares da análise técnica. Utilizaremos a média móvel exponencial para identificar tendência de alta ou de baixa de ações. A MME é um indicador sensível, pois os últimos preços da série têm maior peso no cálculo. A equação da MME é a seguinte

$$MME_t = P_t K + MME_{(t-1)}(1 - K)$$

$$K = \frac{2}{N}$$

onde  $K$  é o fator exponencial e  $N$  é o número de observações da média móvel.

O sinal de compra se dá quando o preço da ação (ou uma média móvel de período inferior) cruza a linha da MME de baixo para cima, o sinal de venda acontece quando o cruzamento é de cima para baixo.

b) *Média Móvel Convergência-Divergência*

O indicador MACD (em inglês, *Moving Average Convergence-Divergence*) é outro indicador de tendência. É formado por duas linhas: a MACD rápida e a Linha de Sinal. A primeira é formada calculando a diferença entre duas médias móveis exponenciais de 26 e de 12 períodos. A partir da MACD rápida calcula-se uma média móvel de nove períodos, que resulta na Linha de Sinal. Assim, temos

$$MACD_{rápida} = MME[26] - MME[12]$$

$$Sinal = MME_{MACD}[9]$$

O sinal de compra e venda é idêntico ao do indicador de média móvel. Quando a linha MACD rápida cruza a Linha de Sinal no sentido de baixo para cima o gatilho é de compra, quando o sentido é de cima para baixo o gatilho é de venda.

c) *Estocástico*

O índice estocástico é um indicador oscilador de momento. O objetivo dele é identificar pontos de exaustão dos preços, ou seja, se os preços de fechamento em determinado período estiverem muito próximos podemos estar perto de um ponto de reversão de movimento, portanto o indicador é muito eficiente em mercados com tendência definida.

O estocástico é formado por duas linhas. A primeira linha é denominada %K e é bem ajustada às cotações das ações. A segunda linha é a %D que resulta da média aritmética de três períodos da linha %K, sendo assim um componente mais lento do indicador.

$$\%K_n = \left( \frac{Fh - Min_n}{Max_n - Min_n} \right) 100$$

$$\%D_n = \sum_{n=1}^3 \frac{\%K_n}{3}$$

onde  $Fh$  é o preço do último fechamento da ação,  $Min_n$  é o menor preço da ação no período  $n$  e  $Max_n$  é o maior preço da ação no período  $n$ .

Desse indicador obtemos duas indicações operacionais. A primeira delas diz que quando o estocástico atinge a linha dos 80% o mercado está sobre comprado e a recomendação é de venda. Quando atinge a linha dos 20% o mercado está sobre vendido e a recomendação é de compra.

A outra indicação diz respeito ao movimento divergente entre o indicador estocástico e os preços do mercado. Se estiverem se movimentando em direções opostas a observação que pode ser feita é que há um forte indício de reversão de tendência do mercado.

## Capítulo II – Analisando, testando e modelando o desempenho das ferramentas

Neste Capítulo serão abordados os aspectos metodológicos da pesquisa, os dados utilizados na análise, além de mostrar os modelos de seleção de carteira e as carteiras selecionadas por cada modelo.

### 2.1 Metodologia e base de dados

Neste trabalho os modelos foram desenvolvidos utilizando a linguagem de programação R, que proporciona uma variedade de técnicas de computação estatística e gráfica (R FOUNDATION, 2021). Além da biblioteca base da linguagem R, foram utilizados pacotes adicionais disponíveis na rede CRAN (em inglês, *The Comprehensive R Archive Network*), todos de uso livre e gratuito. Como ambiente de desenvolvimento foi utilizado o *software* RStudio Desktop (2021). Para a armazenagem e versionamento dos arquivos do projeto, códigos e dados, foi utilizado o repositório local Git e o repositório *online* GitHub<sup>1</sup>.

Utilizando os pacotes *GetDFPData* (PERLIN, 2021a), *GetDFPData2* (PERLIN, 2021b) e *GetFREDData* (PERLIN, 2021c) foram baixados os formulários cadastrais das empresas listadas, os Demonstrativos Financeiros Padronizados referentes aos anos de 2015 a 2020 e os códigos de negociação das empresas de capital aberto.

---

<sup>1</sup> As bases de dados e os códigos-fonte elaborados pelo autor estão disponíveis no link <https://github.com/camurcal/monografia/tree/master/GitHub/monografia>

Utilizando o pacote *BatchGetSymbols* (PERLIN, 2020) foram baixadas as cotações diárias das ações no período de 01 de janeiro de 2014 a 31 de dezembro de 2020 disponíveis no *Yahoo! Finance*.

Os dados foram tratados de modo que empresas em recuperação ou em liquidação judicial e extrajudicial, ou aquelas com o registro cancelado, falidas ou com atividades paralisadas fossem excluídas da análise. Também foram excluídas as empresas com registro na CVM em data posterior à 01 de janeiro de 2015.

Além disso, no caso de empresas que possuem mais de um código de negociação (aquelas que negociam ações preferenciais, ordinárias e *units*, por exemplo), foram filtrados para que os *tickers* menos negociados fossem excluídos. Das empresas que sobraram foram excluídas as empresas que movimentaram em 2015, em média, menos de dois milhões de reais por dia. Por fim, foram retirados da amostra os bancos e instituições financeiras, por serem investimentos exigirem uma análise diferente das demais empresas.

Após o tratamento dos dados restaram para a análise 76 empresas que serão objeto das modelagens abordadas nos tópicos 2.2 e 2.3 e estão dispostas no Apêndice A deste trabalho.

O período de 01 de janeiro de 2014 até 31 de dezembro de 2015 será utilizado para as estimativas esperadas do retorno e da volatilidade para o Modelo da Moderna Teoria de Carteiras, para o Modelo TOPSIS o período servirá para o cálculo dos indicadores técnicos e fundamentalistas. O período de 01 de janeiro de 2016 a 31 de dezembro de 2020 será utilizado para testar o desempenho das carteiras.

## 2.2 Modelo de Seleção da Moderna Teoria de Carteiras

Para o cálculo do retorno foi utilizado o cálculo do log-retorno, utilizando as funções base do R *log* e *diff* aninhadas.

Através do pacote *tseries* (TRAPLETTI; HORNIK; LEBARON, 2020), foi realizado o Teste de Dickey-Fuller Aumentado para verificar a estacionariedade das séries temporais, cujos resultados apresentaram *p-valor* inferior a 0,01, rejeitando a hipótese nula e confirmando que as séries são estacionárias.

A partir daí utilizou-se o pacote *forecast* (HYNDMAN et al., 2021) para estabelecer a ordem do modelo autorregressivo, o grau de diferenciação e a ordem do modelo de média móvel, obtendo o modelo ARIMA(0,0,0).

O modelo obtido foi submetido ao Teste de Ljung-Box, com defasagem de 30 períodos, o qual revelou que para a série de resíduos não se rejeita a hipótese de que a função de autocorrelação dos resíduos seja nula a uma significância de 5%, ou seja, admite-se que a série

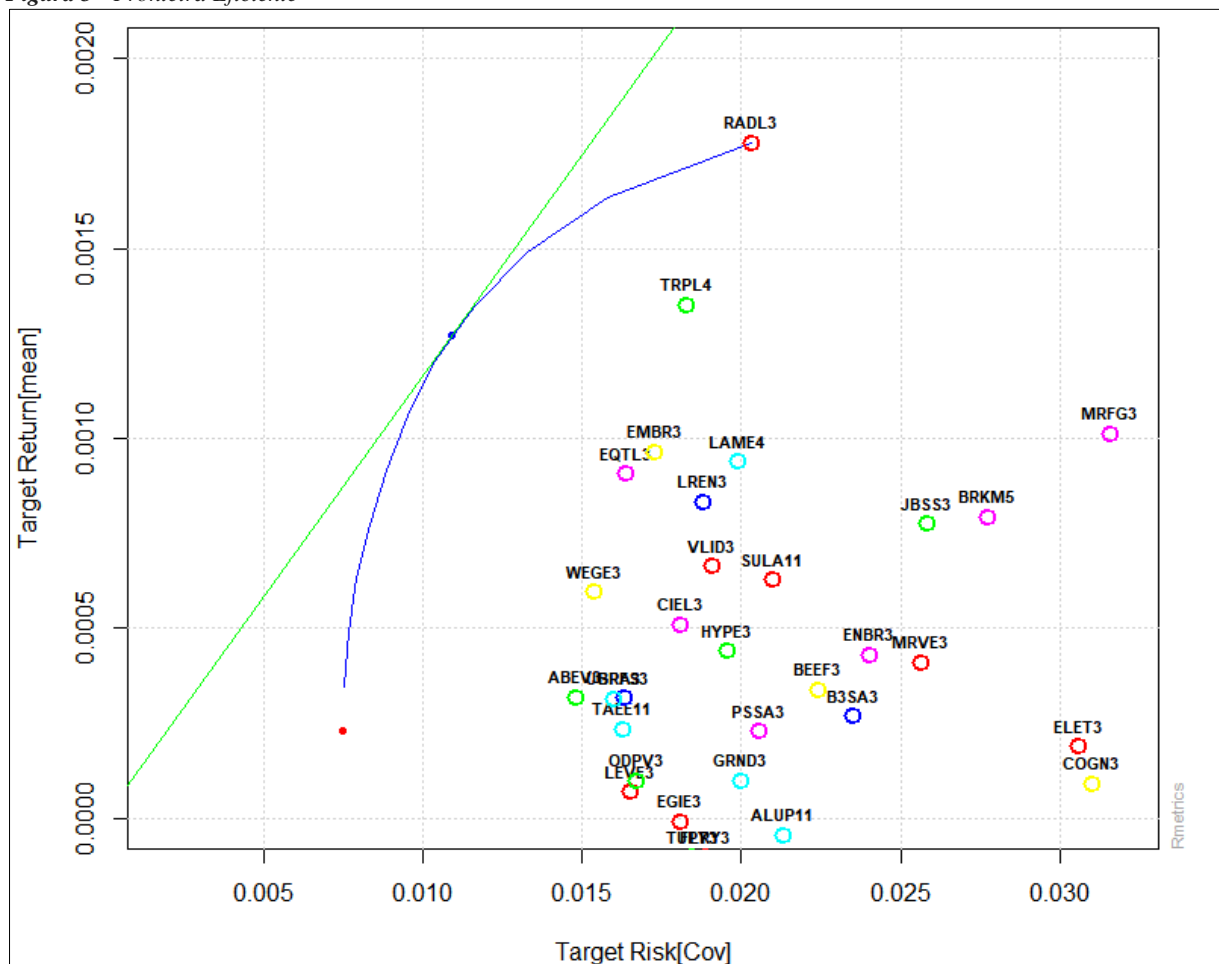
seja um ruído branco; e para a série de resíduos ao quadrado a uma significância de 5% não se pode afirmar que a função de autocorrelação seja nula, rejeitando a hipótese nula.

Para confirmar os efeitos ARCH do modelo, foi executado o Teste LM-ARCH da biblioteca *FinTS* (GRAVES, 2019) que rejeitou a hipótese nula de que não existem efeitos ARCH, com  $p\text{-valor} < 0,001$ .

As volatilidades e as volatilidade esperadas de cada série de retorno foram calculadas utilizando o modelo  $ARMA(0,0)+GARCH(1,1)$ , implementado no R através da biblioteca *fGarch* (WUERTZ et al., 2020a). Os coeficientes  $\omega$ ,  $\alpha$  e  $\beta$  alcançados são significantes a 0,1%.

Por fim, para o cálculo do retorno esperado, da fronteira eficiente, bem como para seleção do portfólio eficiente, foi utilizada a biblioteca *fPortfolio* (WUERTZ et al., 2020b).

Figura 3 - Fronteira Eficiente



Fonte – Elaborado pelo autor com dados do *Yahoo! Finance*.

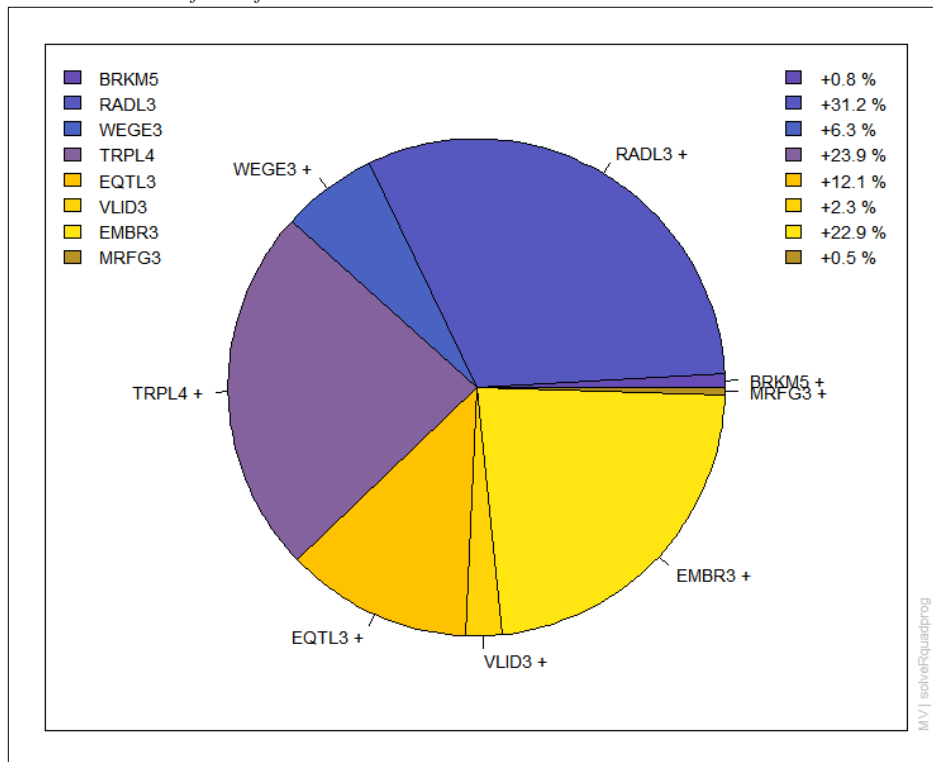
Na Figura 3 a linha azul representa a fronteira de carteiras eficientes com base nos retornos e covariâncias dos 76 ativos, sendo cada ponto na linha um portfólio com uma combinação de dois ou mais ativos com pesos diferentes. Os pontos vazados coloridos representam a relação risco/retorno de cada ativo isolado. O ponto vermelho fechado representa

a carteira de menor risco. O ponto azul fechado representa o portfólio eficiente e a linha verde é a reta tangente à fronteira.

O portfólio eficiente selecionado pelo Modelo de Seleção da Moderna Teoria de Carteiras possui 8 ativos com os pesos distribuídos de acordo com a Figura 4.

O desempenho da carteira eficiente será abordado no Capítulo III.

*Figura 4 - Pesos: Portfólio Eficiente*



Fonte: Elaborado pelo autor.

### 2.3 Modelo de Seleção da Análise Multicritérios de Decisão

Os indicadores fundamentalistas foram calculados a partir dos Demonstrativos Financeiros Padronizados obtidos pelos pacotes citados anteriormente, utilizando operações matemáticas disponíveis no pacote base do R.

Os indicadores técnicos foram calculados tendo como base os preços de fechamentos, ajustados à dividendos e às *splits* e *inplits* das ações, fornecidos pelo pacote *BatchGetSymbols* (PERLIN, 2020). Pelo pacote *pracma* (BORCHERS, 2021) foi calculado o indicador de cruzamento de médias móveis, sendo a linha lenta, a média móvel exponencial de 150 períodos e a linha rápida, a média móvel simples de 50 períodos e cada período correspondente a um dia. Após, utilizando o mesmo pacote, calculou-se o indicador MACD, utilizando os mesmos parâmetros expostos no tópico 1.3.2.

Para o cálculo do indicador Estocástico foram utilizados os pacotes *pracma* (BORCHERS, 2021) e *RcppRoll* (USHEY, 2018) combinados, sendo parametrizado 14 períodos para a linha estocástica %K e três períodos para o estocástico %D, cada período equivalendo a um dia.

Foi definida uma metodologia para a decisão de compra ou de venda do ativo em determinado dia. Caso dois ou mais indicadores indicassem a compra de um ativo em determinado dia, a decisão final da rotina deve ser “COMPRA”, caso dois ou mais indicadores indiquem a venda, a decisão final deve ser “VENDA”, caso contrário a decisão deve ser “NEUTRO”.

Para a Governança Corporativa, estabeleceu-se pontuação de 1 a 4, da mais baixa para a mais alta, “Tradicional”, “Nível 1”, “Nível 2” e “Novo Mercado”.

Por fim, para a elaboração do *ranking* de ações foi utilizado o pacote *topsis* (YAZDI, 2013) alimentando como critérios positivos de entrada os indicadores Governança Corporativa, Liquidez Geral, Retorno sobre o Ativo, Índice Preço/Lucro, Margem EBITDA e o sinal de decisão, a volatilidade foi estabelecida como critério que influencia negativamente a pontuação final do ativo. Os pesos foram distribuídos igualmente entre os sete critérios. O *ranking* completo gerado pelo Método TOPSIS encontra-se no Apêndice B.

Do *ranking* foram extraídas quatro carteiras, sendo a primeira formada pelos 15 ativos com a maior pontuação (carteira TOPSIS 1), a segunda formada pelos 15 ativos com a menor pontuação, (carteira TOPSIS 2) a terceira formada pelos 15 ativos com maior pontuação de cada setor econômico das 30 primeiras posições (carteira TOPSIS 3).

Os pesos de cada ativo foram distribuídos igualmente entre si nas três carteiras. O resultado da *performance* das carteiras é apresentado no próximo capítulo.

## **2.4 Seleção Aleatória de Carteiras de Ações**

Foram geradas mil carteiras compostas por, no mínimo, 8 e, no máximo, 15 ativos escolhidos de forma aleatória e com os pesos atribuídos randomicamente em cada carteira. O desempenho médio das carteiras será comparado aos desempenhos das carteiras selecionadas anteriormente e apresentado no capítulo a seguir.

## **Capítulo III – Resultados e Conclusões**

Neste capítulo são apresentados e comparados os desempenhos das carteiras selecionadas por cada método. Não são considerados nos resultados eventuais ônus com taxas



de corretagens, emolumentos e impostos que devem ser pagos pelo investidor no momento do investimento ou do resgate.

No período analisado a maior parte das empresas listadas na bolsa de valores brasileira apresentaram um crescimento significativo. Um investidor que decidisse investir dia 30 de dezembro de 2015, R\$ 1.000,00 em BOVA11, que é um fundo passivo que replica a carteira teórica das 65 ações mais negociadas proposta pelo índice Bovespa, resgataria R\$ 2.831,11 em 30 de dezembro de 2020, ou seja, um retorno de 183% em 5 anos. Caso optasse por um investimento mais seguro que rendesse 100% do CDI no mesmo período, o investidor resgataria R\$ 1.453,37. Esses resultados ajudam a explicar a grande migração da renda fixa para a renda variável ocorrida nos últimos anos.

Devemos observar que não é apenas o retorno obtido pelo investimento que deve ser analisado. O risco é um componente importante quando comparamos carteiras de investimento. Por isso, para a análise dos portfólios selecionados no Capítulo 2, serão comparados os seguintes componentes: retorno anualizado, índice de Sharpe anualizado, o risco medido pelo desvio padrão anualizado, o *drawdown*<sup>2</sup> máximo (em inglês, *Maximum Drawdown* ou MDD), *drawdown* médio e tempo médio de recuperação.

Diante disso, retornemos ao indivíduo que decidiu investir R\$ 1.000,00 em BOVA11. No período de 5 anos, ele obteve um retorno de 23,14% a.a. e uma volatilidade de 25,43% a.a. O índice de Sharpe foi de 0,55, isto quer dizer que para cada um ponto a mais de risco que o investidor foi exposto ao não investir em um ativo à taxa do CDI, ele obteve 0,55 ponto a mais de rentabilidade. O *drawdown* máximo registrado pelo índice Bovespa foi de 37%, quando o capital investido diminuiu de R\$ 2.751,81 em 30 de dezembro de 2019 para R\$ 1.732,75 em 31 de março de 2020. Essa perda expressiva de capital foi efeito de uma queda generalizada dos mercados de ações causada principalmente pela insegurança na economia mundial devido a pandemia global de COVID-19 (*Coronavirus Disease 2019*, na sigla em inglês). Por conta disso, o *drawdown* médio se mostra como um indicador mais eficaz para a análise de risco nesse período. Em média, as perdas de capital do investidor foram de quase 8% cada vez que o índice Bovespa apresentou resultados mensais negativos e o tempo médio de recuperação de cada perda de capital foi de dois meses e meio.

Tendo os resultados obtidos pelo Ibovespa como *benchmark*, são analisados nos tópicos a seguir os desempenhos dos portfólios selecionados.

---

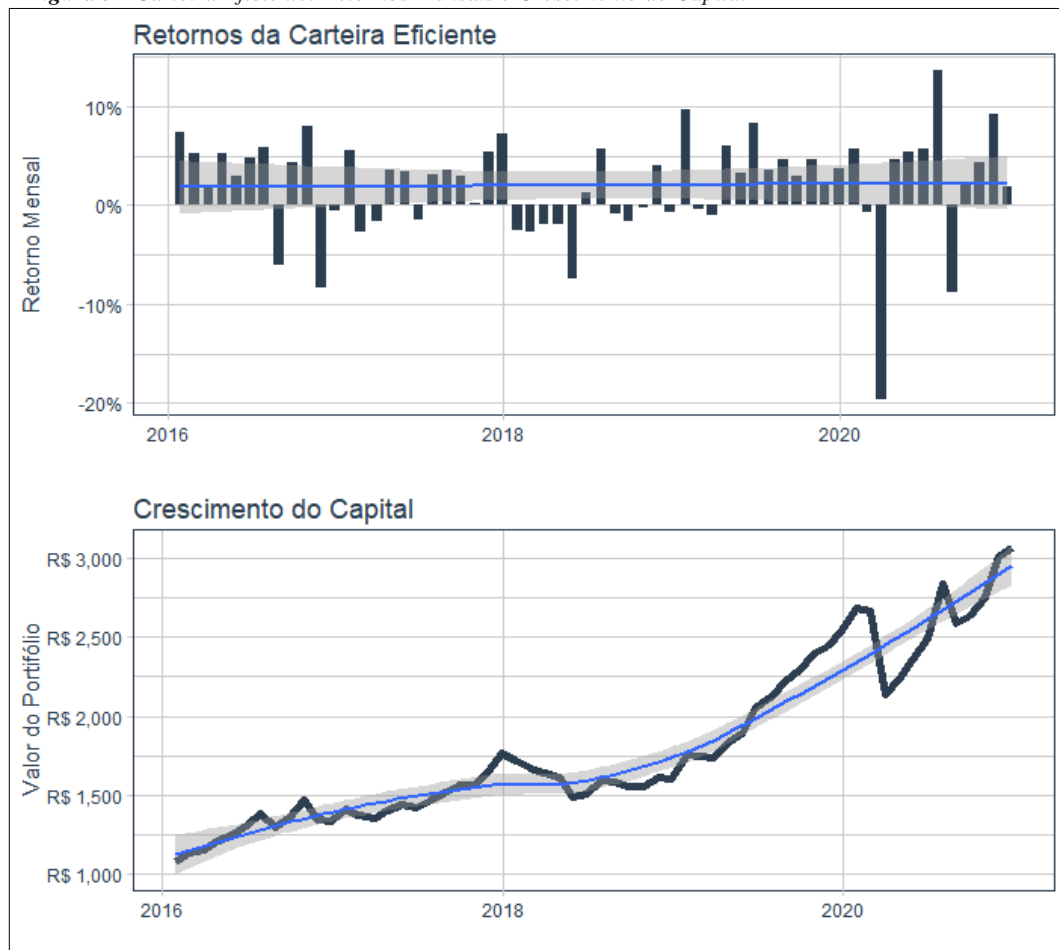
<sup>2</sup> Em análise de risco, *drawdown* representa a perda de capital que um investimento teve em relação ao seu valor máximo durante certa janela de tempo.

### 3.1 Desempenho da Carteira Eficiente

Supondo que o investidor decidisse investir em 30 de dezembro de 2015 os mesmos R\$ 1.000 na carteira eficiente proposta pela Moderna Teoria de Carteiras, resgataria no fim do período R\$ 3.066,28, um rendimento total de 206%. Isso representa um retorno anual de 25,12%. A volatilidade da carteira foi de 18,03% ao ano.

A relação entre risco e retorno anual medida pelo Índice de Sharpe foi de 0,88. A perda máxima de capital da carteira foi de 20% e ocorreu no mesmo período do Ibovespa, enquanto o *drawdown* médio foi de quase 12% e o tempo de recuperação de capital foi em média pouco mais de cinco meses e meio.

**Figura 5 - Carteira Eficiente: Retornos Mensais e Crescimento do Capital**



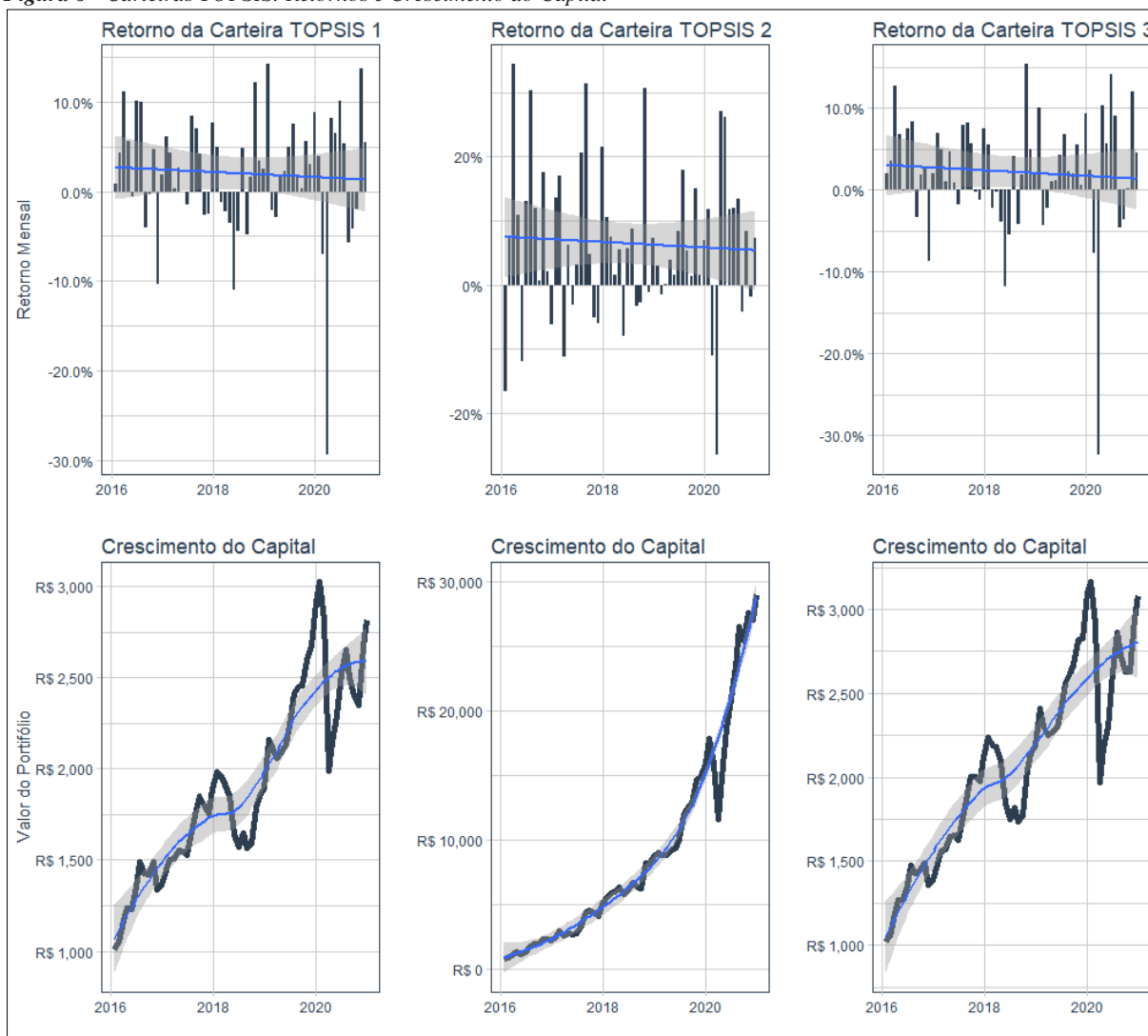
Fonte: Elaborado pelo autor.

Como demonstra a Figura 5, os retornos apresentados pela carteira eficiente são positivos, em sua maior parte, e muitas vezes próximos de 5% a.m. O valor do portfólio apresenta uma linha de tendência de crescimento bem definida.

### 3.2 Desempenho das Carteiras TOPSIS

As *performances* das carteiras formadas a partir do *ranking* gerado pela Técnica para Ordenar Preferência por Similaridade à Solução Ideal são apresentadas nos tópicos a seguir, observando que a carteira que mais se destacou foi a Carteira TOPSIS 2.

Figura 6 - Carteiras TOPSIS: Retornos e Crescimento do Capital



Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 3.2.1 Carteira TOPSIS 1

A carteira formada pelos 15 primeiros ativos do *ranking* gerado pelo Método TOPSIS apresentou um retorno absoluto de 181% no período ou 23,02% ao ano, inferior ao retorno do Ibovespa no mesmo período. Caso escolhesse esse portfólio o investidor estaria exposto a um risco de 23,97% a.a. Cada ponto de risco adicional em relação ao investimento à taxa do CDI garantiu 0,58 ponto a mais de rentabilidade ao ano. Além disso, o investidor experimentaria um MDD de 34,33% e um *drawdown* médio de 10,24%, sendo necessário, em média, aproximadamente três meses para recompor o capital perdido.

No fim do ano de 2020 a carteira ainda não havia se recuperado totalmente do impacto negativo causado pela pandemia de COVID-19.

**Quadro 1 - Composição da Carteira TOPSIS 1**

ABEV3	B3SA3	EGIE3	LAME4	TAE11
ALUP11	BRML3	EZTC3	MDIA3	TRPL4
ARZZ3	CIEL3	GRND3	ODPV3	YDUQ3

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observação: os ativos foram escolhidos com base na sua pontuação no *ranking* constante do Apêndice B e o peso de cada ativo é igual a 6,66%.

### 3.2.2 Carteira TOPSIS 2

Os 15 últimos ativos do *ranking* formam a Carteira TOPSIS 2. Essa carteira obteve resultados muito além do esperado. Caso o investidor optasse por esse portfólio, resgataria em 30 de dezembro de 2020 o montante de R\$ 29.030,84, o que representa um retorno de 2.803% em cinco anos. O retorno anual de 96,16% foi possível através da combinação de alguns ativos da carteira que obtiveram resultados extraordinários, alguns dos quais estão listados no Quadro 2, com o retorno caso fosse investido o capital total isoladamente em cada ativo.

**Quadro 2 - Retornos isolados de ativos com os maiores rendimentos da Carteira TOPSIS 2**

<b>Ação</b>	<b>Retorno</b>
MGLU3	35.543%
GOLL4	935%
USIM5	930%
VALE3	705%
RAPT4	688%
ELET3	675%
GOAU4	655%
GGBR4	476%
BTOW3	440%
CSMG3	399%
PETR4	344%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observação: O período considerado foi entre 2016 e 2020.

É possível verificar que a *performance* combinada desses ativos no período impactou favoravelmente o desempenho geral da carteira. A principal causa foi o crescimento exponencial da empresa Magazine Luiza S.A que surpreendeu o mercado como um todo. Outros ativos dessa lista se favoreceram do aumento dos preços internacionais de *comodities*, como o minério de ferro por exemplo, aliado à depreciação do real em relação ao dólar, que favoreceram as exportações e a geração de caixa das empresas, como a Vale, a Usiminas e a Gerdau.

Isto posto, voltemos à análise da carteira. No período do investimento, o investidor assumiria um risco de 41,81% a. a. O Índice de Sharpe anualizado foi de 1,96. A perda máxima

de capital foi de 34,62%, quando o valor do portfólio caiu de R\$ 17.811,00 em 31 de janeiro de 2020 para R\$ 11.645,25 em 31 de março daquele ano. A perda média de capital ficou no patamar de aproximadamente 9,5% e o tempo médio de um mês e meio para o recuperar o capital perdido.

Em dois meses a carteira estava totalmente recuperada das incertezas econômicas do início de 2020, fechando o ano com uma tendência forte de crescimento. Por vários meses o desempenho da carteira foi superior ou próximo a 15%.

*Quadro 3 - Composição da Carteira TOPSIS 2*

BEEF3	CSMG3	GOAU4	MGLU3	RAPT4
BRPR3	ELET3	GOLL4	MRFG3	USIM5
BTOW3	GGBR4	JBSS3	PETR4	VALE3

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observação: os ativos foram escolhidos com base na sua pontuação no *ranking* constante do Apêndice B e o peso de cada ativo é igual a 6,66%.

### 3.2.3 Carteira TOPSIS 3

A Carteira TOPSIS 3 foi selecionada a partir da melhor pontuação dos ativos cada setor econômico das 30 primeiras posições do *ranking*.

O retorno geral da carteira foi de 207% ou 25,77% ao ano. A volatilidade do portfólio foi de 25% a.a. e a relação risco-retorno medido pelo Sharpe foi de 0,64. O *drawdown* máximo foi de 37,73% e o médio ficou em 10,27%. O tempo médio de recuperação da carteira foi de aproximadamente três meses e dez dias.

Tal qual a Carteira TOPSIS 1, ao fim do ano de 2020, o portfólio deixava dúvidas sobre sua capacidade de superar a crise gerada pela pandemia. Poucas vezes o retorno mensal da carteira foi superior a 10%.

*Quadro 4 - Composição da Carteira TOPSIS 3*

ABEV3	BRML3	EZTC3	LINX3	TAE11
ARZZ3	CCRO3	GRND3	MDIA3	WEGE3
B3SA3	CVCB3	HYPE3	ODPV3	YDUQ3

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observação: os ativos foram escolhidos com base na sua pontuação no *ranking* constante do Apêndice B e o peso de cada ativo é igual a 6,66%.

### 3.3 Desempenho das Carteiras Aleatórias

Estas carteiras retornaram em média 28,08% a.a. e volatilidade de 29,65%. O índice de Sharpe anual ficou, em média, 0.62. O MDD médio foi de 41% e o *drawdown* médio de 10,65%. O tempo médio de recuperação das carteiras aleatórias foi de quase três meses.

### 3.4 Resultado Geral

O Quadro 5 apresenta um resumo dos tópicos anteriores. Quando analisamos os resultados em conjunto podemos extrair algumas informações relevantes.

*Quadro 5 - Resumo Geral dos Desempenhos das Carteiras*

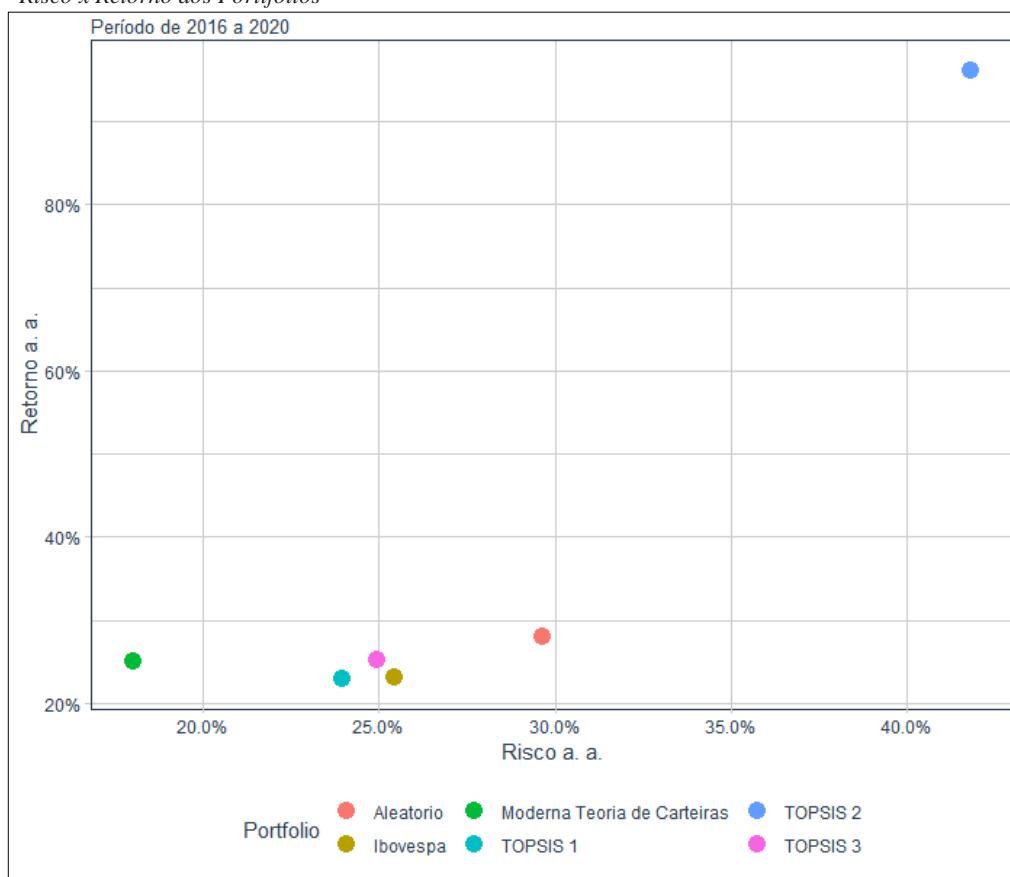
Portifólio	Retorno Anual (%)	Volatilidade Anual (%)	Índice Sharpe Anual	<i>Drawdown</i> Máximo (%)	<i>Drawdown</i> Médio (%)	Tempo de Recuperação Médio (meses)
Eficiente	25,12	18,03	0,88	20,12	11,89	5,6
TOPSIS 1	23,02	23,97	0,58	34,33	10,24	3,1
TOPSIS 2	96,14	41,81	1,96	34,62	9,48	1,6
TOPSIS 3	25,22	24,96	0,64	37,73	10,27	3,3
Ibovespa	23,14	25,43	0,55	37,03	7,97	2,5
Aleatório	28,08	29,65	0,62	41,00	10,65	2,8

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao mesmo tempo que a Carteira TOPSIS foi a que apresentou o maior retorno ao ano, é a que expõe o investidor ao maior risco. As demais carteiras alcançaram retornos anuais muito próximos, porém quando observamos o risco anual de cada portfólio, destaca-se a Carteira Eficiente. A combinação de ativos que apresentou a melhor relação risco-retorno, segundo o Índice de Sharpe, foi a Carteira TOPSIS 2, seguida pela Carteira Eficiente, conforme Figura 7.

A Carteira Eficiente apresentou *drawdown* máximo significativamente menor para o período, em comparação aos portfólios concorrentes. Os *drawdowns* médios foram muito parecidos, sendo a Carteira Teórica do Ibovespa o menor deles. O tempo médio de recuperação das carteiras, após uma perda de capital destoaram entre si, sendo a Carteira TOPSIS 2 a que tem a recuperação mais rápida e a Carteira Eficiente a mais lenta, necessitando, em média, de quase seis meses para se recuperar após um *drawdown*.

Figura 7 - Risco x Retorno dos Portifólios



Fonte: Elaborado pelo autor.

Estes resultados nos permitem concluir que o investimento nas Carteiras TOSIS 1 e 3 demonstraram pouca ou nenhuma vantagem em relação ao investimento na Carteira Teórica do Ibovespa ou em qualquer outra carteira aleatória.

Por outro lado, a Carteira Eficiente, embora tenha apresentado um retorno semelhante às outras, com exceção da TOSIS 2, expôs o investidor a um risco menor, o menor *drawdown* do conjunto e a segunda melhor relação risco-retorno.

Por fim, a Carteira TOSIS 2, selecionou onze ações que apresentaram retornos muito superiores aos resultados de todas as outras carteiras, além de serem empresas que cresceram além das expectativas do mercado. Devemos ter cautela ao apontar a metodologia dessa carteira como a melhor forma de selecionar ações. Quando analisamos uma série de políticas macroeconômicas, a valorização dos preços internacionais das *commodities*, além de um evidente *bull market* em curso desde 2016, principalmente após a abertura do processo de *impeachment* da ex-presidente Dilma Rousseff, podemos inferir que essas várias condições ocorrendo ao mesmo tempo impactaram favoravelmente os resultados obtidos pelo portfólio.

Não é possível afirmar que ao executar o modelo na conjuntura atual seriam selecionadas ações de empresas com tanto potencial de crescimento para os próximos anos, isto

é, não invalidamos a capacidade do modelo de selecionar ações que eventualmente estejam fora do radar do mercado por não terem os melhores indicadores, como as primeiras colocadas do *ranking* TOPSIS, apenas dizemos que uma carteira selecionada por esse método pode não apresentar resultados tão expressivos quanto os observados no tópico 3.2.2.

Sendo assim, podemos afirmar que a ferramenta que selecionou o portfólio com mais vantagens do que desvantagens e que expôs o investidor ao menor risco obtendo um retorno semelhante à média do mercado foi a Moderna Teoria de Carteiras através da Carteira Eficiente.

### 3.5 Conclusão

Ao resgatarmos a primeira hipótese proposta na introdução deste trabalho, verificamos que não é possível garantir que ferramentas de seleção de ações escolham portfólios com rentabilidade acima da média do mercado, porém o Portifólio Eficiente proposto pela Moderna Teoria de Carteiras foi eficaz em expor o investidor a um menor risco quando comparado às carteiras concorrentes.

Em relação a segunda hipótese, a combinação de indicadores técnicos e fundamentalistas permitiu a elaboração de um *ranking* através do qual foi possível selecionar um portfólio de ações com grande potencial de crescimento e, embora seja necessária cautela e uma análise por parte do investidor do cenário político e da conjuntura macroeconômica nacional e internacional antes de investir numa carteira gerada pelo método, esse portfólio apresentou a melhor relação risco-retorno quando comparada com as outras carteiras deste estudo. Contudo, as outras duas carteiras selecionadas a partir do mesmo *ranking*, apresentaram pouca ou nenhuma vantagem em relação às demais carteiras. Estes são os motivos pelo qual não é possível afirmar que a hipótese é verdadeira, necessitando mais estudos para uma conclusão.

É necessário observar que o perfil do investidor é um fator importante para a manutenção do investimento. Um investidor de perfil conservador dificilmente suportaria assistir seu capital reduzir 10%, 20%, 30%, como se pôde observar nas séries apresentadas. Mesmo um investidor com perfil arrojado deveria dispor de mecanismos de proteção de carteira, tais quais fundos de *hedge*, moedas estrangeiras, entre outros.

Em próximos trabalhos podem ser comparadas carteiras eficientes de outras curvas de fronteiras eficientes propostas pelo Elton (2010). Pode ser estudado também a adição e a subtração de indicadores técnicos e fundamentalistas como conjunto de critérios para a Análise Multicritério de Decisão, além da atribuição de diferentes pesos para os critérios e, possivelmente, uma melhor distribuição dos pesos dos ativos nas carteiras.



## Referências Bibliográficas

- B3. **Histórico pessoas físicas**. Disponível em: <[http://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/historico-pessoas-fisicas/](http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/historico-pessoas-fisicas/)>. Acesso em: 19 jan. 2021a.
- B3. **Relação com Investidores**. Disponível em: <<https://ri.b3.com.br/pt-br/b3/perfil/>>. Acesso em: 17 jan. 2021b.
- B3. **Ações**. Disponível em: <[http://www.b3.com.br/pt\\_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/acoes.htm](http://www.b3.com.br/pt_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/acoes.htm)>. Acesso em: 17 jan. 2021c.
- B3. **Segmentos de Listagem**. Disponível em: <[http://www.b3.com.br/pt\\_br/produtos-e-servicos/solucoes-para-emissores/segmentos-de-listagem/sobre-segmentos-de-listagem/](http://www.b3.com.br/pt_br/produtos-e-servicos/solucoes-para-emissores/segmentos-de-listagem/sobre-segmentos-de-listagem/)>. Acesso em: 17 jan. 2021d.
- BOLLERSLEV, T. GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY. **Journal of Econometrics**, v. 31, n. 1, p. 307–327, 1986.
- BORCHERS, H. W. **pracma**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=pracma>>. Acesso em: 26 jun. 2021.
- CHAGUE, F.; GIOVANNETTI, B. É Possível Viver De Day-Trade Em Ações? **Brazilian Review of Finance**, v. 18, n. 3, p. 1, set. 2020.
- COSTA, L. S. DA; JUNIOR, A. M. D. **UMA METODOLOGIA PARA A PRÉ-SELEÇÃO DE AÇÕES UTILIZANDO O MÉTODO MULTICRITÉRIO TOPSIS**. Natal/RN: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2013
- CVM. **Ofício-Circular n. 13/2020**. Rio de Janeiro/RJ: [s.n.]. Disponível em: <<http://conteudo.cvm.gov.br/export/sites/cvm/legislacao/oficios-circulares/sin/anexos/oc-sin-1320.pdf>>.
- EBERMAM, E.; KNIDEL, H.; KROHLING, R. A. **Negociação De Ações Usando Topsis E Análise Técnica**. Rio de Janeiro/RJ: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2018
- ELTON, E. J. et al. **Moderna Teoria de Carteiras e Análise de Investimentos**. 8a. ed. São Paulo: Elsevier Editora Ltda, 2010.
- GRAVES, S. **FinTS**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=FinTS>>. Acesso em: 19 jul. 2021.
- HYNDMAN, R. et al. **forecast**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=forecast>>. Acesso em: 19 jul. 2021.
- KEYNES, J. M. The General Theory of Employment, Interest and Money. **Journal of the American Statistical Association**, v. 31, n. 196, p. 791, 1936.
- MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.

- MARTINS, L. **Aprenda a Investir: Saiba Onde e Como Aplicar o seu Dinheiro**. Brasil: Editora Atlas, 2008.
- PERLIN, M. **BatchGetSymbols**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=BatchGetSymbols>>. Acesso em: 23 jun. 2021.
- PERLIN, M. **GetDFPData**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=GetDFPData>>. Acesso em: 23 jun. 2021a.
- PERLIN, M. **GetDFPData2**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=GetDFPData2>>. Acesso em: 23 jun. 2021b.
- PERLIN, M. **GetFREData**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=GetFREData>>. Acesso em: 23 jun. 2021c.
- PERSON, J. L. **A Complete Guide to Technical Trading Tactics: How to Profit using Pivot Points, Candlesticks & Other Indicators**. 1th. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- PINESE, H. P.; MORIGUCH, S. N.; PIMENTA, M. L. Os Valores Pessoais que Orientam o Comportamento de Jovens Universitários como Investidores da Bolsa. **Revista de Administração da Universidade Federal de Santa Maria**, p. 598–615, 2015.
- PORTAL DO INVESTIDOR. **Mercado Primário x Mercado Secundário**. Disponível em: <[https://www.investidor.gov.br/menu/Menu\\_Investidor/funcionamento\\_mercado/mercado\\_primario.html](https://www.investidor.gov.br/menu/Menu_Investidor/funcionamento_mercado/mercado_primario.html)>. Acesso em: 17 jan. 2021.
- R FOUNDATION. **The R Project for Statistical Computing**. Disponível em: <<https://www.r-project.org/>>. Acesso em: 23 jun. 2021.
- RSTUDIO INC. **RStudio Desktop Computer Program** BostonRStudio, PBC, , 2016. Disponível em: <<https://www.rstudio.com/>>
- SHARPE, W. F. CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK\*. **The Journal of Finance**, v. XIX, p. 425–442, 1964.
- TRAPLETTI, A.; HORNIK, K.; LEBARON, B. **tseries**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=tseries>>. Acesso em: 19 jul. 2021.
- USHEY, K. **RcppRoll**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=RcppRoll>>. Acesso em: 26 jun. 2021.
- WUERTZ, D. et al. **fGarch**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=fGarch>>. Acesso em: 26 jun. 2021a.
- WUERTZ, D. et al. **fPortfolio**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=fPortfolio>>. Acesso em: 26 jun. 2021b.
- YAZDI, M. M. **topsis**. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=topsis>>. Acesso em: 26 jun. 2021.

**APÊNDICE A – LISTA DE EMPRESAS UTILIZADAS NESTE ESTUDO**

<b>CÓDIGO DE NEGOCIAÇÃO</b>	<b>NOME DA EMPRESA</b>
ABEV3	AMBEV S.A.
ALPA4	ALPARGATAS S.A.
ALUP11	ALUPAR INVESTIMENTO S/A
ANIM3	ANIMA HOLDING S.A.
ARZZ3	AREZZO INDÚSTRIA E COMÉRCIO S.A.
B3SA3	B3 S.A. - BRASIL, BOLSA, BALCÃO
BEEF3	MINERVA S.A.
BRFS3	BRF S.A.
BRKM5	BRASKEM S.A.
BRML3	BR MALLS PARTICIPACOES S.A.
BRPR3	BR PROPERTIES S.A.
BTOW3	B2W - COMPANHIA DIGITAL
CCRO3	CCR S.A.
CIEL3	CIELO S.A.
CMIG4	CIA ENERGETICA DE MINAS GERAIS - CEMIG
COGN3	COGNA EDUCAÇÃO S.A.
CPFE3	CPFL ENERGIA S.A.
CPLE6	CIA PARANAENSE DE ENERGIA - COPEL
CSAN3	COSAN S.A.
CSMG3	CIA SANEAMENTO DE MINAS GERAIS-COPASA MG
CSNA3	CIA SIDERURGICA NACIONAL
CVCB3	CVC BRASIL OPERADORA E AGÊNCIA DE VIAGENS S.A.
CYRE3	CYRELA BRAZIL REALTY S.A.EMPREENDE E PART
DIRR3	DIRECIONAL ENGENHARIA S.A.
DTEX3	DURATEX S.A.
ECOR3	ECORODOVIAS INFRAESTRUTURA E LOGÍSTICA S.A.
EGIE3	ENGIE BRASIL ENERGIA S.A.
ELET3	CENTRAIS ELET BRAS S.A. - ELETROBRAS
EMBR3	EMBRAER S.A.
ENAT3	ENAUTA PARTICIPAÇÕES S.A.
ENBR3	EDP - ENERGIAS DO BRASIL S.A.
EQTL3	EQUATORIAL ENERGIA S.A.
EVEN3	EVEN CONSTRUTORA E INCORPORADORA S.A.
EZTC3	EZ TEC EMPREENDE. E PARTICIPACOES S.A.
FLRY3	FLEURY S.A.
GFA3	GAFISA S.A.
GGBR4	GERDAU S.A.
GOAU4	METALURGICA GERDAU S.A.
GOLL4	GOL LINHAS AEREAS INTELIGENTES S.A.
GRND3	GRENDENE S.A.

<b>CÓDIGO DE NEGOCIAÇÃO</b>	<b>NOME DA EMPRESA</b>
HYPE3	HYPERA S.A.
IGTA3	IGUATEMI EMPRESA DE SHOPPING CENTERS S.A
JBSS3	JBS S.A.
LAME4	LOJAS AMERICANAS S.A.
LEVE3	MAHLE-METAL LEVE S.A.
LIGT3	LIGHT S.A.
LINX3	LINX S.A.
LREN3	LOJAS RENNER S.A.
MDIA3	M.DIAS BRANCO S.A. IND COM DE ALIMENTOS
MGLU3	MAGAZINE LUIZA S.A.
MRFG3	MARFRIG GLOBAL FOODS S.A.
MRVE3	MRV ENGENHARIA E PARTICIPACOES S.A.
MULT3	MULTIPLAN - EMPREEND IMOBILIARIOS S.A.
MYPK3	IOCHPE MAXION S.A.
ODPV3	ODONTOPREV S.A.
PETR4	PETROLEO BRASILEIRO S.A. PETROBRAS
POMO4	MARCOPOLO S.A.
PSSA3	PORTO SEGURO S.A.
QUAL3	QUALICORP CONSULTORIA E CORRETORA DE SEGUROS S.A.
RADL3	RAIA DROGASIL S.A.
RAPT4	RANDON S.A. IMPLEMENTOS E PARTICIPACOES
RENT3	LOCALIZA RENT A CAR S.A.
SEER3	SER EDUCACIONAL S.A.
SLCE3	SLC AGRICOLA S.A.
SULA11	SUL AMERICA S.A.
TAE11	TRANSMISSORA ALIANÇA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A.
TCSA3	TECNISA S.A.
TOTS3	TOTVS S.A.
TRPL4	CTEEP - CIA TRANSMISSÃO ENERGIA ELÉTRICA PAULISTA
TUPY3	TUPY S.A.
UGPA3	ULTRAPAR PARTICIPACOES S.A.
USIM5	USINAS SID DE MINAS GERAIS S.A.-USIMINAS
VALE3	VALE S.A.
VLID3	VALID SOLUÇÕES S.A.
WEGE3	WEG S.A.
YDUQ3	YDUQS PARTICIPACOES S.A.

**APENDICE B – RANKING DE ATIVOS GERADO PELO MÉTODO TOPSIS**

<b>RANK</b>	<b>SCORE</b>	<b>TICKER</b>	<b>SETOR</b>
1	0,75677	EZTC3	Construção Civil
2	0,74740	GRND3	Tecidos. Vestuário e Calçados
3	0,71569	TAE11	Energia Elétrica
4	0,71274	B3SA3	Serviços Financeiros Diversos
5	0,71129	ARZZ3	Comércio
6	0,70994	TRPL4	Energia Elétrica
7	0,69410	LAME4	Comércio
8	0,69340	ODPV3	Serv.Méd.Hospit..Análises e Diagnósticos
9	0,68539	CIEL3	Serviços Financeiros Diversos
10	0,68092	ABEV3	Bebidas
11	0,67987	BRML3	Exploração de Imóveis
12	0,67971	ALUP11	Energia Elétrica
13	0,67811	MDIA3	Alimentos Processados
14	0,67643	YDUQ3	Diversos
15	0,67578	EGIE3	Energia Elétrica
16	0,67207	IGTA3	Exploração de Imóveis
17	0,67194	LINX3	Programas e Serviços
18	0,67120	MULT3	Exploração de Imóveis
19	0,67046	HYPE3	Comércio e Distribuição
20	0,67000	LREN3	Comércio
21	0,66649	CVCB3	Viagens e Lazer
22	0,66467	TCSA3	Construção Civil
23	0,66441	COGN3	Diversos
24	0,66390	WEGE3	Máquinas e Equipamentos
25	0,66328	QUAL3	Serv.Méd.Hospit..Análises e Diagnósticos
26	0,65950	MRVE3	Construção Civil
27	0,65799	CYRE3	Construção Civil
28	0,65794	TOTS3	Programas e Serviços
29	0,65788	CCRO3	Transporte
30	0,65780	ENBR3	Energia Elétrica
31	0,65723	RADL3	Comércio e Distribuição
32	0,65721	LEVE3	Automóveis e Motocicletas
33	0,65664	ALPA4	Tecidos. Vestuário e Calçados
34	0,65573	EQTL3	Energia Elétrica
35	0,65218	EVEN3	Construção Civil
36	0,65194	DTEX3	Madeira e Papel
37	0,65114	EMBR3	Material de Transporte
38	0,64954	DIRR3	Construção Civil
39	0,64923	SEER3	Diversos
40	0,64922	BRFS3	Alimentos Processados
41	0,64874	UGPA3	Petróleo. Gás e Biocombustíveis

<b>RANK</b>	<b>SCORE</b>	<b>TICKER</b>	<b>SETOR</b>
42	0,64863	TUPY3	Material de Transporte
43	0,64828	ECOR3	Transporte
44	0,64575	SULA11	Previdência e Seguros
45	0,64385	VLID3	Serviços
46	0,64370	CSAN3	Petróleo. Gás e Biocombustíveis
47	0,64294	PSSA3	Previdência e Seguros
48	0,64230	CSNA3	Siderurgia e Metalurgia
49	0,64101	GFSA3	Construção Civil
50	0,64013	CPFE3	Energia Elétrica
51	0,64009	RENT3	Diversos
52	0,63909	POMO4	Material de Transporte
53	0,63724	CMIG4	Energia Elétrica
54	0,63693	FLRY3	Serv.Méd.Hospit..Análises e Diagnósticos
55	0,63629	ANIM3	Diversos
56	0,63580	ENAT3	Petróleo. Gás e Biocombustíveis
57	0,63496	SLCE3	Agropecuária
58	0,63375	CPLE6	Energia Elétrica
59	0,63116	LIGT3	Energia Elétrica
60	0,62892	MYPK3	Automóveis e Motocicletas
61	0,62802	BRKM5	Químicos
62	0,62539	JBSS3	Alimentos Processados
63	0,60881	CSMG3	água e Saneamento
64	0,60822	MGLU3	Comércio
65	0,60251	MRFG3	Alimentos Processados
66	0,60067	PETR4	Petróleo. Gás e Biocombustíveis
67	0,59889	BTOW3	Comércio
68	0,59316	GGBR4	Siderurgia e Metalurgia
69	0,58336	BEEF3	Alimentos Processados
70	0,58225	GOAU4	Siderurgia e Metalurgia
71	0,57140	BRPR3	Exploração de Imóveis
72	0,56473	ELET3	Energia Elétrica
73	0,55246	USIM5	Siderurgia e Metalurgia
74	0,55226	VALE3	Mineração
75	0,48213	GOLL4	Transporte
76	0,29745	RAPT4	Material de Transporte