



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Sociais Aplicadas
Departamento de Ciências Econômicas



Monografia

Magic Formula de Value Investing: um Back-Test para o Mercado Brasileiro de Ações entre 2005 e 2019.

Daniel Dias da Silveira Ximenes

Mariana, MG
2020

Daniel Dias da Silveira Ximenes

Magic Formula de Value Investing: um Back-Test para o Mercado Brasileiro de Ações entre 2005 e 2019.

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Ouro Preto, no Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, como requisito parcial a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Áreas de concentração: Finanças.

Orientador: Prof. Dr. Thiago de Sousa Barros

**Mariana, MG
2020**

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

- X6m Ximenes, Daniel Dias Da Silveira.
Magic Formula de Value Investing [manuscrito]: um Back-Test para o Mercado Brasileiro de Ações entre 2005 e 2019. / Daniel Dias Da Silveira Ximenes. - 2020.
49 f.: il.: color., gráf., tab.. + Fórmula.
- Orientador: Prof. Dr. Thiago de Sousa Barros.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Sociais Aplicadas. Graduação em Ciências Econômicas .
1. Greenblatt, Joel. 2. Ações (Finanças). 3. Fundos de investimentos. 4. Mercado aberto - Operações - Brasil. I. Barros, Thiago de Sousa. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 336.7(81)



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS



FOLHA DE APROVAÇÃO

Daniel Dias da Silveira Ximenes

Magic Formula de Value Investing: um Back-Test para o Mercado Brasileiro de Ações entre 2005 e 2019

Membros da banca

Thiago de Sousa Barros - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
Carlos Eduardo da Gama Torres - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
Getúlio Alves de Souza Matos - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto

Versão final
Aprovado em 16 de setembro de 2020

De acordo

Professor (a) Orientador (a)



Documento assinado eletronicamente por **Thiago de Sousa Barros, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 11/11/2020, às 14:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0098728** e o código CRC **CE2697A4**.

Referência: Caso responda este documento, indicar expressamente o Processo nº 23109.008337/2020-12

SEI nº 0098728

R. Diogo de Vasconcelos, 122, - Bairro Pilar Ouro Preto/MG, CEP 35400-000
Telefone: - www.ufop.br

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família e em especial aos meus pais Taís e Lúcio que sempre me apoiaram e principais responsáveis por minhas vitórias. Também aos meus avós Gessi, Jacir (*in memorian*), Marinete e Almir pelo carinho. Aos meus irmãos Leonardo e Gustavo por serem exemplos de dedicação para mim e à nossa pequena *youtuber* Alice. Agradeço singularmente à minha querida namorada, Nath, que foi muito importante com as dicas para este trabalho e é muito importante para mim. Sem ela tudo seria mais difícil.

Não posso deixar de agradecer aos meus “economigos” que me inspiram e apoiam, especialmente Rodrigo, João Lúcio, Latrel e Biruta. Além dos meus amigos que são minha válvula de escape e que me aguentam desde à infância e em 2020 nos grupos de Whatsapp: Bodim, Caio, Phillipim, Jair, Mateus, Piu, Rubem, Saulo, Henrique, Bidoia, Tadeu, Zé Luís, Timbuca e aos grandes irmãos que estiveram comigo nessa caminhada da graduação: Marrone, Anelka, Ator e Barbacena. Jamais esquecerei.

Ao professor Dr. Thiago, orientador deste trabalho, pelas dicas e todo Departamento de Economia da UFOP por todo aprendizado. Foi fantástico!

Por fim, um agradecimento aos seres humanos que me inspiram força, superação e resiliência e que ainda não tive a oportunidade de conhecer: Ronaldo Nazário, Cristiano Ronaldo, Leandro Castán, Djonga e Black Alien.

*“Há mais coisas entre o céu e na terra, Horácio,
do que sonha a nossa vã filosofia.”*

William Shakespeare.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	4
LISTA DE GRÁFICOS	4
LISTA DE FÓRMULAS	4
LISTA DE QUADROS	4
RESUMO	5
ABSTRACT	5
1. INTRODUÇÃO	6
2. A HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES E O <i>VALUE INVESTING</i> : UM PANORAMA DAS DUAS CORRENTES TEÓRICAS PRESENTES NAS FINANÇAS	9
2.1 A HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES (HME)	9
2.2 <i>VALUE INVESTING</i> E A FÓRMULA MÁGICA DE GREENBLATT	10
2.2.1 FÓRMULA MÁGICA DE GREENBLATT: UMA NOVA PROPOSTA DE ANÁLISE 14	
3. METODOLOGIA	16
3.1 CRITÉRIOS PARA SELEÇÃO DAS EMPRESAS	16
3.2 CÁLCULO DE VARIÁVEIS	19
3.2.1 ÍNDICE PREÇO-LUCRO (P/L)	20
3.2.2 RETORNO SOBRE O CAPITAL INVESTIDO (ROIC)	20
3.2.3 INSERÇÃO DO FILTRO P/VPA	21
3.3 RANKINGS DOS INDICADORES	21
3.4 FORMAÇÃO DAS CARTEIRAS	22
3.5 O DESEMPENHO DAS CARTEIRAS	23
4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS	24
4.1 RETORNO DAS CARTEIRAS	24
4.2 RISCO DAS CARTEIRAS	28
4.3 A RELAÇÃO RISCO-RETORNO DAS CARTEIRAS	31
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	35
REFERÊNCIAS	37

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Número de ativos disponíveis ao final de cada trimestre.	17
Tabela 2: Estatística descritiva das principais variáveis.	18

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Retornos das Carteiras com 3 Meses de Permanência.	26
Gráfico 2: Retorno acumulado das 2 carteiras.....	26
Gráfico 3: Retornos das Carteiras com 5 Ativos.	27
Gráfico 4: Volatilidade das Carteiras Formadas a Partir das Melhores Pontuações	29
Gráfico 5: Volatilidade das Carteiras Formadas a Partir das Piores Pontuações.	30
Gráfico 6: Comparativo das Volatilidades das Carteiras com Melhores e Piores pontuações.	30
Gráfico 7: Retorno-Volatilidade das Carteiras de Melhor Pontuação	32
Gráfico 8: Retorno-Volatilidade das Carteiras de Pior Pontuação.	33
Gráfico 9: Relação risco-retorno das 2 melhores carteiras	34

LISTA DE FÓRMULAS

Preço sobre lucro	20
Retorno Sobre o Capital Investido.....	20
Índice de Sharpe da carteira	23

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Retornos Médios Anualizados das Carteiras e dos Índices	24
Quadro 2: Volatilidades Anualizadas das Carteiras e dos Índices	28
Quadro 3: Relação Risco-Retorno das Carteiras e dos Índices	31

RESUMO

O presente trabalho tenciona estimar um *back-test* do mercado brasileiro de ações entre 2005 e 2019. Para este efeito, foram utilizados modelos da filosofia de *Value Investing* — inspirados na obra “*The Little Book That Beats The Market*”, de Joel Greenblatt — para testar se tal metodologia, com as devidas adaptações sugeridas na literatura financeira subsequente à obra seminal, aplica-se ao mercado brasileiro. Os resultados da maioria das carteiras formadas a partir dos critérios de seleção sugeridos por este método foram superiores à índices de mercado brasileiros e estadunidenses. Entretanto, visto que a CVM permite um certo período de margem para a divulgação de balanços trimestrais e semestrais de empresas, é possível que grande parte dos retornos de ações encontrados nesse trabalho possam sofrer de *look-ahead bias*, já que não foram aplicadas defasagens sobre os dados.

Palavras-chave: Fórmula Mágica; ROIC; P/L; P/VPA; *Look-ahead bias*; HME.

ABSTRACT

The present work intends to estimate a back-test of the Brazilian stock market between 2005 and 2019. For this purpose, models from the philosophy of Value Investing were used - inspired by the work “*The Little Book That Beats The Market*”, by Joel Greenblatt - for test whether this methodology, with the appropriate adaptations suggested in the financial literature subsequent to the seminal work, applies to the Brazilian market. The results of most of the portfolios formed based on the selection criteria suggested by this method were superior to the Brazilian and American market indices. However, since the CVM allows a period for companies to disclose their balance sheets in each period, it is possible that most stock returns found in this work may have been affected by look-ahead bias, since lags were not applied on the data.

Keywords: Magic Formula; ROIC; P/E; Price-to-Book; Look-ahead bias; EMH.

1. INTRODUÇÃO

A Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), desenvolvida por Fama (1970), parte do pressuposto que em que em um mercado dado como eficiente, os preços das ações refletem todas informações do mercado e são incorporadas de forma imediata, sendo, portanto, a melhor forma de valorar o preço de uma ação. Dessa forma, segundo essa teoria, seria mais eficiente investir em papéis indexados à bolsa como um todo, utilizando, por exemplo, o IBrX-100 (índice composto pelas 100 ações mais negociadas da B3 – antiga BM&F Bovespa), ao invés de passar pelo processo de escolha de ações a partir da análise de indicadores.

Embora, conforme indica Machado (2012), foram feitos uma série de estudos que durante as décadas de 60 e 70 puderam verificar comportamentos do mercado que corroboram a HME, para Persson e Selander (2009) é perceptível o movimento de investidores que vão na contramão da HME, casos de John Templeton, Warren Buffet e Peter Lynch, que se baseiam na existência de imperfeições de mercado. Assim, seria possível comprar lotes de ações subvalorizados visando retorno no longo prazo, guiados pela filosofia do *Value Investing*.

Graham e Dodd (1934) foram os precursores dessa filosofia que aduziram que os investidores podem identificar ativos com preços relativamente baratos e, em função da volatilidade observada no mercado, tomar proveito e obter elevados retornos a partir de ativos específicos com certa margem de segurança.

Fama e French (1998) evidenciaram que carteiras de ações composta por ativos que possuem indicadores como P/L (preço da ação sobre o lucro) e P/VPA (preço sobre valor patrimonial da ação) com valores baixos tiveram maiores retornos anuais médios que o de carteiras compostas por ativos com altos indicadores P/L e P/VPA em 12 dos 13 maiores mercados globais entre 1975 e 1995.

Tendo como base a caracterização da filosofia de *Value Investing* para a escolha de ativos na composição da carteira de ações, Greenblatt (2006 e 2010) traz o conceito da *Magic Formula* (no Brasil, Fórmula Mágica), que é fundamentado na escolha de empresas com valores relativamente elevados de ROIC (*return on invested capital*, denominado no Brasil como retorno sobre o capital investido) e ações baratas, sendo identificadas por altos valores de *Earning Yields*. Assim, pôde-se observar retornos expressivos da *Magic Formula* com aplicação nos Estados Unidos da América, para a série de 1988 a 2004, resultando em um CAGR (*compound annual growth rate*, denominado no Brasil como taxa de crescimento anual

composta) de 18 pontos percentuais acima do S&P 500 (*Standard & Poor's 500*) no mesmo período.

O método de pesquisa utilizado neste trabalho tem como base as pesquisas de Greenblatt (2006 e 2010) e adaptado a partir de Olin (2011), que adiciona um o elemento P/VPA na fórmula de Greenblatt, uma vez que Olin (2011) conclui que ao adicionar este terceiro indicador de valor na *Magic Formula* original possibilita a obtenção de retornos ainda mais significativos.

Tecidas tais considerações, é imperioso destacar, neste contexto, que o primeiro objetivo desse trabalho é analisar se as carteiras formadas a partir da MF (*Magic Formula*) de Greenblatt (2006 e 2010) possuem rentabilidade significativamente maior que a de índices de mercado como Ibovespa, IBRX-100, Nasdaq e S&P500.

Além disso, a presente pesquisa busca dialogar com a Hipótese de Mercados Eficientes, caracterizada ao longo do referencial teórico deste trabalho, e objetiva também analisar se o método baseado no *Value Investing* gera bons retornos na bolsa brasileira no período de 1º de janeiro de 2005 até 31 de dezembro de 2019, observando se a adição de um terceiro índice pode ser mais eficiente que a MF original, como proposto por Olin (2011) para análises de longo prazo.

O tema deste estudo justifica-se pelo número reduzido de estudos do mercado brasileiro nessa área (MILANE, 2016). Além disso, será possível testar a utilidade da *Magic Formula* com um maior período de permanência das ações nas carteiras formadas, algo ainda não identificado na literatura, já que Milane (2016) indicou que é possível que quanto menor o período de rotatividade maiores os retornos das carteiras, embora Zeidler (2014) não tenha encontrado evidências disso.

Desse modo, espera-se contribuir para um melhor nível de entendimento acerca do mercado financeiro brasileiro, ampliando a gama de índices estudados e aplicados pela literatura *mainstream*, trazendo um novo método de análise para discussão, o que possibilita aprimorar o processo de tomada de decisão. Para este efeito, serão utilizados dados do mercado de ações brasileiros (B3) disponibilizados pela plataforma Economatica, sendo o período analisado de 1º de janeiro de 2005 até 31 de dezembro de 2019. Por fim, convém notar que os resultados médios das carteiras construídas serão comparados aos retornos dos índices Ibovespa, IBrX-100, Nasdaq e S&P500.

Este trabalho é dividido em 5 capítulos. No capítulo 2 reúne o referencial teórico deste estudo, destacando as principais pesquisas existentes sobre o tema até o presente momento. O terceiro compreende a apresentação detalhada da metodologia empregada. No capítulo 4 os resultados alcançados são detalhados e discutidos. Por fim, o capítulo 5 traz as considerações finais e limitações deste trabalho.

2. A HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES E O *VALUE INVESTING*: UM PANORAMA DAS DUAS CORRENTES TEÓRICAS PRESENTES NAS FINANÇAS

Dentre as diversas teorias financeiras, especificamente no âmbito da área de investimentos, nota-se que a grande maioria tem como premissa fundamental a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), que diverge dos pressupostos assumidos pelo *Value Investing*, assunto nuclear deste trabalho. Para evidenciar tais discrepâncias entre os dois flancos teóricos e enfatizar os princípios essenciais das teorias supracitadas, esta pesquisa apresentará nos subcapítulos a seguir (2.1 e 2.2) um compêndio geral do referencial teórico pré-existente na literatura financeira acerca desses grandes temas.

De largada vale notar que a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME) foi introduzida a partir da publicação do artigo “*Efficient capital markets: A review of theory and empirical work*”, por Eugene Fama, no ano de 1970, enquanto a filosofia de *Value Investing* foi fundamentada por Benjamin Graham e David Dodd, ainda em 1934, no trabalho intitulado “*Security Analysis*”, sofrendo a posteriori contribuições de novos pesquisadores, conforme revisão teórica abaixo delineada.

2.1 A Hipótese dos Mercados Eficientes (HME)

A obra de Fama (1970) fundamenta que um mercado é eficiente quando os preços dos ativos refletem as informações disponíveis de maneira imediata, sendo, portanto, um mecanismo preciso. Desse modo, a ausência de custos de transação, informações livres aos agentes do mercado e comprazimento pelos agentes de mercado de todas as informações disponíveis consolidam condições necessárias (restrições do modelo) que também devem ser atendidas para que se obtenha um mercado eficiente de capitais (FAMA, 1970).

Além disso, na formulação da HME, Fama (1970) considerou três testes para identificar a eficiência de um mercado: eficiência fraca, semiforte e forte.

- ***Eficiência fraca***: é testada a possibilidade de utilizar informações do passado para auferir retornos significativos no futuro. Caso essa hipótese seja violada, significa que o investidor pode se utilizar dessas informações para obter melhores retornos.
- ***Eficiência semiforte***: nesta forma testa-se a velocidade em que os preços dos ativos absorvem as informações de mercado. Sendo assim, o investidor não conseguiria

utilizar-se de informações privilegiadas para ter retornos atípicos nesse mercado. E, quanto mais devagar a informação pública é absorvida por todo o mercado, maior é a sua ineficiência.

- **Eficiência forte:** busca testar se nenhum investidor, nem mesmo aqueles com monopólio à algum tipo de informação, incluindo as sigilosas, consegue auferir retornos anormais com qualquer tipo de informação, que já estariam precificadas pelo mercado. Será considerada violada a forma de eficiência forte se algum investidor conseguir retornos significativos com qualquer tipo de informação do mercado.

Nas últimas décadas, a HME foi bastante utilizada e apoiada pela comunidade científica e investidores, aumentando a popularidade de fundos indexados, como o IBrX-100, e a estratégia de *buy-and-hold*, conforme citado por (Szyszka, 2011):

Until the mid-1980s the EMH turned into an enormous theoretical and empirical success. Academics from most prestigious universities and business schools developed powerful theoretical reasons why the efficient paradigm should hold. This was accompanied by a vast array of early empirical research – nearly all of them supporting the EMH. The idea that the market knows best was promoted in business press and taught at various MBA and other courses. It strongly influenced the investment community (increased popularity of index funds and the buy-and-hold strategy), but luckily not everybody (Szyszka, 2011, p.1).

No Brasil, uma série de estudos tentou testar se o mercado de capitais local é eficiente. O estudo de Camargos e Barbosa (2006) analisou a validade da eficiência semiforte no mercado brasileiro e teve como resultado principal a evidência de ineficiência dessa forma por meio de dados da B3.

Barbosa e Medeiros (2007), Gaio, Alves e Júnior (2009), Malaquias e Eid Junior (2013), Gabriel, Ribeiro e Ribeiro, (2013), bem como Camargos e Barbosa (2015), foram outros trabalhos de relevo na área financeira que não encontraram evidência de mercado eficiente na bolsa de ações brasileira, como bem destacado por Sousa e Galdi (2018). Forti (2010) também reuniu evidências de que o mercado brasileiro é ineficiente. Em lado oposto, a proposta do campo teórico de *Value Investing* assume outras premissas essenciais, o que será melhor apresentado na seção seguinte.

2.2 Value Investing e a Fórmula Mágica de Greenblatt

A filosofia de investimento *Value Investing*, criada por Graham e Dodd (1934) a partir da obra “*Security Analysis*” e depois desenvolvida no livro “O investidor inteligente”, de

Graham (1949), prediz que é possível ter retornos significativos a partir das variações do mercado, investindo em ativos negociados a preços relativamente baratos e ajustado ao risco, independente do contexto macroeconômico.

Para Artuso e Neto (2010), Graham utiliza-se de filtros para escolher as melhores ações para compor a carteira. De acordo com seu método, as empresas devem conter baixos múltiplos como P/L, P/VC¹ (preço sobre valor contábil) e possuir taxas de crescimento contínuas e alta distribuição de dividendos. Segundo Koller, Goedhart e Wessels (2010), o retorno anual médio de uma ação será maior quanto menor for o P/L e maior for o ROIC, sendo esse último o mais importante, se mostrando sensível na valoração de uma empresa e maior perenidade ao longo do tempo. Os autores fizeram uma pesquisa com dados de 1963 a 2008, nos Estados Unidos, e foi concluído que as empresas tendem a manter um valor estável de ROIC ao longo de anos.

Koller, Goedhart e Wessels (2010) demonstram que a vantagem competitiva de uma empresa advém de duas formas: possibilidade de praticar preços maiores, em relação às firmas concorrentes, na venda de produtos; poder de barganha para conseguir prazos de pagamentos mais longos, menores custos de compra e produção. Isso definiria um ROIC maior da empresa.

Basu (1997) encontrou evidências, a partir de dados que compreendem o período de abril de 1957 e março de 1971, de que carteiras de ações com P/L baixos conseguem ter retornos anuais médios maiores que carteiras com P/L alto se comparadas às carteiras selecionadas aleatoriamente e com risco semelhante. Nesta pesquisa, o autor constata indícios de violação da forma semiforte da hipótese eficiente de mercado, propondo que investidores têm expectativas exageradas em ações com alto P/L, não conseguindo absorver informações do mercado de forma imediata.

Por outro lado, Persson e Selander (2009) argumentam que outros autores como Fama e French (1992) ressaltam o caráter mais arriscado de ações com baixo P/L e Lakonishok, Shleifer e Vishny (1994) propõem que a decisão de optar por carteiras com tal risco sistemático não se justifica pelos retornos médios anuais obtidos.

Para identificar se as ações do mercado brasileiro formadas por carteiras de valor (utilizando, por exemplo, o P/L) possuem retornos médios maiores que carteiras de crescimento (utilizando, por exemplo, o ROE), Mescolin, Braga e Costa Jr (1997) fizeram uma pesquisa com dados de junho de 1989 até junho de 1996 que conferiu retorno 3,7% maior para as

¹ O autor utiliza a nomenclatura P/VC, que é o mesmo que P/VPA.

carteiras de valor. Hazzan (1991) similarmente evidenciou retornos maiores em carteiras formadas por ações com baixo P/L, consideradas baratas, do que ações com alto P/L, consideradas caras. Soares e Soares (2006) conseguiram resultados parecidos mesmo ajustando ao risco.

Outros autores contribuíram para o aprimoramento dessa filosofia como, por exemplo, Peter Lynch (2000), em seu livro “O Jeito Lynch de Investir” que, de acordo com Santos (2016), sugere outra perspectiva em relação à certos critérios quantitativos desenvolvidos na obra de Graham e Dodd (1934). Lynch a partir de seus métodos conseguiu entre 1977 e 1990 obter retornos médios anuais de cerca de 30%, se aproximando do dobro dos ganhos do índice S&P500 nesse período (SANTOS, 2016).

Além de Lynch, Warren Buffett também se configura como um famoso investidor da filosofia *Value Investing* que conseguiu obter retornos médios anuais elevados a partir da *Berkshire Hathaway*, sua empresa, de quase 10 pontos percentuais a mais que o índice S&P500 de 1965 a 2013 (BUFFET, 2014).

Buffett uniu as ideias de Graham com as de Philip Fisher, divulgadas em sua obra *Common Stocks and Uncommon Profits*, e as desenvolveu posteriormente com Charles Munger, seu parceiro de investimentos. Estas contribuições fizeram com que Buffett chegasse à conclusão de que “é melhor comprar uma empresa maravilhosa a um preço razoável do que uma empresa razoável a um preço maravilhoso” (BUFFETT, 1989). Seguindo esta lógica, Buffett atualmente busca negócios com vantagens competitivas duráveis, que aumentarão seu valor continuamente no longo prazo. (ZEIDLER, 2014, p.13)

Outro autor importante e uma grande referência na área é Joel Greenblatt, que em sua publicação de 2006 desenvolve o uso da *Magic Formula*, incorporando conceito da filosofia de *Value Investing* com objetivo de compor uma carteira de ações que traga retornos médios anuais expressivos. Neste estudo, Greenblatt (2006 e 2010) visa buscar ações baratas e com vantagens competitivas sustentáveis no longo prazo, identificando tais aspectos a partir de índices.

O processo de investimento é baseado na escolha de ações baratas (altos *earnings yields*) e que possuam vantagens competitivas sustentáveis ao longo do tempo, o que é capturado através da escolha de empresas com altos ROICs (*Return on Invested Capital* – retorno sobre capital investido). O autor argumenta que, utilizando os critérios da Magic Formula, formou carteiras de ações que superaram o retorno do S&P500 entre 1988 e 2004. Os portfólios com rotatividade anual de suas ações obtiveram retorno médio anual de 30% vs. 12% do S&P500. Mesmo quando ajustado ao risco, o desempenho das carteiras foi superior ao S&P500 (MILANE, 2016, p.11).

Das publicações mais recentes encontradas na literatura, no que tange o *back test* da Fórmula Mágica, podemos destacar duas que fizeram adaptações na fórmula original de Greenblatt (2006 e 2010) procurando obter melhores resultados.

Blackburn e Cakici (2017) utilizaram lucro bruto na fórmula do ROIC (Ebit/Capital Total Investido) em vez de EBIT, tornando a fórmula para identificar empresas com vantagens competitivas sustentáveis Lucro Bruto/Capital Total Investido. Essa nova metodologia foi introduzida por Novy-Marx (2013) e chamada de IMF (*Improved Magical Formula*). Nessa publicação, Blackburn e Cakici (2017) encontraram melhores retornos anuais médios da IMF, de Novy-Marx (2013), do que na fórmula mágica original desenvolvida por Greenblatt (2006 e 2010), na qual os resultados foram significativos em todas as regiões analisadas (América do Norte, Europa, Japão e Ásia).

No Brasil, vale pontuar dois estudos que fizeram o *back-test* da *Magic Formula* seminal proposta por Greenblatt (2006 e 2010) visando testar a validade da fórmula para obter retornos anormais. Zeidler (2014) montou uma série de carteiras, para o período de dezembro de 2002 a maio de 2014, combinando a quantidade de ações e o período de rotatividade das ações para comparar ao Ibovespa, índice acionário brasileiro, de forma que fosse possível analisar os retornos. Nesse estudo, todas as carteiras formadas a partir do método de Greenblatt (2006 e 2010) tiveram retornos significativos mesmo ajustados pelo risco. Sendo que a carteira com pior resultado apresentou CAGR superior de mais de 13 pontos percentuais. Ademais, a pesquisa sugere que há indícios de violação da hipótese eficiente de mercado na sua forma fraca.

O segundo é o artigo de Milane (2016), muito citado em estudos na área. Em suma, o trabalho, a partir da Magic Formula original, montou diversas carteiras de tamanhos distintos e realizou alta rotatividade no período de janeiro de 2000 a junho de 2015, com ações do IBrX-100 e compara os retornos ao retorno próprio índice IBrX-100 no período. O autor concluiu que nem todas superaram o retorno do índice de mercado analisado:

Aparentemente, as carteiras com mais ações e períodos de permanência mais longos apresentam desempenho superior às carteiras menores e com rotatividade maior. A carteira de 10 ações, com período de permanência de 1 ano, apresentou o maior CAGR dentre todas as outras (17,77%), superando o CAGR de 13,17% do IBrX-100 no mesmo período (MILANE, 2016, p.47).

Embora todas as carteiras compostas a partir da publicação de Milane (2016) apresentarem riscos sistemáticos menores que do índice IBrX-100, foi concluído que a Magic Formula não adicionou retornos extraordinários se comparado ao retorno do índice de mercado.

2.2.1 *Fórmula Mágica de Greenblatt: Uma Nova Proposta de Análise*

Sabe-se que o indicador fundamentalista P/VPA é considerado um dos índices primordiais para que sejam classificadas ações e categorizar em questão de valor e crescimento. Mantendo esta linha de raciocínio, vale destacar o artigo de Braga e Leal (2002) que, utilizando base de dados da bolsa de ações brasileira de dezembro de 1990 a junho de 1998, buscou identificar o risco e o retorno de carteiras montadas a partir do índice VPA/P (Valor patrimonial da ação sobre o preço da ação, relação inversa ao índice P/VPA (preço sobre valor patrimonial). Em que nesse caso, busca-se uma maior relação através do Índice de Sharpe (1966), apresentado na seção 3.5.

Os autores conseguiram encontrar maiores retorno e risco nas ações com alto VPA/P, onde o risco é recompensado pelo retorno e, assim como Fama e French (1998), concluíram que a utilização do índice para selecionar empresas para formação de carteira tende a implicar em retornos substancialmente maiores.

Contudo, em trabalho mais recente, Lucena et al. (2010) analisaram portfólios de ações elaborados por ações com alto valor (P/VPA) com dados de todas as empresas negociadas na B3 (BM&FBovespa à época), para a série temporal 1994 e 2006. Os portfólios de ações com alto P/VPA foram observadas com maior retorno que as carteiras com menor P/VPA, contrariando tanto as ideias postas por Fama e French (1992, 1996, 1998), como àquelas da corrente do *Value Investing*. Pela perspectiva do *Value Investing*, costuma-se filtrar as ações para que se tenha as de maior liquidez, conforme Greenblatt (2006 e 2010), Persson e Selander (2009), Olin (2011), Zeidler (2014) e Milane (2016). E isso pode ter afetado os resultados de Lucena et al (2010), que não utilizou filtro algum para liquidez de ações.

Também no Brasil, em estudo ainda mais recente, Alberto et al. (2018) não encontraram evidências de que a MF pode trazer retornos maiores do que índices de mercado, tendo em visto que em sua pesquisa o Ibovespa superou em cerca de 12 pontos percentuais a carteira formada a partir da metodologia de Greenblatt (2006 e 2010). Um fator que pode ter impactado negativamente a pesquisa foi que os autores se restringiram à seleção de empresas que fazem parte da Ibovespa.

Olin (2011) analisou se uma carteira baseada no método da Magic Formula de Greenblatt (2006 e 2010), adicionando o P/VPA também como terceiro índice, traria retornos positivos se comparada ao principal índice acionário do país (OMX Helsinki Capped GI, uma

espécie de Ibovespa da Finlândia). Os resultados da fórmula mágica com o terceiro múltiplo observado foram significativos tanto se comparados com a fórmula mágica original, bem como em relação ao índice de ações do país.

O CAGR das carteiras formadas a partir da Magic Formula variou, a depender da quantidade e rotatividade de ações da carteira, entre 9,4% e 20% ao mesmo tempo em que o índice OMX Helsinki Capped GI obteve CAGR de 3,4%. Ao ajustar as carteiras ao risco, a partir do modelo de Sharpe (1996), também foi observado que o retorno de todas as carteiras selecionadas foi maior do que o retorno do índice de mercado. Constatou-se também que, dentre as carteiras formadas, aquelas com menor número de ativos e maior rotatividade das ações obtiveram melhor desempenho.

3. METODOLOGIA

Esse capítulo expõe a metodologia do presente trabalho, inspirado na MF de Greenblatt (2006 e 2010) e é dividido em cinco partes: a primeira explica quais são as empresas elegíveis a serem selecionadas a partir do método, a segunda parte demonstra o cálculo dos indicadores utilizados, a terceira discorre como são feitos os rankings de ativo de cada trimestre do período indicado para que, posteriormente, possa se formar as carteiras a serem analisadas e a quarta parte mostra quais critérios são utilizados para a formação das carteiras com base nas classificações do ranking. Por fim, a quinta e última parte desse capítulo introduz o capítulo 4, mostrando como será analisado o desempenho das carteiras com base na relação entre risco e retorno.

Os dados analisados foram retirados da plataforma Economatica e a análise compreende todos os trimestres de 2005 até 2019, sendo formadas 49 carteiras a partir dos critérios de seleção, em que as mudanças das carteiras aconteceriam no primeiro dia útil de cada trimestre com base nos indicadores do trimestre anterior.

3.1 Critérios Para Seleção das Empresas

Foram descartadas da análise ativos que não possuem, na base de dados, as informações necessárias para atender a metodologia do presente trabalho ou possuem os indicadores P/L ou ROIC negativos, de forma a excluir empresas com prejuízos no período. Além disso, com base em Olin (2011), foram excluídas as ações que possuem valor de mercado abaixo de 10 milhões de dólares como filtro de liquidez.

Conforme a cotação de 4,97 R\$/US\$, na data em que a amostra foi coletada, a saber: 10 de junho de 2019, as ações incluídas para análise são as que possuíam valor de mercado a partir de 49,7 milhões de reais. Para que se tenha um certo número de empresas elegíveis, de todas as ações da B3 no período analisado, Olin (2011), Zeidler (2014) e Milane (2016) excluíram as empresas financeiras de suas análises dada à especificidade do setor com relação aos indicadores contábeis e forma de operacionalização. Entretanto, o trabalho atual visa testar o resultado da MF com a presença de empresas financeiras que se mostraram disponíveis para seleção devido aos seus indicadores nos trimestres selecionados, buscando encontrar alguma possibilidade de tais empresas influenciarem positivamente o resultado.

As ações foram selecionadas com base nos indicadores referentes ao trimestre anterior, por exemplo: a carteira formada no primeiro dia útil do primeiro trimestre de 2009 foi formada a partir das informações coletadas no último dia útil do quarto trimestre de 2008, pois eram as informações mais atuais do período selecionado.

Tabela 1: Número de Ativos Disponíveis ao Final de Cada Trimestre

Trimestre	Geral	Após o filtro P/VPA	Trimestre	Geral	Após o filtro P/VPA
4t2004	69	23	2t2012	122	25
1t2005	59	17	3t2012	123	21
2T2005	53	15	4t2012	124	22
3t2005	53	12	1t2013	123	21
4t2005	65	19	2t2013	127	31
1t2006	59	9	3t2013	124	23
2t2006	58	11	4t2013	135	30
3t 2006	61	10	1t2014	135	38
4t 2006	89	16	2t2014	138	41
1t2007	77	8	3t2014	130	41
2t2007	85	3	4t2014	130	47
3t2007	93	5	1t2015	121	42
4t2007	120	9	2t2015	122	45
1t2008	105	9	3t2015	117	48
2t2008	109	10	4t2015	116	49
3t2008	109	25	1t2016	108	37
4t2008	114	54	2t2016	100	32
1t2009	99	43	3t2016	107	28
2t2009	106	25	4t2016	124	35
3t2009	106	18	1t2017	131	35
4t2009	136	19	2t2017	126	35
1t2010	129	25	3t2017	136	36
2t2010	131	35	4t2017	155	35
3t2010	131	27	1t2018	157	37
4t2010	143	30	2t2018	152	41
1t2011	142	31	3t2018	155	48
2t2011	140	38	4t2018	171	34
3t2011	132	43	1t2019	168	32
4t2011	135	40	2t2019	174	30
1t2012	129	28	3t2019	172	33

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Dessa feita, após a aplicação destes filtros no primeiro trimestre analisado (1º trimestre de 2005, a partir dos dados do 4º trimestre de 2004), foram obtidas 69 empresas, sendo possível

perceber que tal quantidade aumenta de forma não-linear ao longo do tempo até chegar ao último semestre com 172 empresas. O motivo da escolha a partir de janeiro de 2005 para o estudo deve-se ao fato de que o volume de negócios da bolsa aumentou em meados desse período, principalmente com a digitalização da Bovespa, atual B3, em setembro do mesmo ano, e também pelo fato da MF ser uma estratégia de longo prazo, optando-se, portanto, por seleccionar esse longo período de tempo. Ademais, adotando uma série maior de tempo, pode-se diminuir os vieses estatísticos observados em curtos hiatos temporais.

Tabela 2: Estatística Descritiva das Principais Variáveis

Trimestre	Variável	Média	Mínimo	Máximo	Mediana	Desvio-padrão
4t2004	ROIC	16,95%	1,68%	134,63%	12,11%	19,72%
	P/L	18,10	1,05	186,48	8,89	29,81
	P/VPA	2,20	-2,49	15,07	1,33	2,80
4t2005	ROIC	19,87%	0,52%	296,57%	13,36%	37,29%
	P/L	12,65	2,43	50,80	8,56	10,22
	P/VPA	2,48	-0,54	16,79	1,98	2,82
4t 2006	ROIC	13,96%	0,18%	84,82%	11,95%	12,63%
	P/L	19,77	5,51	108,02	12,35	19,49
	P/VPA	3,38	0,37	43,90	2,30	5,37
4t2007	ROIC	13,78%	0,37%	91,09%	9,94%	12,22%
	P/L	27,58	2,46	460,45	16,01	50,90
	P/VPA	5,05	-1,62	181,48	2,58	17,77
4t2008	ROIC	14,22%	0,23%	155,53%	10,54%	16,91%
	P/L	13,62	1,28	252,72	6,93	26,92
	P/VPA	1,59	-0,46	14,30	1,04	1,83
4t2009	ROIC	13,23%	0,11%	154,16%	9,42%	17,22%
	P/L	19,91	0,36	239,37	12,99	27,62
	P/VPA	3,12	-2,26	85,34	1,92	7,69
4t2010	ROIC	11,62%	0,37%	104,00%	9,24%	11,05%
	P/L	21,81	0,53	328,19	12,74	39,33
	P/VPA	2,44	-4,17	16,34	1,75	2,57
4t2011	ROIC	11,25%	0,15%	71,30%	9,00%	9,72%
	P/L	15,87	1,61	142,56	11,85	15,55
	P/VPA	2,29	0,29	18,62	1,52	2,48
4t2012	ROIC	9,88%	0,19%	39,01%	8,50%	7,00%
	P/L	27,13	0,72	576,20	15,42	57,53
	P/VPA	2,75	-2,29	19,27	1,71	2,97
4t2013	ROIC	10,60%	0,26%	54,81%	8,10%	8,77%
	P/L	39,14	1,36	1598,97	14,98	153,56
	P/VPA	2,33	-3,34	15,53	1,61	2,58

4t2014	ROIC	9,78%	0,37%	52,83%	7,65%	7,99%
	P/L	17,75	0,47	132,77	12,41	17,46
	P/VPA	2,16	0,25	15,15	1,34	2,57
4t2015	ROIC	13,35%	0,38%	246,04%	7,81%	32,60%
	P/L	31,52	0,78	1059,15	11,56	131,67
	P/VPA	2,01	0,14	14,30	1,24	2,56
4t2016	ROIC	16,91%	0,26%	527,75%	8,69%	51,03%
	P/L	20,99	0,20	195,88	13,12	27,48
	P/VPA	2,29	-6,51	18,58	1,44	2,96
4t2017	ROIC	11,40%	1,39%	105,34%	8,90%	11,61%
	P/L	37,99	0,82	1107,16	15,69	113,99
	P/VPA	3,02	-1,82	70,70	1,63	6,28
4t2018	ROIC	11,37%	0,08%	88,95%	8,34%	12,66%
	P/L	28,01	1,23	1247,33	11,69	99,84
	P/VPA	2,45	-0,81	17,13	1,61	2,56
3t2019	ROIC	9,38%	0,25%	89,44%	7,03%	9,89%
	P/L	28,03	1,77	563,95	15,01	54,31
	P/VPA	2,64	-2,87	19,38	1,84	2,90

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Dada a tabela 2, pode-se analisar que o presente trabalho reflete os valores reais de ROIC e P/L em que as médias trimestrais de ROIC configuram-se entre 19,84% e 9,38% enquanto a média de P/L entre 12,65 e 67,01. Também pode-se observar que o maior ROIC observado de uma empresa foi de 984,59% e 2835,15% o P/L máximo. Como os valores estão arredondados para duas casas decimais: onde se tem ROIC igual a 0, por exemplo, é um ROIC de valor muito pequeno próximo a 0.

Tal qualidade verificada no parágrafo anterior pode ser observada como uma vantagem dessa pesquisa, já que em trabalhos anteriores como de Zeidler (2014) e Milane (2016) foram observados valores extremos dessas variáveis devido à substituição de denominadores negativos como explicitados na próxima seção. Além disso, o presente trabalho excluiu as variáveis P/L e ROIC negativas com o objetivo também detalhado a seguir.

3.2 Cálculo de Variáveis

A partir da aplicação do filtro sobre as ações elegíveis, dados os critérios de seleção e liquidez, faz-se necessária a identificação dos indicadores P/L, ROIC e P/VPA de cada ação.

3.2.1 Índice Preço-Lucro (P/L)

Um dos indicadores a ser utilizado nesse estudo é a relação P/L, indicador que mede o quanto uma ação está “cara” ou “barata” em relação ao lucro da firma analisada. A fórmula de tal índice pode ser dada a partir da fórmula abaixo:

$$P/L(\text{Preço sobre lucro}) = \text{Preço da ação} / \text{Lucro da ação} \quad (1)$$

Na obra de Greenblatt (2006 e 2010) o autor utiliza o *Earning Yields* modificado. A fórmula de *Earning Yields* é dada pelo inverso de P/L. A modificação feita em seu estudo de 2006 faz alterações no denominador com o objetivo de considerar os resultados não só para acionistas, mas também para credores. No presente trabalho utilizaremos o P/L no lugar do *Earning Yields* ou do *Earning Yields* modificado devido à plataforma de dados fornecer apenas o índice de preço sobre o lucro. Olin (2011) discorre sobre a relação entre a fórmula mágica, o índice P/L e *earning yields* (em inglês, *P/E, price-to-earnings*):

Results suggest that stocks that are ranked the highest by Magic Formula have smaller P/E than average. This is no surprise, since one of the two ratios the Magic Formula uses is earnings yield, which is nearly the same as reciprocal of P/E; only difference is net debt which has been added to market value in earnings yield (OLIN, 2011, p. 59).

Nota-se, portanto, que os indicadores possuem estruturas semelhantes e, por isso, essa troca não apresentaria impacto significativo nos resultados, conforme a literatura.

3.2.2 Retorno Sobre o Capital Investido (ROIC)

Outro parâmetro utilizado nesta pesquisa é o ROIC, designado retorno sobre o capital investido, que busca identificar o quanto uma empresa consegue ter retornos de acordo com cada capital já investido e, quanto maior, melhor. Sua fórmula é dada por:

$$\text{ROIC (Retorno Sobre o Capital Investido)} = \text{EBIT} / \text{Capital Total Investido} \quad (2)$$

Assim como fez com o *Earning Yields*, Greenblatt (2006 e 2010) também faz alteração na fórmula do ROIC, em que muitos autores utilizam o capital investido somando o capital

próprio com de terceiros. Nesse caso o autor utiliza capital de giro líquido somado ao ativo fixo líquido para eliminar ativos intangíveis.

No presente trabalho, diferente de Zeidler (2014) e Milane (2016) que, nesse aspecto, se basearam em Olin (2011), não substituiu os denominadores negativos por 1. Pois entende-se que tal aplicação pode distorcer valores de ROIC e P/L, fazendo com que empresas com retornos negativos sobre o capital figurem bem colocadas no *ranking*. Por isso, neste estudo optou-se por excluir as empresas com P/L e ROIC negativo e, por conseguinte, empresas em prejuízo no exercício.

3.2.3 Inserção do Filtro P/VPA

A relação preço sobre valor patrimonial, quando maior que 1, indica que o ativo possui valor de mercado maior que o valor contábil e contrariamente quando menor que 1 e positiva. A proposta com base no indicador é de que sejam selecionadas ações com preços relativamente menores.

Como Olin (2011) encontrou evidências de que a composição de carteiras com baixo P/VPA tendem a ter retornos maiores, utilizou-se nesse estudo o procedimento de filtrar ações com empresas com P/VPA maior que 0 e menor que 1 para comparar os resultados com as carteiras de mesmo tamanho formadas a partir da fórmula mágica sem esse filtro.

3.3 Rankings dos Indicadores

Após estimar os indicadores em cada ação elegível, calculou-se uma pontuação para cada ação de acordo com cada índice e assim elaborou-se um ranking em cada trimestre analisado a partir do passo a passo demonstrado nos estudos de Olin (2011), Zeidler (2014) e Milane (2016):

1. Os ativos foram ordenados do maior para o menor ROIC, em que o ativo com menor ROIC receberia pontuação 1, em ordem crescente;
2. Os ativos foram ordenados do menor para o maior P/L, em que o ativo de maior P/L receberia pontuação 1;
3. Somou-se as pontuações obtidas nos passos 1 e 2 chegando à pontuação geral do ativo;

4. Ordenou-se os ativos classificando em ordem crescente de pontuação geral para a formação de carteiras;

5. Excluiu-se, em cada trimestre, ativos que não constam com P/VPA entre 0 e 0,99 e fez-se outra classificação com o novo filtro seguindo os passos 1, 2, 3 e 4.

Assim, resultou-se nos ativos ordenados que, quanto maior a pontuação, melhor a combinação dos indicadores e esses seriam supostamente as melhores ações para a composição das carteiras.

3.4 Formação das Carteiras

Ao fazer *back-tests* da MF, Olin (2011) variou não apenas a rotatividade das ações, com 6 períodos de permanência entre 3 e 18 meses, como também a quantidade de ativos na composição das carteiras (5, 10 ou 15) com pesos iguais para a proporção de ações na carteira. O presente trabalho se baseia nos critérios citados na seção anterior para desenvolvimento dos resultados, mas ampliando os períodos de permanência das ações para formar portfólios com 7 períodos de permanência entre 3 e 36 meses (3, 6, 9, 12, 18, 24 e 36 meses). Tais critérios foram adotados com o objetivo de testar se empresas com maior período de permanência tendem a ter resultados mais vantajosos, conforme Milane (2016).

Além das carteiras formadas pelos 5, 10 e 15 melhores ativos segundo a classificação, também serão formadas carteiras de mesmo tamanho, porém selecionando os ativos com pontuações mais baixas (5, 10 e 15 piores). Tal ação tem como objetivo identificar se há diferença significativa entre as melhores e piores colocadas no desempenho dos índices. Formou-se também outras carteiras seguindo os períodos de permanência explanados anteriormente, de até 5 ativos após o filtro P/VPA (menos de 5 quando o número de ativos elegíveis após o filtro não é suficiente). No total serão analisadas 49 carteiras, sendo 7 critérios de seleção para 7 períodos de permanência.

A seleção de cada trimestre foi feita com base nos indicadores do semestre anterior com os retornos do trimestre corrente. Por exemplo, a carteira do primeiro trimestre de 2005 é formada pelas ações que atendem os requisitos da metodologia com as informações (ROIC, P/L, valor de mercado, P/VPA) do trimestre anterior (quarto trimestre de 2004) com o retorno de fechamento do primeiro trimestre de 2005, como se as ações fossem compradas no primeiro dia útil de janeiro e vendidas no último dia útil de março. Todos os preços utilizados foram de

fechamento e os indicadores correspondem ao acumulado dos últimos 12 meses, de forma similar a Greenblatt (2006 e 2010).

3.5 O Desempenho das Carteiras

Após selecionadas as carteiras de cada trimestre é feita a análise de risco, retorno e a relação dessas duas variáveis para identificar se o retorno de uma operação financeira é obtido a partir de tomada de risco equivalente como prega a HME.

O retorno da carteira em cada período de permanência pode ser encontrado a partir do CAGR, no qual faz-se a média do retorno de cada ativo que compõe o portfólio, já que as proporções das ações nas carteiras são as mesmas. O retorno também considera os dividendos e os juros sobre capital próprio em cada período. A partir disso é possível comparar o desempenho dos retornos médios anuais com o retorno dos índices Ibovespa, IBRX-100, Nasdaq e S&P500.

Para calcular os retornos, não foram incluídos nenhum custo de transação como impostos e taxas de corretagens, diferente de Persson e Selander (2009). Entende-se que tais custos não fariam tanta diferença nesse trabalho pois atualmente existem uma gama de corretoras sem taxas e os impostos incidiriam em apenas 15% do lucro (tal carga tributária é válida para vendas acima de 20 mil por mês segundo a CVM).

Já o risco pode ser observado pela volatilidade das carteiras, medida pelo desvio padrão dos retornos. Dessa forma, é possível testar a validade da hipótese de que os retornos obtidos são formados a partir de uma tomada de risco equivalente do investidor, segundo a HME.

Assim, podemos calcular a relação risco-retorno dada pelo Índice de Sharpe com o intuito de verificar se as carteiras possuem retornos maiores que os índices de mercado, mesmo quando ajustados ao risco. O Índice de Sharpe, considerando todas as variáveis anualizadas e num mesmo período, pode ser dado por:

$$\text{Índice de Sharpe da carteira} = \frac{\text{Retorno médio carteira} - \text{taxa livre de risco média}}{\text{Desvio-padrão da carteira}} \quad (3)$$

Como todas as variáveis são consideradas num mesmo período, pode-se admitir que o Índice de Sharpe é igual à relação retorno-volatilidade. Tal relação será analisada para identificar se as carteiras construídas a partir da MF tiveram retornos acima dos índices de mercado mesmo ajustados ao risco.

4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

O presente capítulo tem por objetivo apresentar e analisar os resultados adquiridos após a aplicação da metodologia que fez com que fossem selecionadas 49 carteiras com combinações de 3 diferentes tamanhos (quantidade de ações na carteira), 2 diferentes critérios de seleção (melhores e piores ranqueadas) e 7 períodos de permanência (rotatividade das ações na carteira), sendo 1 carteira formada após o filtro P/VPA entre 0 e 0,99. A análise será feita a partir da observação dos retornos, volatilidades e dessa razão, retorno-volatilidade, de cada carteira entre 2005 e 2019.

4.1 Retorno das Carteiras

O Quadro 1 a seguir tem por objetivo demonstrar o retorno de cada carteira formada a partir da metodologia aplicada. Foram selecionadas carteiras com as 15, 10 e 5 ações mais bem ranqueadas e carteiras com as 15, 10 e 5 ações com as piores colocações no ranking. Além disso, carteiras com até 5 ativos selecionadas após o filtro P/VPA. Para cada uma das 7 especificidades citadas existem diferentes períodos de permanência, demonstrado em meses de rotatividade. Por exemplo, a carteira formada pelas 15 melhores ações é testada de forma que os ativos se mantêm na carteira por 3, 6, 9, 12, 18, 24 e 36 meses, assim como as outras carteiras formadas por diferentes critérios de ranqueamento e quantidade de ações, totalizando 49 carteiras.

Quadro 1: Retornos Médios Anualizados das Carteiras e dos Índices

		PERÍODO DE PERMANÊNCIA (MESES)						
		3	6	9	12	18	24	36
CARTEIRAS	RETORNO (EM %)							
	15 MELHORES	45,07	36,53	31,23	32,55	28,41	28,2	29,94
	10 MELHORES	48,3	33,78	34,03	33,52	30,2	32,24	33,87
	5 MELHORES	53,6	38,14	28,88	26,64	25,04	25,75	36,71
	15 PIORES	17,3	13,31	13,27	14,04	16,57	20,15	17,1
	10 PIORES	19,92	12,81	14,87	14,93	18,06	22,97	20,23
	5 PIORES	18,5	7,19	17,26	19,4	17,72	26,04	24,03
FILTRO P/VPA	54,88	42,55	33,25	33,97	30,57	36,51	27,43	
	IBOV				-			12,57
	IBRX-100				-			14,65
	NASDAQ				-			11,01
	S&P 500				-			7,68

Fonte: Resultados da Pesquisa

O Quadro 1 acima mostra, em escalas de verde, amarelo e vermelho, os melhores resultados de acordo com a cor, em que quanto mais esverdeado observa-se maior o retorno da carteira e quanto mais vermelho, menor. A partir deste quadro pode-se concluir que todas as carteiras construídas a partir das melhores pontuações obtiveram retorno substanciais se comparados aos índices Ibovespa, IBrX-100, Nasdaq e S&P500.

As carteiras com ativos de melhores pontuação com menos meses de permanência se mostraram com as melhores performances, diferente do trabalho de Milane (2016) que observou maior retorno em períodos maiores e do trabalho de Zeidler (2014) que não conseguiu identificar diferenças entre os retornos dos diferentes períodos de permanência. Além disso, entre as melhores carteiras, percebe-se que as carteiras com menos ativos performaram melhor, corroborando com os resultados de Zeidler (2014) e Olin (2011).

Já entre as carteiras com pior pontuação no *ranking*, observa-se resultados bem inferiores se comparadas às de melhores pontuações, inclusive a carteira com os 5 piores ativos e período de 6 meses de permanência mostra-se com performance pior até que todos os índices no período, corroborando com as publicações de Greenblatt (2006 e 2010) e Olin (2011), divergindo dos resultados do trabalho de Zeidler (2014). Também não é possível identificar uma melhora com menores períodos de rotatividade entre essas carteiras. Entretanto, boa parte dessas carteiras consistiram em retornos médios anuais maiores do que o dos índices.

As carteiras com melhores retornos, ao comparar por períodos de rotatividade, foram as formadas com melhores ativos após a inserção do filtro P/VPA, em que se pode inferir que as carteiras construídas com esse quesito foram as melhores em 5 dos 7 períodos de permanência, com o segundo e quarto melhor retorno nos períodos em que tais carteiras não configuraram como as melhores entre as demais.

A melhor carteira teve 54,88% de retorno médio anual enquanto o melhor índice do período, o IBrX-100, obteve apenas 14,65%. Ao comparar com carteiras de tamanho semelhante, a carteira com filtro P/VPA performa substancialmente bem principalmente se comparada às carteiras formadas com ativos de piores colocação em que o pior resultado das carteiras com o filtro ainda é maior que o melhor resultado das carteiras montadas com 5 ações de pior pontuação com retorno de 27,43% contra 26,04%. E ainda, ao comparar as carteiras que possuem ativos somente com P/VPA entre 0 e 0,99 com as carteiras formadas pelas 5 ações de melhor pontuação, é perceptível que as que são construídas a partir da filtragem possuem

maiores retornos em 6 dos 7 diferentes períodos de permanência. Tais resultados corroboraram com o trabalho de Olin (2011).

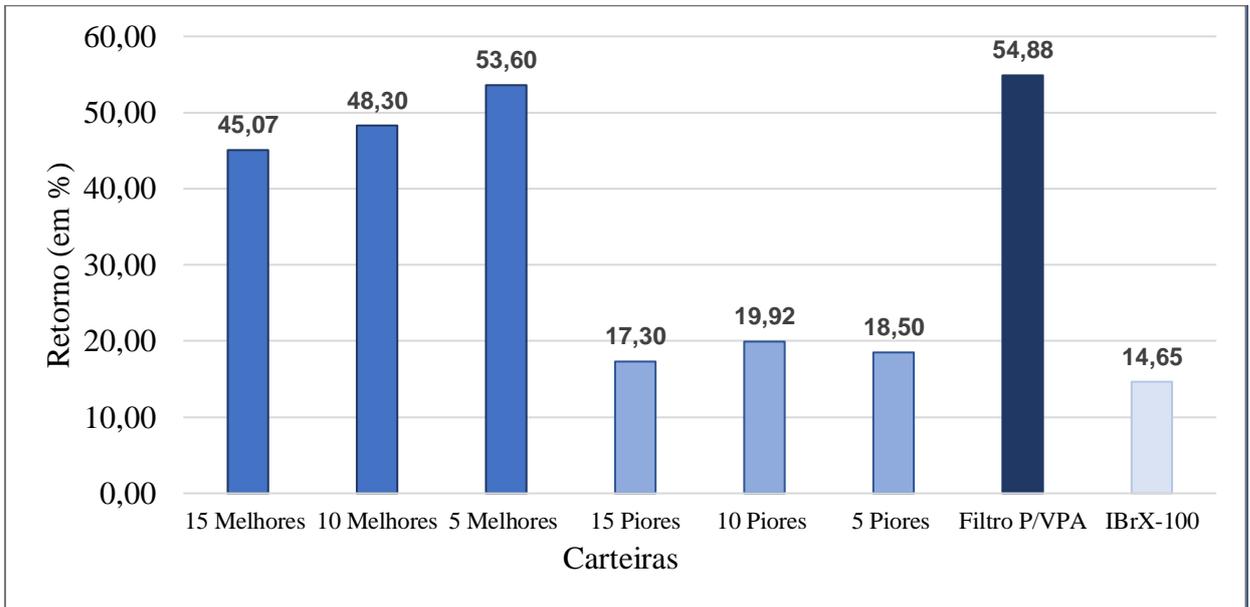


Gráfico 1: Retornos das Carteiras com 3 Meses de Permanência.

Fonte: Resultado da Pesquisa.

O Gráfico 1 mostra a diferença entre os retornos das carteiras melhores ranqueadas e as piores ranqueadas a partir da metodologia. Além disso, é possível observar que todas as carteiras formadas com 3 meses de permanência superaram o índice IBrX-100.

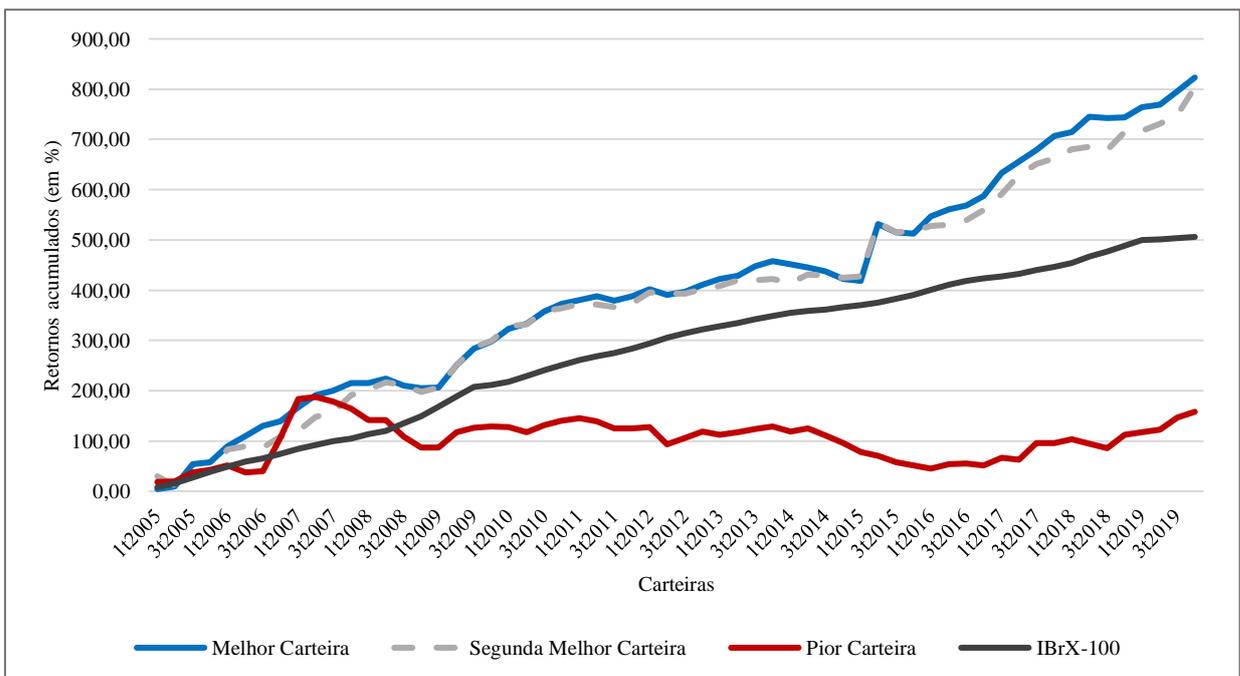


Gráfico 2: Retorno Acumulado Das 2 Carteiras.

Fonte: Resultados da Pesquisa.

A partir do Gráfico 2 pode-se perceber o retorno acumulado das duas carteiras que obtiveram os melhores resultados com o IBrX-100 e a carteira que obteve o pior resultado em todo o período analisado. As duas melhores carteiras, que foram formadas a partir da metodologia recomendada e com 3 meses de permanência, auferiram retornos acumulados extraordinários de 823,19% e 803,93%, respectivamente, enquanto o índice IBrX-100 acumulou 506,05% entre 2005 e 2019. Enquanto isso, a pior carteira formada por ações com alto P/L e baixo ROIC obteve retorno de apenas 158,22% no mesmo período.

Observa-se que quanto maior o período de tempo, maior a discrepância de retornos entre as ações formadas com P/L baixo e ROIC alto (e com P/VPA entre 0 e 0,99 no caso da Melhor carteira) se comparadas ao índice, mostrando que a metodologia utilizada é uma estratégia estatisticamente consistente ao longo do tempo. Assim, seguindo a metodologia presente nesse trabalho, seria possível acumular até R\$ 9231,90 caso o investidor tivesse desembolsado a quantia de R\$ 1000,00 em 1º de janeiro de 2005 e retirado em 31 de dezembro de 2019. Ao levar em consideração a taxa de inflação, tal valor iria para R\$ 2.217,79.

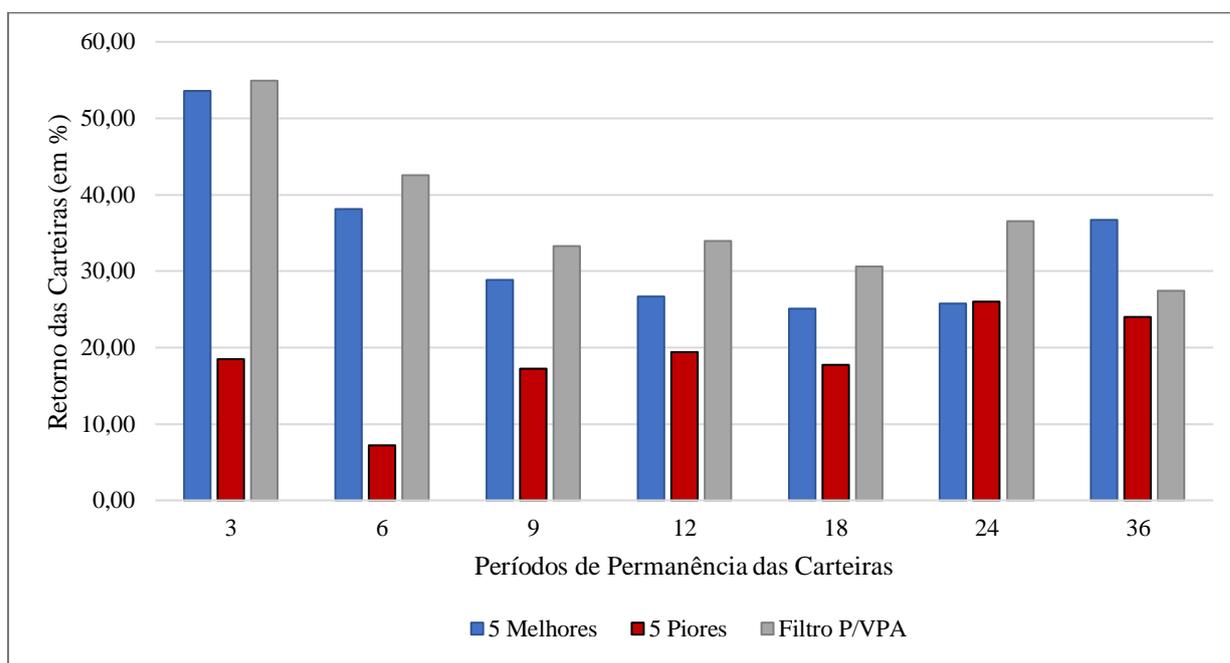


Gráfico 3: Retornos das Carteiras com 5 Ativos.

Fonte: Resultado da Pesquisa.

O Gráfico 3 é representado por carteiras de mesmo tamanho (5 ativos) e ilustra bem o quanto as carteiras mais bem ranqueadas performam melhor que as carteiras de pior colocação no ranqueamento. Além disso, observa-se que acrescentando o filtro P/VPA os retornos podem

ser ainda maiores. Também é possível perceber que as carteiras com menor período de permanência tendem a performar melhor.

4.2 Risco das Carteiras

O Quadro 2 indica a volatilidade de cada carteira como forma de medir o risco das mesmas. Tal volatilidade anualizada é dada pelo desvio padrão dos retornos. Admitindo que quanto maior a volatilidade, maior o risco e, assim, pior para a carteira.

Quadro 2: Volatilidades Anualizadas das Carteiras e dos Índices

		PERÍODO DE PERMANÊNCIA (MESES)						
		3	6	9	12	18	24	36
CARTEIRAS	VOLATILIDADE (EM %)							
	15 MELHORES	25,63	24,57	24,18	25	21,84	23,38	31,07
	10 MELHORES	28,15	26,37	26,33	28,48	25,22	26,56	39,33
	5 MELHORES	39,61	29,51	28,46	31,71	29,35	27,32	65,28
	15 PIORES	27,64	26,39	27,06	27	26,96	24,17	29,17
	10 PIORES	32,23	28,9	27,62	29,15	27,86	27,89	31,29
	5 PIORES	37,39	33,74	30,84	36,57	26,7	35,57	31,93
	Filtro P/VPA	39,42	30,79	29,13	32,62	33,53	29,4	34,84
	IBOV				-			22,62
	IBRX-100				-			21,32
NASDAQ				-			16,94	
S&P 500				-			14,66	

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Ao analisar o resultado de volatilidade, percebe-se que em relação ao período de permanência não podemos perceber diferenças significativas entre as volatilidades das carteiras, corroborando com os resultados de Zeidler (2014), que não encontrou diferenças, e divergindo com os de Milane (2016) no qual foi possível perceber menor volatilidade quanto maior o período de permanência.

Por outro lado, é possível perceber que carteiras com mais ativos possuem menores volatilidades, o que é um resultado esperado, pois maior a chance que tais ativos tenham retornos não correlacionados. Isso também serve para os índices: na tabela o S&P 500, que corresponde à uma carteira teórica de 500 ativos e possui o menor risco dos índices analisados. Enquanto o IBrX-100, por exemplo, seria um portfólio formado por 100 ativos. Esse possui volatilidade menor que o S&P 500, mas maior que carteiras de até 5 ativos.

Sendo assim, quase todas as carteiras compostas apresentaram volatilidade maior do que os índices, exceto a carteira com as 15 melhores ações com 18 meses de permanência, que performou com vantagem em relação apenas ao índice Ibovespa.

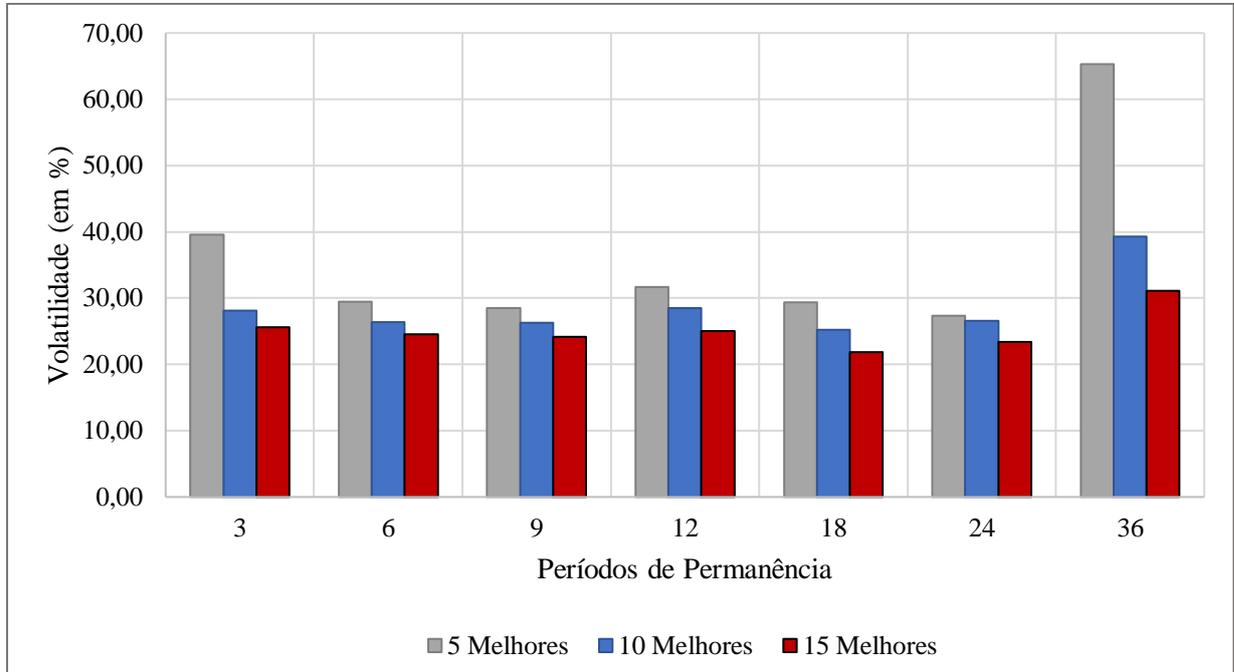


Gráfico 4: Volatilidade das Carteiras Formadas a Partir das Melhores Pontuações
Fonte: Resultados da Pesquisa.

Dado o Gráfico 4, observa-se que quanto maior os ativos de uma carteira, menor a volatilidade dessa carteira entre as carteiras de melhor pontuação. Também pode-se concluir, a partir do gráfico, que alterações no período de permanência de uma carteira não trazem mudanças significativas para a volatilidade do portfólio.

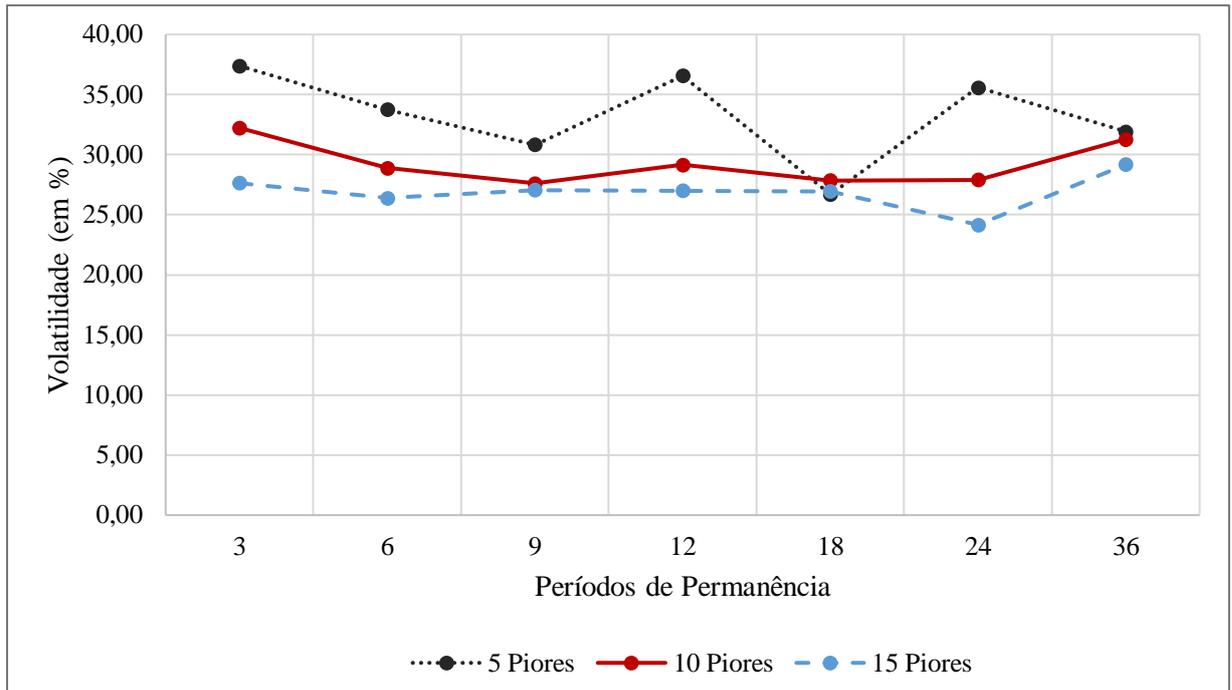


Gráfico 5: Volatilidade das Carteiras Formadas a Partir das Piores Pontuações.
Fonte: Resultados da Pesquisa.

De forma similar ao Gráfico 4, mas com as carteiras com piores pontuações no ranking, o Gráfico 5 mostra que as carteiras com mais ativos possuem menor volatilidade do que carteiras com menos ativos no geral e, ainda, não se pode dizer que carteiras com maiores ou menores períodos de permanência significam um portfólio com mais ou menos risco.

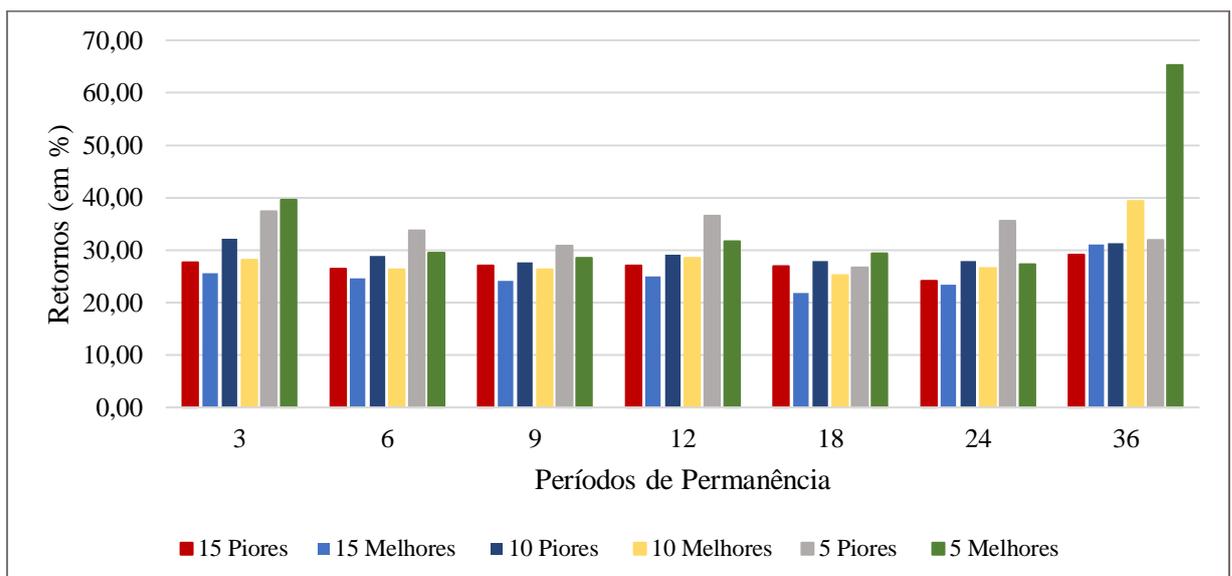


Gráfico 6: Comparativo das Volatilidades das Carteiras com Melhores e Piores Pontuações.
Fonte: Resultados da Pesquisa.

Já o Gráfico 6 permite comparar se as carteiras melhores ranqueadas possuem maior ou menor risco em relação às últimas do *ranking*. Pode-se induzir que, ao comparar carteiras de tamanho semelhante, na maioria das vezes as carteiras com melhores pontuações performam com menor risco do que as piores.

Entre as carteiras compostas por 5 ativos, as de melhor pontuação obtiveram menor risco em 4 dos 7 períodos de permanência analisados. Já comparando os portfólios com 10 ativos, as carteiras de pior pontuação só não apareceram com maior volatilidade nas carteiras com 36 meses de permanência ao comparar com as de melhor pontuação. Por fim, as carteiras de melhor pontuação performaram com menor risco em 6 dos 7 períodos de permanência quando se observa apenas os portfólios formados por 15 ações.

4.3 A Relação Risco-Retorno Das Carteiras

Para que os retornos das carteiras possam ser analisados ajustados ao risco faremos a relação retorno-volatilidade indicadas pelo Quadro 3. Utilizando o a relação de indicadores CAGR sobre o desvio-padrão das carteiras, têm-se que quanto maior essa relação, melhor o resultado da carteira, conforme indicado na seção 3.5.

Quadro 3: Relação Risco-Retorno das Carteiras e dos Índices

RETORNO-VOLATILIDADE		PERÍODO DE PERMANÊNCIA (MESES)						
		3	6	9	12	18	24	36
CARTEIRAS	15 MELHORES	1,76	1,49	1,29	1,3	1,3	1,21	0,96
	10 MELHORES	1,72	1,28	1,29	1,18	1,2	1,21	0,86
	5 MELHORES	1,35	1,29	1,01	0,84	0,85	0,94	0,56
	15 PIORES	0,63	0,5	0,49	0,52	0,61	0,83	0,59
	10 PIORES	0,62	0,44	0,54	0,51	0,65	0,82	0,65
	5 PIORES	0,49	0,21	0,56	0,53	0,66	0,73	0,75
	Filtro P/VPA	1,39	1,38	1,14	1,04	0,91	1,24	0,79
	IBOV				-			0,56
	IBRX-100				-			0,69
	NASDAQ				-			0,65
S&P 500				-			0,52	

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Com base no quadro anterior, é possível constatar que as ações com maior quantidade de ativos na carteira, menor período de permanência e formadas a partir de ativos com melhor pontuação a partir da metodologia possuem a melhor relação risco-retorno. Também fica nítida a melhor performance das carteiras com o filtro P/VPA se comparadas às carteiras de tamanho semelhante (carteiras com 5 ativos).

As piores relações foram observadas em carteiras com menos ativos, o que aumenta a volatilidade, e formada pelas piores pontuações, o que reduz o retorno. Além disso, as carteiras formadas por baixa pontuação segundo a metodologia possuem relação risco-retorno menor até que o IBrX-100, mostrando que não é vantajoso investir em ações com alto P/L e baixo ROIC. Pois nesse caso se houver retorno maior que o índice (como na seção 4.1) ele se dá por exposição maior ao risco.

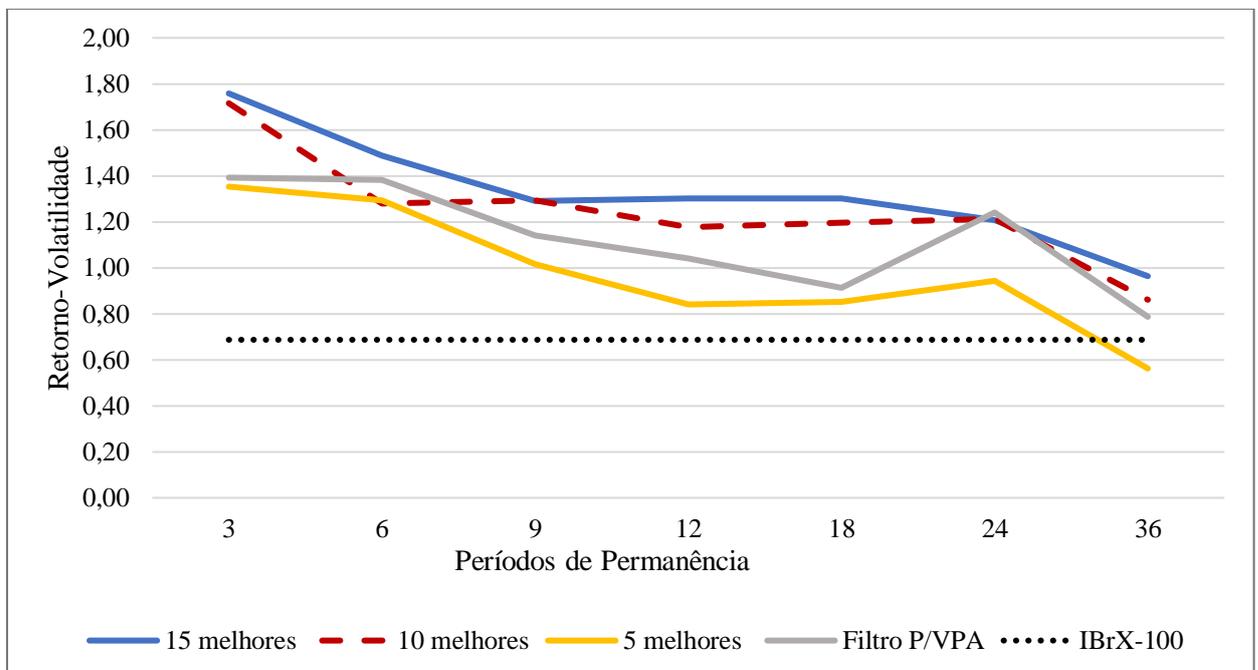


Gráfico 7: Retorno-Volatilidade das Carteiras de Melhor Pontuação
Fonte: Resultados da Pesquisa.

A partir do Gráfico 7 é possível observar que a relação retorno-volatilidade das carteiras com melhor pontuação no ranking, incluindo a que possui P/VPA entre 0 e 0,99, tende a diminuir quanto mais se utiliza períodos de permanência para a formação de carteiras. Conforme aumenta os períodos de permanência, o retorno-volatilidade das carteiras tendem a convergir para mais perto dos valores do índice IBrX-100. É importante ressaltar que o gráfico acima não é uma relação temporal, pois cada período de permanência corresponde à uma

carteira entre as 15, 10, 5 melhores e as com filtro P/VPA. O gráfico mostra que carteiras que não são atualizadas pela Fórmula Mágica performam perto do índice.

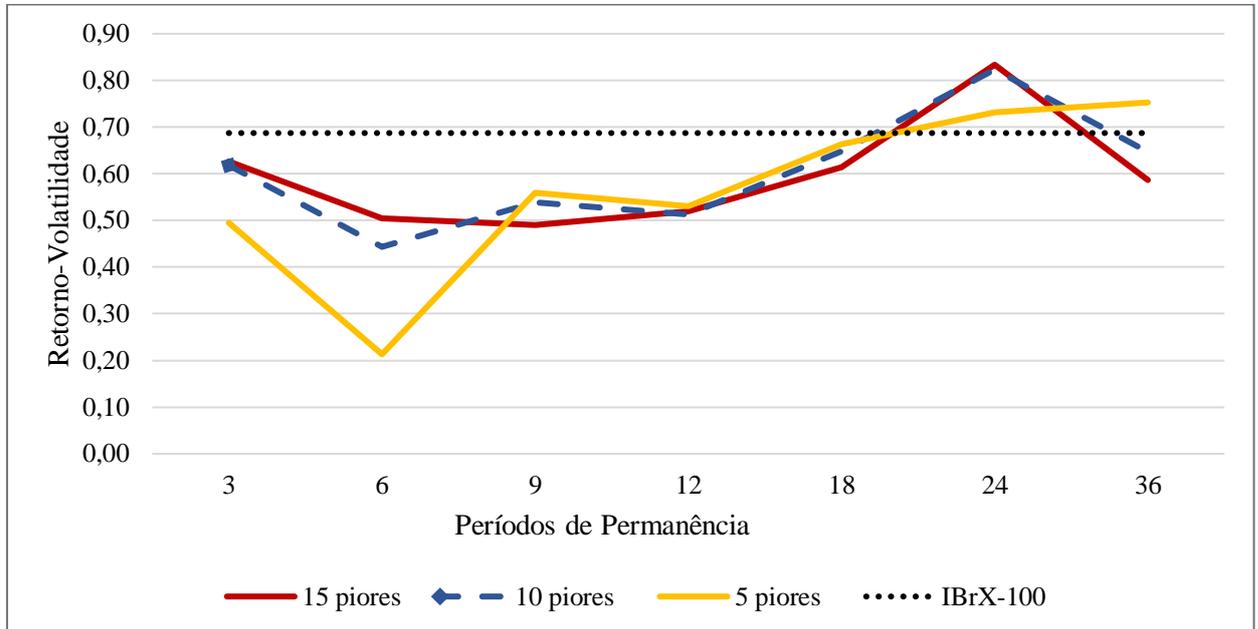


Gráfico 8: Retorno-Volatilidade das Carteiras de Pior Pontuação.
Fonte: Resultados da Pesquisa.

Já analisando o Gráfico 8, formado entre as carteiras formadas a partir das piores pontuações do *ranking*, percebemos que as carteiras com menos períodos de permanência performam abaixo do índice e conforme diminui a rotatividade os valores tendem a convergir ao IBrX-100 de forma inversa ao Gráfico 7.

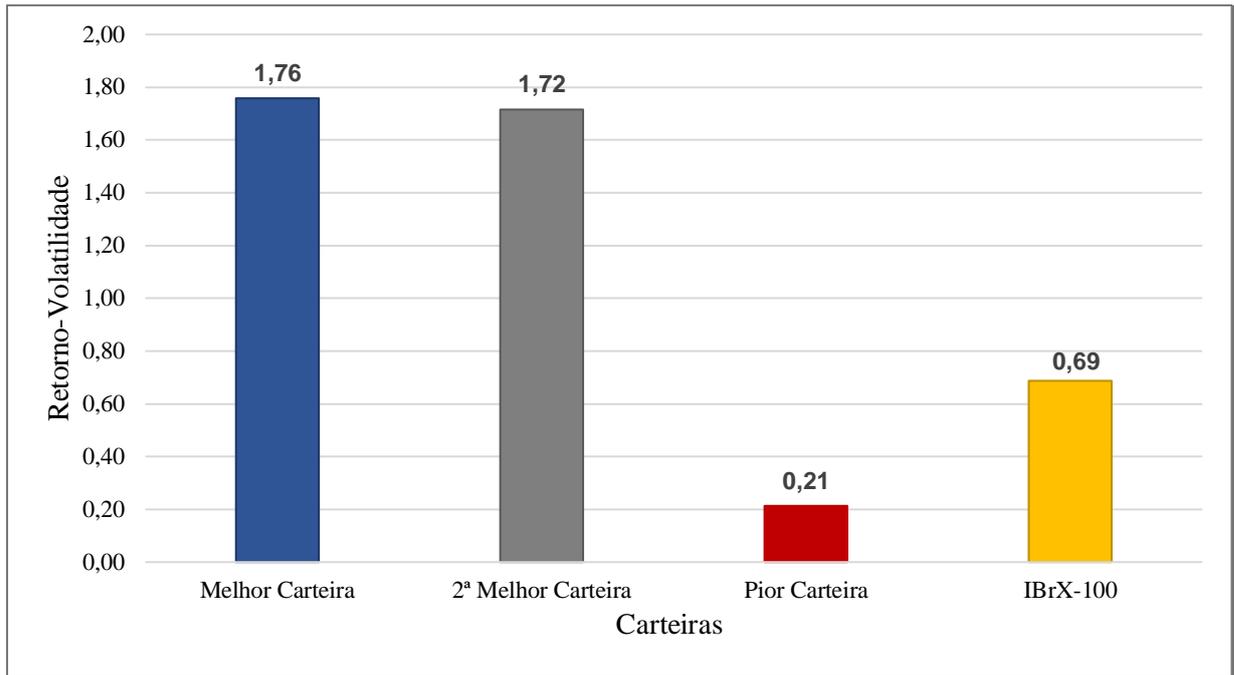


Gráfico 9: Relação Risco-Retorno Das 2 Melhores Carteiras
Fonte: Resultados da Pesquisa.

O Gráfico 9 mostra a discrepância dos resultados dos retornos-volatilidade das 4 melhores carteiras (todas formadas selecionando os ativos com maior pontuação) com relação ao índice e a carteira de pior performance, formada por 6 meses de permanência e as 5 piores ações em relação ao ranking.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir do objetivo apresentado na introdução desse trabalho, seguindo a filosofia da MF, foi possível observar melhores resultados em todas as carteiras montadas se comparadas aos índices Ibovespa, IBrX-100, Nasdaq e S&P500, reforçando os resultados obtidos por Greenblatt (2006 e 2010) e Zeidler (2014). Além disso, o presente trabalho também pôde dialogar com a HME.

Os resultados da seção 4 mostraram que ao comparar uma carteira baseada na metodologia desse trabalho, fazendo as compras dos ativos sempre após a divulgação do balanço (já que menores períodos de permanência indicou melhores retornos), com uma carteira usando o mesmo método mas utilizando as “piores” ações disponíveis de acordo com o *ranking* apresentado na seção 3.3 é possível conseguir retornos muito maiores mesmo sendo ajustados ao risco, de forma a corroborar com o *Value Investing* e a seleção de carteiras com base em Greenblatt.

Com relação ao risco, na maior parte das vezes, as carteiras formadas pelos ativos de melhor pontuação tiveram menos volatilidade do que as carteiras formadas por ativos de pior pontuação, sugerindo que a *Magic Formula* ainda pode proteger o portfólio de ativos mais voláteis. Como sugestão, tal análise mais aprofundada pode ser objeto de estudo de trabalhos futuros.

Inclusive, o presente trabalho pôde corroborar com Markowitz (1952), pois foi corroborada a hipótese de que quanto maior a quantidade de ativos em uma carteira, maior a diversificação e volatilidade. Logo, por exemplo, um ativo volátil tem menos peso em uma carteira composta por 15 ativos do que uma carteira composta por 5 ativos.

Outra contribuição desse estudo foi indicar a melhora de resultados das carteiras, partindo da metodologia utilizada, ao aplicar o filtro P/VPA, visto que a carteira com maior retorno e a de 3ª maior retorno-volatilidade foi obtida devido à inserção de tal filtro. Tais resultados positivos corroboraram com o trabalho de Olin (2011).

Contudo, também é interessante observar que ao manter os ativos na carteira, utilizando períodos longos de permanência, a carteira pode ter a tendência de convergir para mais perto dos resultados de índices de mercado como é mostrado na seção 4.3. Também pode ser sugerido o estudo mais aprofundado desse fenômeno em trabalhos posteriores.

Entretanto, como a maior limitação desse trabalho, observa-se que tais resultados, significativamente bem superiores a outros testes feitos de forma parecida no mercado brasileiro de ações, podem ter sofrido *Look-ahead bias*. Ademais, o presente estudo não considerou que a CVM aplica uma margem de tempo para que as empresas possam divulgar seus balanços². Portanto, foram considerados que tais informações já eram disponíveis para todas as empresas no primeiro dia útil após o fechamento de cada trimestre.

Por último, assim como Zeidler (2014), que observou em seu trabalho que o filtro utilizado pudesse não ser suficiente para o mercado brasileiro, também é possível observar nesse trabalho que o filtro de liquidez de 10 milhões de dólares em valor de mercado sugerido por Olin (2011), utilizado na seleção de empresas, provavelmente também não é satisfatório para as ações da B3, já que encontramos algumas ações com baixa liquidez e altos spreads, mostrando que na prática as carteiras sofreriam alterações pela impossibilidade de compra ou venda de ativos com baixa liquidez.

² A CVM disponibiliza 45 dias após o fim dos exercícios trimestrais e 90 dias após os exercícios anuais para que as empresas divulguem os balanços.

REFERÊNCIAS

- ALBERTO, J. G. C. *et al.* Análise do desempenho de uma carteira construída seguindo as ideias de investimento de Greenblatt. **Brazilian Applied Science Review**, v. 2, n. 4, p. 1219-1231, 2018.
- ARTUSO, A. R.; NETO, A. C. O uso de quartis para a aplicação dos filtros de Graham na Bovespa (1998-2009). **Revista Contabilidade & Finanças**. São Paulo: USP, v. 21, n. 52, 2010
- BARBOSA, G. DE C.; MEDEIROS, O. R. DE. Teste empírico da eficiência do mercado brasileiro na ocorrência de eventos favoráveis e desfavoráveis. **Revista de Negócios, Blumenau**, v. 12, n. 4, p. 44 - 54, outubro/dezembro 2007.
- BASU, S. The conservatism principle and the asymmetric timeliness of earnings. **Journal of Accounting and Economics**, 24(1), p. 3–37. 1997.
- BRAGA, C.; LEAL, R. Ações de valor e de crescimento nos anos 90. **Rio de Janeiro: Editora FGV**, 2002.
- BUFFET, W. **Warren Buffett's Letters to Berkshire Shareholders**, 2014. Disponível em: <<http://www.berkshirehathaway.com/letters/2013ltr.pdf>>.
- CAMARGOS, M. A.; BARBOSA, F. V. Eficiência informacional do mercado de capitais brasileiro pós-Plano Real: um estudo de eventos dos anúncios de fusões e aquisições. **Revista de Administração**, v. 41, n. 1, p. 43-58, 2006.
- FAMA, E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work*. **The journal of finance**, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.
- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. The cross-section of expected stock returns, **Journal of Finance**, V. 47, p. 427-66, 1992.
- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of financial economics**, v. 33, n. 1, p. 3-56, 1993.
- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Value versus growth: The international evidence. **The Journal of Finance**, v. 53, n. 6, p. 1975-1999, 1998.
- FORTI, C. A. B.; PEIXOTO, F.M.; SANTIAGO, W. DE P. Hipótese da eficiência de mercado: um estudo exploratório no mercado de capitais brasileiro. **Gestão & Regionalidade**, v. 25, n. 75, 2010.
- GABRIEL, F. S.; RIBEIRO, R. B.; RIBEIRO, K. C. de S. Hipóteses de mercado eficiente: um estudo de eventos a partir da redução do IPI. **Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade**, v. 3, n. 1, p. 36, 2013.
- GAIO, L. E.; FREITAS ALVES, K. L. DE; PIMENTA JÚNIOR, T. O mercado acionário brasileiro do novo milênio: um teste de eficiência. **BBR-Brazilian Business Review**, v. 6, n. 3, 2009.
- GRAHAM, B.; DODD, D. **Security Analysis. 6th Edition**. New York: McGraw-Hill Book Co., 2005.

GRAHAM, B. **O Investidor Inteligente: um guia prático de como ganha dinheiro na bolsa**, 4ª. ed. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 2007.

GREENBLATT, J. **The little book that beats the market**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006.

GREENBLATT, J. **The little book that still beats the market**. John Wiley & Sons, 2010.

HAZZAN, S. **Desempenho de ações na Bolsa de Valores de São Paulo e sua relação com o índice preço-lucro**. 1991. Doutorado.

KOLLER, T.; GOEDHART, M.; WESSELS, D. **Valuation: measuring and managing the value of companies**. John Wiley and Sons, 2010.

LAKONISHOK, J.; SHLEIFER, A.; VISHNY, R.W. Contrarian investment, extrapolation, and risk, **Journal of Finance** **49**, p. 1541-1578, 1994.

LUCENA, P.; NETO, O. S. S.; ARAÚJO, J. K. V.; FIGUEIREDO, A. C. Eficácia do uso da estratégia de investimento em ações com baixo múltiplo Preço/Valor Patrimonial (P/VPA) no Brasil. **Revista de Administração Mackenzie**, v. 11, n. 5, p. 106-128, 2010.

LYNCH, P.; ROTHSCHILD, J. **One up on Wall Street: how to use what you already know to make money in the market**. Simon and Schuster, 2000.

MACHADO, M. A. V.; CORDEIRO, R. A.; LUCENA, J. F. H DE. Anomalias de calendário e retorno acionário: análise do efeito dia-da-semana e setor da economia. In: SEMEAD, 15., 2012, São Paulo. **Anais... São Paulo: SEMEAD**, 2012.

MALAQUIAS, R. F.; EID JUNIOR, W. Eficiência de mercado e desempenho de fundos multimercados. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 11, n. 1, 2013.

MARKOWITZ, H. Portfolio selection. **Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.

MESCOLIN, A.; BRAGA, C. M.; COSTA JR, N. C. A. Risco e retorno das value e growth stocks no mercado de capitais brasileiro. **Anais do 21o ENANPAD**, 1997.

MILANE, L. P. **Teste de eficiência da magic formula de Value Investing para o mercado brasileiro de ações**. Dissertação (Mestrado em Economia) – Fundação Getúlio Vargas - FGV, São Paulo, 2016.

NOVY-MARX, R. The other side of value: The gross profitability premium. **Journal of Financial Economics**, v. 108, n. 1, p. 1-28, 2013.

OLIN, T. **Value Investing in the Finnish stock market**. (Mestrado). School of Economics, Aalto University, 2011.

PERSSON, V.; SELANDER, N. Back testing “The Magic Formula” in the Nordic region. **Master Thesis. Stockholm School of Economics**, 2009.

ROSTAGNO, L.; SOARES, R. O.; SOARES, K. T. C. Estratégias de valor e de crescimento em ações na Bovespa: Uma análise de sete indicadores relacionados ao risco. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 17, n. 42, p. 7-21, 2006.

SANTOS, R. D. **Eficiência do mercado de capitais brasileiro na aplicação das Teorias de Graham, Greenblatt e Lynch.** 2016.

SHARPE, W.F. Mutual fund performance. **Journal of business**, p. 119-138, 1966.

SZYSZKA, A. From the Efficient Market Hypothesis to Behavioral Finance: How Investors' Psychology Changes the Vision of Financial Markets. **SSRN Electronic Journal**, October, 2011.

ZEIDLER, R. G. D. **Eficiência da Magic Formula de Value Investing no mercado brasileiro.** Dissertação (Mestrado) - Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, São Paulo, p. 0-70, 2014.

APÊNDICE A – LISTA DAS EMPRESAS ANALISADAS

N	Nome	Setor Econômico	Valor de mercado da empresa em milhares (dia 31 de julho de 2020)
1	Aco Altona	Bens industriais	190.320
2	AES Tiete E	Utilidade pública	6.151.712
3	Afluenta T	Utilidade pública	652.930
4	Alfa Consorç	Financeiro	780.366
5	Alfa Holding	Financeiro	530.412
6	Alianscsonae	Financeiro	7.372.537
7	Alliar	Saúde	1.343.739
8	Alpargatas	Consumo cíclico	16.735.762
9	Alper S.A.	Financeiro	331.915
10	Alupar	Utilidade pública	7.983.822
11	Ambev S/A	Consumo não cíclico	218.689.784
12	Ampla Energ	Utilidade pública	2.682.807
13	Anima	Consumo cíclico	3.067.875
14	Arezzo Co	Consumo cíclico	4.795.304
15	Atmasa	Bens industriais	105.086
16	Atompar	Financeiro	61.649
17	Azevedo	Bens industriais	38.376
18	Azul S.A.	Bens industriais	6.940.859
19	B2W Digital	Consumo cíclico	66.570.300
20	B3	Financeiro	129.653.686
21	Bardella	Bens industriais	23.756
22	Battistella	Financeiro	122.598
23	Baumer	Saúde	150.671
24	Bic Monark	Consumo cíclico	96.402
25	Biommm	Saúde	967.299
26	Biotoscana	Saúde	1.095.283
27	Bk Brasil	Consumo cíclico	2.391.344
28	Bombril	Consumo não cíclico	549.674
29	BR Brokers	Financeiro	80.897
30	BR Malls Par	Financeiro	8.352.897
31	BR Propert	Financeiro	4.518.309
32	Bradespar	Materiais básicos	14.430.651
33	Brasilagro	Consumo não cíclico	1.247.972
34	Braskem	Materiais básicos	18.593.375
35	BRF SA	Consumo não cíclico	16.803.428
36	Camil	Consumo não cíclico	4.554.700
37	Carrefour BR	Consumo não cíclico	44.543.827

38	Casan	Utilidade pública	9.081.699
39	CCR SA	Bens industriais	30.219.200
40	Ceb	Utilidade pública	1.050.284
41	Cedro	Consumo cíclico	89.823
42	Ceee-D	Utilidade pública	682.573
43	Ceee-Gt	Utilidade pública	3.872.298
44	Celesc	Utilidade pública	2.085.294
45	Celgpar	Utilidade pública	2.051.070
46	Celpe	Utilidade pública	1.943.998
47	Cemig	Utilidade pública	17.605.567
48	Cia Hering	Consumo cíclico	2.381.868
49	Cielo	Financeiro	14.548.513
50	Coelba	Utilidade pública	11.270.085
51	Coelce	Utilidade pública	5.585.955
52	Cogna ON	Consumo cíclico	15.473.612
53	Comgas	Utilidade pública	24.544.966
54	Copasa	Utilidade pública	6.894.793
55	Copel	Utilidade pública	18.161.874
56	Cosan	Petróleo gás e biocombustíveis	34.818.599
57	Cosan Log	Bens industriais	9.372.227
58	Cosern	Utilidade pública	3.008.525
59	Coteminas	Consumo cíclico	255.776
60	CPFL Energia	Utilidade pública	36.180.789
61	Cristal	Materiais básicos	669.742
62	Csu Cardsyst	Bens industriais	565.591
63	Cvc Brasil	Consumo cíclico	3.550.968
64	Cyre Com-Ccp	Financeiro	2.385.883
65	Cyrela Realt	Consumo cíclico	10.540.988
66	Dasa	Saúde	34.130.024
67	Dimed	Saúde	3.584.283
68	Direcional	Consumo cíclico	2.399.623
69	Dohler	Consumo cíclico	768.661
70	Dommo	Petróleo gás e biocombustíveis	364.554
71	Duratex	Materiais básicos	11.111.302
72	Ecorodovias	Bens industriais	8.101.957
73	Elektro	Utilidade pública	4.163.902
74	Elektrobras	Utilidade pública	58.379.434
75	Eletropar	Utilidade pública	910.534
76	Emae	Utilidade pública	1.098.804
77	Embraer	Bens industriais	5.602.277
78	Enauta Part	Petróleo gás e biocombustíveis	2.877.191
79	Energias BR	Utilidade pública	11.225.199
80	Energisa	Utilidade pública	20.047.522

81	Energisa Mt	Utilidade pública	6.578.939
82	Eneva	Utilidade pública	15.890.879
83	Engie Brasil	Utilidade pública	37.671.384
84	Eqtl Maranhao	Utilidade pública	7.224.092
85	Eqtl Para	Utilidade pública	7.431.437
86	Equatorial	Utilidade pública	25.790.051
87	Estrela	Consumo cíclico	23.674
88	Eternit	Bens industriais	249.623
89	Eucatex	Materiais básicos	1.122.783
90	Even	Consumo cíclico	3.048.640
91	Excelsior	Consumo não cíclico	467.212
92	Eztec	Consumo cíclico	9.345.590
93	Fer Heringer	Materiais básicos	159.418
94	Ferbasa	Materiais básicos	1.713.201
95	Fleury	Saúde	8.112.946
96	Fras-Le	Bens industriais	1.192.987
97	Gafisa	Consumo cíclico	696.000
98	Generalshopp	Financeiro	91.892
99	Ger Paranap	Utilidade pública	4.323.141
100	Gerdau	Materiais básicos	28.111.979
101	Gerdau Met	Materiais básicos	8.431.890
102	Gol	Bens industriais	6.366.745
103	GP Invest	Financeiro	482.464
104	GPC Part	Materiais básicos	324.236
105	Grazziotin	Consumo cíclico	505.468
106	Grendene	Consumo cíclico	6.873.316
107	Grupo Natura	Consumo não cíclico	58.861.518
108	Guararapes	Consumo cíclico	8.910.674
109	Habitasul	Financeiro	173.540
110	Hapvida	Saúde	48.398.072
111	Helbor	Consumo cíclico	1.977.135
112	Hoteis Othon	Consumo cíclico	48.686
113	Hypera	Saúde	22.829.098
114	IGB S/A	Consumo cíclico	37.640
115	Iguatemi	Financeiro	5.910.291
116	Ihpardini	Saúde	3.650.780
117	Imc S/A	Consumo cíclico	787.775
118	Inds Romi	Bens industriais	823.435
119	Inepar	Bens industriais	50.991
120	Intermedica	Saúde	40.261.419
121	Iochp-Maxion	Consumo cíclico	1.957.890
122	Irani	Materiais básicos	706.021
123	Itausa	Financeiro	94.020.356

124	JBS	Consumo não cíclico	57.426.063
125	JHSF Part	Consumo cíclico	5.912.250
126	Josapar	Consumo não cíclico	285.845
127	JSL	Bens industriais	5.956.667
128	Karsten	Consumo cíclico	90.756
129	Kepler Weber	Bens industriais	1.149.834
130	Klabin S/A	Materiais básicos	22.403.654
131	Le Lis Blanc	Consumo cíclico	383.500
132	Light S/A	Utilidade pública	5.744.354
133	Linx	Tecnologia da informação	4.693.159
134	Localiza	Consumo cíclico	38.249.882
135	Locamerica	Consumo cíclico	9.631.666
136	Log Com Prop	Financeiro	3.723.203
137	Log-In	Bens industriais	1.653.729
138	Lojas Americ	Consumo cíclico	53.388.046
139	Lojas Marisa	Consumo cíclico	2.133.824
140	Lojas Renner	Consumo cíclico	32.591.371
141	Lopes Brasil	Financeiro	686.131
142	Lupatech	Petróleo gás e biocombustíveis	57.234
143	M.Diasbranco	Consumo não cíclico	13.204.937
144	Magaz Luiza	Consumo cíclico	130.699.889
145	Mangels Indl	Materiais básicos	35.798
146	Marcopolo	Bens industriais	2.722.888
147	Marfrig	Consumo não cíclico	10.016.223
148	Melhor SP	Consumo cíclico	310.352
149	Metal Iguacu	Materiais básicos	9.186
150	Metal Leve	Consumo cíclico	2.341.630
151	Metalfrio	Bens industriais	377.821
152	Metisa	Bens industriais	201.531
153	Minerva	Consumo não cíclico	6.563.598
154	Minupar	Consumo não cíclico	39.405
155	MMX Miner	Materiais básicos	12.133
156	Mont Aranha	Financeiro	2.327.732
157	Movida	Consumo cíclico	4.948.483
158	Mrs Logist	Bens industriais	8.683.330
159	MRV	Consumo cíclico	9.224.580
160	Multiplan	Financeiro	12.641.085
161	Mundial	Consumo cíclico	62.235
162	Neoenergia	Utilidade pública	25.671.807
163	Nutriplant	Materiais básicos	10.870
164	Odontoprev	Saúde	7.329.683
165	Oi	Comunicações	11.014.162
166	Omega Ger	Utilidade pública	6.730.574

167	Ourofino S/A	Saúde	1.674.038
168	P.Acucar-Cbd	Consumo não cíclico	19.014.510
169	Panatlantica	Materiais básicos	479.274
170	Par Al Bahia	Financeiro	738.891
171	Paranapanema	Materiais básicos	559.891
172	PDG Realt	Consumo cíclico	36.781
173	Pet Manguinh	Petróleo gás e biocombustíveis	184.780
174	Petrobras	Petróleo gás e biocombustíveis	293.302.378
175	Petrobras BR	Petróleo gás e biocombustíveis	26.445.500
176	Petrorio	Petróleo gás e biocombustíveis	5.351.020
177	Pettenati	Consumo cíclico	260.254
178	Plascar Part	Consumo cíclico	59.516
179	Pomifrutas	Consumo não cíclico	9.505
180	Porto Seguro	Financeiro	17.430.726
181	Portobello	Bens industriais	679.901
182	Positivo Tec	Tecnologia da informação	737.320
183	Profarma	Saúde	803.102
184	Qualicorp	Saúde	7.904.360
185	RaiaDrogasil	Saúde	40.937.787
186	Randon Part	Bens industriais	3.757.898
187	Rede Energia	Utilidade pública	21.958.345
188	Renova	Utilidade pública	132.383
189	Rni	Consumo cíclico	457.481
190	Rossi Resid	Consumo cíclico	101.280
191	Rumo S.A.	Bens industriais	34.641.333
192	Sabesp	Utilidade pública	41.591.576
193	Sanepar	Utilidade pública	9.253.615
194	Santanense	Consumo cíclico	299.494
195	Santos Brp	Bens industriais	3.712.412
196	Sao Carlos	Financeiro	2.216.760
197	Sao Martinho	Consumo não cíclico	7.423.795
198	Saraiva Livr	Consumo cíclico	48.684
199	Schulz	Bens industriais	1.075.492
200	Ser Educa	Consumo cíclico	2.011.918
201	Sid Nacional	Materiais básicos	16.906.403
202	Sinqia	Tecnologia da informação	1.683.612
203	SLC Agricola	Consumo não cíclico	4.340.929
204	Smiles	Consumo cíclico	1.895.907
205	Sondotecnica	Bens industriais	87.881
206	Springer	Financeiro	27.257
207	Springs	Consumo cíclico	337.000
208	SPturis	Consumo cíclico	222.034
209	Sul America	Financeiro	20.708.792

210	Suzano S.A.	Materiais básicos	56.667.306
211	Taesa	Utilidade pública	10.036.735
212	Taurus Armas	Bens industriais	494.587
213	Technos	Consumo cíclico	92.758
214	Tecnisa	Consumo cíclico	841.467
215	Tegma	Bens industriais	1.720.314
216	Telef Brasil	Comunicações	88.858.497
217	Tenda	Consumo cíclico	3.252.664
218	Terra Santa	Consumo não cíclico	363.821
219	Tim Part S/A	Comunicações	38.121.411
220	Time For Fun	Consumo cíclico	186.382
221	Totvs	Tecnologia da informação	14.741.231
222	Tran Paulist	Utilidade pública	15.999.053
223	Trevisa	Bens industriais	200.254
224	Trisul	Consumo cíclico	2.554.787
225	Triunfo Part	Bens industriais	227.294
226	Tupy	Bens industriais	2.621.492
227	Ultrapar	Petróleo gás e biocombustíveis	20.609.342
228	Unipar	Materiais básicos	2.704.088
229	Usiminas	Materiais básicos	10.291.797
230	Vale	Materiais básicos	311.436.898
231	Valid	Bens industriais	769.379
232	Viavarejo	Consumo cíclico	31.162.021
233	Viver	Consumo cíclico	96.688
234	Vulcabras	Consumo cíclico	1.270.559
235	Weg	Bens industriais	141.280.080
236	Wetzel S/A	Bens industriais	45.577
237	Whirlpool	Consumo cíclico	11.356.215
238	Wilson Sons	Bens industriais	3.040.627
239	Wiz S.A	Financeiro	1.653.440
240	Wlm Ind Com	Bens industriais	669.810
241	Yduqs Part	Consumo cíclico	10.190.655