

**Universidade Federal de Pernambuco  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas  
Departamento de Ciências Administrativas  
Programa de Pós-Graduação em Administração - PROPAD**

Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino Silva

**Proposta de uma Sistemática Dinâmica de  
Otimização de Portfólio: um desenvolvimento a  
partir das Finanças Comportamentais.**

**Orientadora: Profa. Dra. Joséte Florencio dos Santos  
Coorientador: Prof. Dr. Pierre Lucena Raboni**

**Recife  
2016**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

**CLASSIFICAÇÃO DE ACESSO A TESES E DISSERTAÇÕES**

Considerando a natureza das informações e compromissos assumidos com suas fontes, o acesso a monografias do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Pernambuco é definido em três graus:

- “Grau 1”: livre (sem prejuízo das referências ordinárias em citações diretas e indiretas);
- “Grau 2”: com vedação a cópias, no todo ou em parte, sendo, em consequência, restrita a consulta em ambientes de biblioteca com saída controlada;
- “Grau 3”: apenas com autorização expressa do autor, por escrito, devendo, por isso, o texto, se confiado a bibliotecas que assegurem a restrição, ser mantido em local sob chave ou custódia;

A classificação desta tese se encontra, abaixo, definida por seu autor.

**Solicita-se aos depositários e usuários sua fiel observância, a fim de que se preservem as condições éticas e operacionais da pesquisa científica na área da administração.**

---

---

Título da Monografia: Proposta de uma Sistemática Dinâmica de Otimização de Portfólio: um desenvolvimento a partir das Finanças Comportamentais.

Nome do autor: Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino Silva

Data da aprovação: \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_\_\_

Classificação, conforme especificação acima:

- Grau 1
- Grau 2
- Grau 3

Recife, 09 de dezembro de 2016.

-----  
Assinatura do autor

**Universidade Federal de Pernambuco  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas  
Departamento de Ciências Administrativas  
Programa de Pós-Graduação em Administração - PROPAD**

Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino Silva

**Proposta de uma Sistemática Dinâmica de  
Otimização de Portfólio: um desenvolvimento a  
partir das Finanças Comportamentais.**

**Orientadora: Profa. Dra. Joséte Florencio dos Santos  
Coorientador: Prof. Dr. Pierre Lucena Raboni**

Tese de Doutorado apresentada como requisito complementar para obtenção do grau de Doutor em Administração, área de concentração em Finanças, do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Pernambuco.

**Recife  
2016**

Catálogo na Fonte  
Bibliotecária Ângela de Fátima Correia Simões, CRB4-773

- S586p Silva, Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino  
Proposta de uma sistemática dinâmica de otimização de portfólio: um desenvolvimento a partir das finanças comportamentais / Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino Silva. - 2016.  
158 folhas : il. 30 cm.
- Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dra. Joséte Florencio dos Santos e Coorientador Prof. Dr. Pierre Lucena Raboni.  
Tese (Doutorado em Administração) – Universidade Federal de Pernambuco, CCSA, 2016.  
Inclui referências e apêndices.
1. Investidores (Finanças). 2. Avaliação (Finanças). 3. Portfólios. I. Santos, Joséte Florencio dos (Orientadora). II. Raboni, Pierre Lucena (Coorientador). III. Título.
- 658.15 CDD (22.ed.) UFPE (CSA 2016 –144)

Universidade Federal de Pernambuco  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas  
Departamento de Ciências Administrativas  
Programa de Pós-Graduação em Administração - PROPAD

# **Proposta de uma Sistemática Dinâmica de Otimização de Portfólio: um desenvolvimento a partir das Finanças Comportamentais.**

**Valéria Louise de Araújo Maranhão Saturnino Silva**

Tese submetida ao corpo docente do Programa de Pós-Graduação em Administração da  
Universidade Federal de Pernambuco e aprovada em 09 de dezembro de 2016.

Banca Examinadora:

Profa. Dra. Josete Florêncio dos Santos, UFPE (Orientador)

Prof. Dr. Pierre Lucena Raboni, UFPE (Examinador Externo)

Prof. Dr. Antonio Carlos Figueiredo, PUC-RIO (Examinador Externo)

Prof. Dr. Wesley Mendes da Silva, FGV-EAESP (Examinador Externo)

Prof. Dr. Wilson Toshiro Nakamura, UPM (Examinador Externo)

*Dedico esta Tese de Doutorado à Deus, Porque dEle, por Ele e para Ele são todas as coisas, e sem Ele eu não teria chegado até aqui. Dedico esta Tese também ao meu esposo Odilon Saturnino, pelo apoio e ajuda e pelas horas que abdicou ao meu lado para que eu pudesse realizar esta pesquisa.*

## **Agradecimentos**

Quero agradecer primeiramente a Deus. Agradeço a Ele pelas bênçãos que tem me concedido, e em especial por mais esta etapa de conclusão dos estudos. A Ele seja dada toda a honra, toda a glória e todo o louvor, pois só Ele é digno de recebê-la. Porque dEle, por Ele e para Ele são todas as coisas, inclusive esta Tese, para que seja demonstrada a Sua presença em minha vida.

Agradeço ao meu esposo Odilon Saturnino, por tudo que fez e tem feito para me ajudar a concluir esta etapa, passando noites em claro estudando comigo, me apoiando de forma incondicional, sendo amigo e companheiro. Sem você, eu não seria quem sou hoje. Nunca pensei que fosse te encontrar, mas Graças a Deus que nós nos encontramos desde a graduação e estamos nesta evolução acadêmica juntos desde sempre.

Agradeço aos meus pais, Valéria Cavalcanti e João Luiz Maranhão, agradeço por tudo o que fizeram por mim: me ensinaram o valor do estudo e sempre pagaram para mim e para a minha irmã os melhores colégios e cursos, independente das dificuldades. À minha irmã, Valeria Farias, também agradeço por sempre me dar conselhos e força. Aos meus avós, que sempre compraram todos os livros que eu precisava para estudar.

Agradeço também à minha sogra Ilza Saturnino, porque ela me ajuda em tudo o que eu deveria fazer e não consigo por causa de tantos estudos, e também pelas orações, que contribuem de forma completa para que tudo se realize conforme a vontade de Deus.

Aos meus professores da graduação, do MBA, do Mestrado e do Doutorado, agradeço pelas lições e pelos conhecimentos transmitidos: vocês são como parte da minha família. Agradeço especialmente ao meu amigo e eterno orientador, agora Coorientador nesta fase final do Doutorado, o Prof. Pierre Lucena, pelo seu exemplo para nós como ser humano e profissional, o qual nos inspira a sermos cada dia melhores e mais esforçados de forma a levarmos o melhor para os nossos alunos.

Um agradecimento especial também à minha orientadora, a Profa. Joséte Florêncio dos Santos, por ter me acolhido nesta mudança de orientação já na reta final do Doutorado: suas contribuições foram fundamentais para que este trabalho ficasse mais caprichado e para que os trâmites burocráticos da defesa acontecessem no prazo e sem maiores preocupações. Acredito que, além de orientadora, ganhei também mais uma amiga.

Também agradeço a todos os professores do PROPAD, e em especial aos professores Marcos Gois, Charles Carmona e Umbelina Lagioia, pelos ensinamentos e contribuições na área de finanças que muito me ajudaram no delineamento da tese.

Um agradecimento especial ao professor Wilson Toshiro Nakamura, que além as valorosas contribuições durante a banca de qualificação e de defesa desta tese, contribuiu durante a construção do trabalho. Agradeço também ao Sr. pela amizade e receptividade com as quais o Sr. e sua família recebem a mim e à minha família quando vamos à São Paulo.

Quero registrar também meus agradecimentos aos professores Antonio Carlos Figueiredo Pinto e Wesley Mendes da Silva, pelas inestimáveis contribuições trazidas na banca de defesa da tese.

Aproveito para agradecer à Universidade Presbiteriana Mackenzie pelo apoio em disponibilizar bases de dados para a coleta dos dados da tese. Agradeço também à Escola de Administração e Economia da Fundação Getúlio Vargas pela realização dos Encontros Brasileiros de Economia e Finanças Comportamentais, congresso excelente que muito me foi útil para a discussão de ideias referentes à minha tese. Da mesma forma, agradeço à Sociedade Brasileira de Finanças pela realização dos Encontros Brasileiros de Finanças, nos quais apresentei artigos fundamentais para a construção da ideia desta tese. Agradeço também à Finacap Consultoria Financeira e Mercado de Capitais, pelas bases de dados disponibilizadas para as pesquisas, tanto dos artigos como para esta tese.

Agradeço também à Faculdade dos Guararapes e à Universidade Federal da Paraíba, instituições nas quais trabalhei durante a realização do Doutorado, pela compreensão nos momentos em que precisei me ausentar e por terem me valorizado como profissional.

Aos amigos da CEPLAN Consultoria Econômica e Planejamento e da CEPLAN MULTI Pesquisa, Gestão e Desenvolvimento Territorial, em especial aos sócios Aldemir do Vale, Jorge Jatobá, Leonardo Guimarães, Paulo Guimarães, Tania Bacelar, Tarcisio Patricio e Valdeci Monteiro, por serem exemplos de professores e profissionais, que muito me inspiraram a evoluir na área acadêmica, e ao Gerente Thomaz Medeiros pelos ensinamentos transmitidos para evolução na vida profissional.

Por fim, e não menos importante, agradeço à Universidade Federal de Pernambuco, na qual estudei de 2005 até 2016, pelos conhecimentos transmitidos, por proporcionar oportunidades de trabalho e ajudar no desenvolvimento pessoal e profissional de seus alunos. Apesar das dificuldades inerentes à qualquer instituição educacional, tenho orgulho de estudar em uma das melhores Universidades do país.

*"Mas, como está escrito: As coisas que o olho não viu, e o ouvido não ouviu, e não subiram ao coração do homem, são as que Deus preparou para os que o amam."*

1 Coríntios 2:9

*"Porque dEle e por Ele, e para Ele, são todas as coisas; glória, pois, a Ele eternamente. Amém"*

Romanos 11:36

## Resumo

Esta tese teve por objetivo desenvolver uma nova sistemática de otimização de portfólios a partir da premissa da existência de desvios comportamentais dos investidores no mercado brasileiro. Para tanto, realizou-se uma ampla pesquisa bibliográfica buscando verificar a ocorrência destes desvios no Brasil e no mundo. Em seguida, foi desenvolvida a metodologia de pesquisa, a qual está dividida na execução de testes para avaliar as três hipóteses previstas, quais sejam: (1) de que ocorre o *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro; (2) de que retornos anormais podem ser explicados tanto por variáveis fundamentalistas como comportamentais; e (3) de que é possível criar uma sistemática de otimização de carteiras que considere tanto os aspectos fundamentalistas como os comportamentais na decisão acerca do rebalanceamento dos pesos. O primeiro resultado obtido foi que não se pode rejeitar a ocorrência do *Overreaction* no Brasil no longo prazo. Além disso, os retornos das carteiras foram por um lado adequadamente explicados pelas variáveis do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015), e por outro pela regressão do *CSAD*, a qual caracteriza os desvios de comportamento dos investidores. Sendo assim, foi criada a carteira recomendada e, juntamente com as carteiras perdedoras e vencedoras, foram analisados os retornos nos 20 trimestres seguintes, utilizando cinco métodos de otimização diferentes. Os resultados obtidos permitiram concluir que a sistemática proposta de monitoramento funciona melhor nas carteiras vencedoras, mas as carteiras de melhor desempenho no Brasil são aquelas baseadas em análises fundamentalistas, corroborando com a previsão de eficiência do mercado de capitais brasileiro.

**Palavras-chave:** Otimização de Portfólios; Finanças Comportamentais; Análise fundamentalista; *Momentum*; *Overreaction*.

## **Abstract**

This thesis aimed to develop a new systematic optimization of portfolios based on the premise of the existence of behavioral deviations of investors in the Brazilian market. For that, an extensive bibliographical research was carried out to verify the occurrence of these deviations in Brazil and in the world. Next, the research methodology was developed, which is divided into the execution of tests to evaluate the three predicted hypotheses, namely: (1) that Overreaction occurs in the Brazilian capital market; (2) that abnormal returns can be explained by both fundamentalist and behavioral variables; And (3) that it is possible to create a portfolio optimization system that considers both fundamentalist and behavioral aspects in the decision on rebalancing weights. The first result was that the overreaction in Brazil can not be rejected in the long run. Moreover, portfolio returns were on the one hand adequately explained by the variables of the five-factor model of Fama and French (2015), and on the other, by the regression of the CSAD, which characterizes the behavioral deviations of the investors. Thus, the recommended portfolio was created and, together with the losing and winning portfolios, the returns for the next 20 quarters were analyzed using five different optimization methods. The results obtained allowed us to conclude that the systematic monitoring proposal works best in the winning portfolios, but the best performance portfolios in Brazil are those based on fundamentalist analyzes, corroborating with the prediction of efficiency of Brazilian capital market.

**Keywords:** Portfolio optimization; Behavioral Finance; Fundamentalist analysis; Momentum; Overreaction.

## Lista de Abreviaturas e Siglas

AIC - Akaike Information Criterion

ANOVA – Análise de Variância

ARCH – Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

ARMA – Autoregressive Moving Average

ARIMA - Autoregressive Integrated Moving Average

BAPM – *Behavioral Asset Pricing Model*

BM – *Book-to-Market*

BM&FBOVESPA – Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros

BPT – *Behavioral Portfolio Theory*

CAPM – *Capital Asset Pricing Model*

CDI – Certificado de Depósito Interbancário

CML – *Capital Market Line*

CSAD – *Cross-Section Absolute Deviation of Returns*

CSAR – *Cross-Section Abnormal Returns*

GARCH – Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

HME – Hipótese dos Mercados Eficientes

IBOVESPA – Índice BOVESPA

INV - *Investment*

LAIR – Lucro Antes do Imposto de Renda

LPU – Lei de Preço Único

NYSE - *New York Stock Exchange*

OP – *Operational Profitability*

PCM – *Portfolio Change Measure*

PL – Patrimônio Líquido

SML – *Security Market Line*

VM – Valor de Mercado

## Lista de Figuras

Figura 1 (2) - <i>Isomeans</i> , <i>Isovariances</i> e a fronteira eficiente .....	26
Figura 2 (2) – Linha de Mercado de Capitais e Fronteira Eficiente .....	28
Figura 3 (2) – Linha de Mercado de Títulos.....	28
Figura 4 (2) – Fronteira eficiente com o mercado em equilíbrio .....	50
Figura 5 (2) – Linha de Mercado de Capitais e Linha de Média-Variância Eficiente .....	52
Figura 6 (2) – Fronteira Eficiente da Média-Variância e da BPT-SA.....	54
Figura 7 (4) – Retorno Médio das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras.....	100
Figura 8 (4) – Retorno Médio Acumulado das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras e o Retorno Médio Diferencial nos 60 Meses de Análise.....	101
Figura 9 (4) – Correlograma do Retorno Diferencial em relação ao seu próprio <i>lag</i> .....	103
Figura 10 (4) – Correlograma do Retorno Diferencial Médio (2ª Diferenciação) .....	105
Figura 11 (4) – Retorno Acumulado Médio dos Grupos de Carteiras na Análise.....	112
Figura 12 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras pelas variáveis de Fama e French (2015), na Formação e no 20º trimestre (5º ano) de Análise.....	113
Figura 13 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras no 20º trimestre de Análise.....	125
Figura 14 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras no 20º trimestre de análise, agrupados por métodos de otimização.....	126

## Lista de Quadros

Quadro 1 (1) - Desenvolvimento da Tese.....	22
Quadro 2 (3) – Relações entre Objetivos Específicos e Hipóteses .....	71
Quadro 3 (3) – Variáveis da Base de Dados.....	75
Quadro 4 (3) – Períodos de Formação e Análise das Carteiras .....	76
Quadro 5 (3) – Indicadores para Montagem da Sistemática de Otimização de Portfólios.....	88
Quadro 6 (3) – Portfólios Monitorados na Análise dos Resultados da Hipótese III .....	90
Quadro 7 (3) – Cenários Possíveis de Serem Encontrados na Sistemática Proposta .....	91
Quadro 8 (3) – Notas Possíveis para as Ações nos Cenários .....	92
Quadro 9 (3) – Estimação das Diferenças-em-Diferenças .....	96
Quadro 10 (4) – Características das Carteiras Formadas com base nos Cinco Fatores.....	110
Quadro 11 (4) – Variáveis organizadas na Tabela de Regressão das Carteiras Baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015) .....	115

## Lista de Tabelas

Tabela 1 (4) - Amostra de Ações Negociadas na BM&FBOVESPA.....	98
Tabela 2 (4) – Retorno Acumulado das Carteiras Vencedoras e Perdedoras.....	99
Tabela 3 (4) – Testes de Normalidade das Séries de Retorno Acumulado das Carteiras Vencedoras e Perdedoras.....	102
Tabela 4 (4) – Teste de Mann-Whitney U de Comparação de Médias entre os Retornos Acumulados das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras.....	102
Tabela 5 (4) – Teste de Raiz Unitária de Dickey-Fuller para o Retorno Diferencial Médio .	104
Tabela 6 (4) – Resultados dos Critérios de Akaike e Schwarz nos Modelos Estimados .....	105
Tabela 7 (4) – Resultados dos Coeficientes do Modelo ARIMA escolhido .....	106
Tabela 8 (4) – Resultados dos Pressupostos do Modelo ARIMA escolhido.....	106
Tabela 9 (4) – Amostra de ações negociadas na BM&FBOVESPA para formação das carteiras baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015) .....	109
Tabela 10 (4) – Retorno Acumulado Médio das carteiras baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), na formação e nos cinco anos de análise .....	111
Tabela 11 (4) – Testes de Correlação de Spearman em relação à $[R_i - R_f]$ .....	116
Tabela 12 (4) – Regressão com Dados em Painel baseada em Fama e French (2015) .....	118
Tabela 13 (4) – Pressupostos de Normalidade e Autocorrelação dos Resíduos na Regressão com Dados em Painel baseada em Fama e French (2015) .....	119
Tabela 14 (4) – Regressão com o CSAD.....	120
Tabela 15 (4) – Pressupostos de Normalidade e Autocorrelação dos Resíduos na Regressão do CSAD como variável dependente.....	120
Tabela 16 (4) – Regressão com o CSAR.....	122
Tabela 17 (4) – Índices de Sharpe na Formação e na Análise, por Tipo de Carteira e por Método de Otimização.....	128
Tabela 18 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Recomendada .....	130
Tabela 19 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Perdedora.....	131
Tabela 20 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Vencedora .....	132
Tabela 21 (4) – Testes de Normalidade dos Retornos Trimestrais Acumulados .....	134
Tabela 22 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Recomendada, por método de otimização.....	135
Tabela 23 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Perdedora, por método de otimização .....	136
Tabela 24 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Vencedora, por método de otimização .....	137
Tabela 25 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Índices de Sharpe da Carteira Vencedora, por método de otimização .....	138
Tabela 26 (4) – Testes de Normalidade do CSAD, por Carteira e método de otimização.....	139
Tabela 27 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Recomendada .....	140
Tabela 28 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Perdedora.....	140
Tabela 29 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Vencedora .....	141

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução.....</b>	<b>15</b>
1.1	Pergunta de pesquisa .....	19
1.2	Objetivo geral .....	20
1.3	Objetivos específicos .....	20
1.4	Justificativa.....	21
<b>2</b>	<b>Referencial teórico.....</b>	<b>24</b>
2.1	Finanças clássicas e a <i>Portfolio Selection Theory</i> .....	24
2.2	<i>Herd Behavior</i> e suas bases comportamentais .....	32
2.3	Bases do <i>overreaction</i> : arbitragem e <i>overconfidence</i> .....	37
2.3.1	Modelos multifatoriais e reversões: retorno aos fundamentos?.....	39
2.3.2	Evidências do <i>overconfidence</i> : barreiras à arbitragem .....	41
2.4	Finanças comportamentais e seleção de carteiras.....	49
2.5	Medidas de eficiência de carteiras.....	56
2.6	Formulação das hipóteses de pesquisa .....	65
<b>3</b>	<b>Procedimentos metodológicos .....</b>	<b>71</b>
3.1	Coleta e organização da base de dados.....	72
3.2	Procedimentos de análise dos resultados da hipótese I .....	78
3.3	Procedimentos de análise dos resultados da hipótese II.....	81
3.4	Processos de otimização das carteiras de controle .....	85
3.5	Sistemática proposta de otimização de portfólios .....	88
3.6	Procedimentos de análise dos resultados da hipótese III.....	93
<b>4</b>	<b>Análise e discussão dos resultados .....</b>	<b>98</b>
4.1	Resultados da hipótese I: <i>overreaction</i> no Brasil .....	99
4.2	Resultados da hipótese II: o modelo de cinco fatores e os desvios comportamentais dos investidores.....	108
4.3	Resultados da hipótese III: a sistemática proposta de otimização de portfólios .....	123
4.3.1	Resultados descritivos da hipótese III.....	125
4.3.2	Portfolio Change Measure: a base para os testes de hipóteses .....	129
4.3.3	Resultados estatísticos da hipótese III: testes de Friedman .....	132
4.3.4	Resultados da hipótese III: CSAD e o efeito manada.....	138
<b>5</b>	<b>Conclusões.....</b>	<b>143</b>
	<b>Referências .....</b>	<b>148</b>
	<b>Apêndices.....</b>	<b>152</b>

# 1 Introdução

---

No mercado de capitais e na teoria das finanças, se tem como pressupostos fundamentais a racionalidade dos investidores e a maximização da utilidade esperada. Sendo assim, a expectativa é de que os investidores tenham comportamentos racionais como impulsionadores de decisões de investimento, visando à obtenção de retornos mais altos a riscos menores.

Esses pressupostos estão presentes já na década de 1950, quando da publicação de uma das mais importantes teorias de finanças, o trabalho seminal de Harry Markowitz (1952), intitulado “*Portfolio Selection*”, na qual o autor formula basicamente dois estágios para seleção de carteiras de investimentos.

O primeiro estágio corresponde à seleção dos ativos que irão compor a carteira de investimentos (também chamada de portfólio), por meio de observação e análise do desempenho futuro esperado desses investimentos. Já o segundo estágio tem como foco otimizar o desempenho do portfólio através da ponderação do peso de cada ativo na carteira. Vale salientar que Markowitz (1952) tem como foco do seu trabalho o segundo estágio, desenvolvendo uma metodologia para otimizar o portfólio para o que se espera de um investimento racional: o maior retorno para determinado nível de risco ou o menor risco para determinado nível de retorno.

Um dos pressupostos para que a *Portfolio Selection Theory* ocorresse na prática era o perfeito funcionamento do mercado, o qual o próprio autor considera como uma limitação do seu trabalho, tendo em vista imperfeições que podem invalidar a hipótese de racionalidade do investidor (MARKOWITZ, 1952). Em uma evolução da análise desta perspectiva, Eugene Fama (1970) desenvolveu a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME).

De acordo com Fama (1970), em mercados com certo grau de ineficiência, classificados na HME como de nível fraco ou semiforte, os preços não refletem todas as informações disponíveis, gerando a possibilidade de se obter retornos acima da média, também chamados de retornos anormais, surgindo então o conceito de anomalia de mercado.

Um dos conceitos de anomalia financeira que pode ser citado é aquele dado por Camargos e Barbosa (2003, p. 49), segundo os quais anomalia é “a existência de padrões regulares de comportamento de retornos de títulos que não se enquadram em nenhuma das teorias subjacentes à eficiência de mercado”, sendo esses padrões explicados pelo fato de parte significativa dos investidores estar sujeita às mesmas informações. Desse modo, ainda

que aleatoriamente, são identificados comportamentos irracionais no mercado, os quais se constituem como evidências desfavoráveis à HME.

O trabalho seminal que teve como objetivo identificar desvios de comportamento dos investidores - os quais quebram o pressuposto de racionalidade - foi aquele realizado por Kahneman e Tversky (1979). Os autores mencionados desenvolveram a Teoria do Prospecto, segundo a qual as pessoas são incapazes de se basear na total racionalidade quando são colocadas sob situações de incerteza e, sob tais circunstâncias, confiam em atalhos heurísticos ou princípios genéricos, causando anomalias no mercado (comportamentos inesperados dos retornos quando consideradas a total racionalidade e a eficiência dos mercados).

Desta forma, identifica-se que os comportamentos inesperados dos retornos (anomalias de mercado) causados pelos desvios de comportamento dos investidores são, na verdade, efeitos de superestimação ou subestimação do valor dos ativos financeiros negociados no mercado por parte dos investidores, sendo estes comportamentos considerados inconsistentes de acordo com o pressuposto da racionalidade dos investidores nas finanças tradicionais.

A ocorrência de anomalias de mercado possibilita oportunidades de obtenção de retornos extraordinários a partir de variáveis não consideradas pelos modelos tradicionalmente utilizados na área de finanças para apreçamento de ativos, geralmente limitados a determinado período de tempo e incorporando apenas as variações do título em relação ao mercado.

Desse modo, pode-se presumir que valores históricos de retornos das ações podem ser utilizados para prever ganhos futuros. Caso essa previsão indique uma tendência de manutenção dos retornos passados do ativo, trata-se do efeito *Momentum*, conforme evidenciado por Jegadeesh e Titman (1993) no mercado norte-americano. Por outro lado, quando ocorre uma reversão dos resultados passados, o efeito é conhecido como *Overreaction*, esperando-se comportamento dos retornos das ações em sentido contrário aos resultados passados, de acordo com DeBondt e Thaler (1985).

E por que se diz que essas variações nos preços dos ativos se caracterizam como efeitos comportamentais? Pode-se começar a explicar justamente pelo conceito de *Momentum* ou impulso, na denominação de Damodaran (2006), já que resultados favoráveis às empresas impulsionam número considerável de investidores a comprar suas ações, gerando movimentos ascendentes nos preços (efeito *Momentum*) até que o mercado verifique que o ativo está com

preço de mercado acima do justo, sendo o momento no qual as cotações retornam aos seus níveis fundamentais, revertendo seus resultados (efeito *Overreaction*).

Esse ajuste dos preços aos fundamentos geralmente ocorre em prazos mais longos, já que ações subvalorizadas atualmente, mas com potenciais oportunidades de crescimento, tendem a reverter seus resultados normalmente em um prazo mínimo de três anos e, de forma mais significativa, em cinco anos.

A partir da Teoria de Kahneman e Tversky (1979), podem ser identificados alguns dos comportamentos irracionais dos investidores. Por exemplo, Ferreira (2008) trata do excesso de confiança ou *overconfidence*, um desvio comportamental caracterizado pela crença de que tudo vai acontecer conforme o esperado. Outro desvio comportamental detalhado por Ferreira (2008) é o efeito manada, no qual os investidores imitam as atitudes de outros, sejam estes racionais ou não, e seguem o fluxo de compra ou venda de ações que estejam acontecendo.

Este comportamento de manada constitui-se como uma das explicações para a ocorrência do efeito *Momentum* ou de manutenção dos retornos, pois havendo a expectativa de que o valor das ações siga uma tendência em determinados períodos ou segundo as características das empresas negociantes dos títulos, admite-se violação aos pressupostos da eficiência de mercado até mesmo na sua forma fraca, pois dados históricos de preços tornam-se preditivos de retornos futuros (FAMA, 1970).

O comportamento de manada tem sido documentado, no curtíssimo prazo (diário e semanal), por Kudryavtsev, Cohen e Hon Snir (2012), os quais conceituam esse efeito como decorrente do ato de imitação de outros investidores em detrimento das próprias crenças e informações sobre os ativos. Chang, Cheng e Khorana (2000) modelaram o efeito manada, sendo este efeito mensurado a partir do desvio padrão dos retornos em relação à média de mercado em uma relação não linear.

Na abordagem de Chang, Cheng e Khorana (2000), a não rejeição de uma relação não linear entre o desvio absoluto médio e o retorno de mercado seria uma evidência do efeito manada.

Se a escolha do efeito *Momentum* como uma estratégia para selecionar em quais ativos investir corresponde ao “primeiro estágio” da Teoria de Seleção de Portfólios de Markowitz (1952), a estratégia e a teoria apresentam-se em total conformidade, pois espera-se que ações vencedoras continuem com retornos positivos no curto prazo, e o processo do “segundo estágio” - de otimização da carteira através da determinação dos pesos - potencializa o efeito *Momentum* ao dar maior peso às ações que tragam para o resultado da carteira um maior

retorno ao manter o mesmo nível de risco, ou um menor risco ao manter o mesmo nível de retorno.

Já quando se escolhe o Efeito *Overreaction* como estratégia para a seleção dos ativos no “primeiro estágio”, esperando que no longo prazo (de três a cinco anos) ações perdedoras tragam maiores retornos que as vencedoras no mesmo período, o “segundo estágio” da Teoria de Seleção de Portfólios gera um conflito com esta escolha de estratégia de investimento, pois dará maior peso às ações que deram um maior retorno no passado ao mesmo nível de risco, sendo que o *Overreaction* espera um melhor desempenho das ações com os menores retornos no período de formação.

Resultados tais como os de DeBondt e Thaler (1985) e os de Chopra, Lakonishock e Ritter (1992), os quais comprovam a existência do efeito *Overreaction* levam a um pensamento contraditório quando se reflete acerca do modelo de seleção de ativos de Markowitz (1952), pois os ativos selecionados para a carteira são aqueles que possuem a “melhor” relação entre risco e retorno, buscando o maior retorno ao menor risco possível no período de formação (primeiro ano).

Esta melhor relação é a questão contraditória de acordo com o *Overreaction*, pois ao seguir esta estratégia, buscam-se as ações com desempenho ruim no período de formação, com a expectativa de reversão dos retornos no longo prazo. Entretanto, quando se considera o modelo de Markowitz (1952) para a definição dos pesos de cada ativo na carteira, ao buscar o ponto de mínima variância mantendo-se o mesmo nível de retorno, as ações com maior peso na carteira serão aquelas que têm um retorno maior e uma menor variância, indo contra a ideia de investimento em *Overreaction*.

Diante da possibilidade de se explicar a ocorrência dos efeitos *Momentum* e *Overreaction* através do efeito manada e do excesso de confiança, assim como fizeram Statman *et. al.* (2006) e Jegadeesh e Titman (2011), é nesta “melhor relação entre risco e retorno no período de formação” que se encontra o cerne desta pesquisa.

Tendo em vista que a aplicação da Teoria de Seleção de Portfólios de Markowitz (1952) pode trazer contradições quando da utilização em conjunto com estratégias de investimentos baseadas em anomalias de mercado causadas pelo efeito manada e pelo excesso de confiança (desvios comportamentais), então o segundo estágio da Teoria de Seleção de Portfólios deveria ser utilizado com uma sistemática diferente, a qual considerasse esses efeitos comportamentais.

Sendo assim, apresenta-se a pergunta de pesquisa.

## 1.1 Pergunta de pesquisa

O segundo estágio proposto por Markowitz (1952), quando utilizado em conjunto com estratégias de seleção de ativos (primeiro estágio) baseadas em desvios comportamentais, como o efeito manada e o excesso de confiança, diminui o potencial da estratégia escolhida pela sua própria natureza.

Portanto, a pergunta de pesquisa que se busca responder com este estudo consiste em: Será que uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo do efeito manada e do excesso de confiança no mercado de capitais brasileiro pode melhorar o retorno do investimento em relação ao método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios?

A partir das bases adquiridas através de estudos anteriores tanto sobre as finanças clássicas como as finanças comportamentais, e com base na problematização aqui desenvolvida, esta Tese tem como lógica sequencial a busca pela verificação dos seguintes fatos:

- a) Os desvios comportamentais dos investidores denominados de efeito manada e excesso de confiança trazem anomalias no mercado, fazendo com que os preços fiquem além ou aquém do que seria justo, gerando o efeito *Momentum* (manutenção dos retornos no curto prazo);
- b) Os arbitradores, ao realizarem o processo de *Valuation* (avaliação de ações com vistas a identificar seu preço justo), identificam essas discrepâncias e passam a atuar no sentido contrário a elas, tendo como base o fato de que os preços voltarão aos seus fundamentos (valor justo de acordo com a situação financeira da empresa), gerando então o efeito *Overreaction* (reversão dos retornos no longo prazo);
- c) Ao procurar aplicar a Teoria de Seleção de Portfólios em um investimento de longo prazo, a teoria estará coerente com o comportamento dos preços no curto prazo (manutenção dos retornos), mas entra em conflito no longo prazo quando ocorre o *Overreaction*, tendo em vista que foi dado maior peso aos ativos com retornos passados positivos, sendo que as de melhor desempenho no longo prazo são aquelas com retornos passados negativos;
- d) Sendo assim, esta Tese tem como ideia central o desenvolvimento de uma sistemática de otimização do portfólio, com foco em uma dinâmica de alteração dos pesos dos

ativos ao longo do tempo do investimento que considere os desvios comportamentais do mercado.

Vale salientar que a Teoria de Seleção de Portfólios proposta por Markowitz (1952) tem uma estrutura de pesos estáticos (que não variam ao longo do tempo), sendo um dos pontos considerados pelo próprio autor como limitação do trabalho.

Sendo assim, esta Tese busca preencher esta limitação ao desenvolver uma sistemática de otimização de portfólios a partir das finanças comportamentais, tornando-o dinâmico (com pesos dos ativos que variam ao longo do tempo), sendo este dinamismo determinado por efeitos comportamentais (efeito manada e excesso de confiança), alterando os pesos dos ativos a partir da identificação de pontos de manutenção e reversão dos retornos. Desta forma, apresenta-se os objetivos geral e específicos.

## 1.2 Objetivo geral

O objetivo geral desta Tese é desenvolver uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo do efeito manada e do excesso de confiança, caso estes estejam presentes no mercado de capitais brasileiro.

## 1.3 Objetivos específicos

Com o propósito de contribuir com o avanço teórico nesta linha de pesquisa em Finanças, os objetivos específicos desta Tese são:

- (i) Verificar a ocorrência do efeito *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro;
- (ii) Explicar o comportamento dos retornos das ações no mercado de capitais brasileiro através de modelos de precificação;
- (iii) Comparar os retornos esperados pelos modelos de precificação com os retornos observados das ações, calculando suas diferenças;
- (iv) Verificar se estas diferenças podem ser explicadas pelo efeito manada e pelo excesso de confiança;

- (v) Rebalancear os pesos das ações nas carteiras analisadas pelo método de Markowitz (1952);
- (vi) Rebalancear os pesos das ações nas carteiras analisadas considerando o sistema de pontuação das ações que foi elaborado, o qual inclui o efeito manada e o excesso de confiança;
- (vii) Analisar as diferenças entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) e o sistema de pontuação das ações que considera o efeito manada e o excesso de confiança.

## 1.4 Justificativa

A justificativa deste estudo pode ser dividida em contribuições para três grandes grupos de interesse, também chamados de *stakeholders*, quais sejam: (1) comunidade acadêmica; (2) mercado de capitais; e (3) sociedade.

De forma teórica, o estudo pretende contribuir de duas maneiras, sendo a primeira delas com uma sistematização teórica sobre as Teorias de Finanças Tradicionais e as Teorias de Finanças Comportamentais, suas relações e contradições, buscando explicar essas contradições. Ainda considerando a contribuição para a comunidade acadêmica, a segunda maneira será a partir do desenvolvimento de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo dos desvios comportamentais dos investidores nos mercados de capitais.

Para o mercado de capitais como um todo, a Tese busca trazer uma nova sistemática como alternativa para investidores organizarem suas aplicações, tendo em vista melhores resultados no longo prazo. Além disso, o estudo sobre desvios comportamentais dos investidores contribui para um melhor entendimento do funcionamento dos mercados de capitais e, conseqüentemente, para a realização de melhores investimentos, contribuindo desta forma para o desenvolvimento econômico das nações.

Já para a sociedade, esta Tese pretende contribuir para o aumento da eficiência dos mercados de capitais, já que a sistematização de estudos e a identificação de comportamentos anormais contribui para que as instituições reguladoras desses mercados – tais como a Comissão de Valores Mobiliários - se utilizem dos resultados em procedimentos de fiscalização contra manipulações de mercado e no desenvolvimento de leis regulatórias do

mercado, tendo como foco evitar que investidores com informações privilegiadas se favoreçam em detrimento do desenvolvimento das empresas e dos mercados como um todo.

Sendo assim, as contribuições da tese estão resumidas no Quadro 1.

**Quadro 1 (1) - Desenvolvimento da Tese**

Bases Teóricas	Moderna Teoria de Carteiras; Finanças Comportamentais; Teoria do Prospecto; Teoria de Carteiras Comportamentais.
Hipóteses de Pesquisa	1. Há <i>Overreaction</i> no mercado de capitais brasileiro no longo prazo (de três a cinco anos), que é um período no qual ações vencedoras (perdedoras) passam a ser perdedoras (vencedoras). 2. Há diferenças significativas entre os retornos observados das ações nos períodos de análise e aqueles previstos por modelos de precificação, sendo estas diferenças causadas pela atuação dos <i>noise traders</i> no mercado de capitais brasileiro. 3. Há diferenças significativas entre os retornos das carteiras otimizadas pelo método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática de otimização que considera os desvios de comportamento dos investidores.
Modelos	<i>Portfolio Selection; Behavioral Portfolio Theory.</i>
Tese	Uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo dos desvios de comportamento dos investidores no mercado de capitais brasileiro potencializa os retornos das carteiras nas situações nas quais o comportamento influi.
Contribuições Teóricas	Proposição de um desenvolvimento de uma sistemática de otimização de portfólios, baseado em uma metodologia dinâmica que considere os desvios de comportamento dos investidores no mercado de capitais brasileiro.

Fonte: Elaboração própria

Esta Tese está dividida em cinco capítulos, quais sejam: (1) esta Introdução; (2) o Referencial Teórico; (3) A metodologia utilizada; (4) a análise e discussão dos resultados; e (5) as conclusões. Por fim, apresentam-se as Referências e os apêndices.

O referencial teórico desta Tese se divide em seis seções, sendo três delas de cunho teórico, com vistas a fornecer as bases para a explanação da argumentação lógica da Tese, e três de cunho metodológico, com o foco na exploração de métodos de otimização anteriormente elaborados, de medidas de desempenho que possam ser utilizadas para avaliar a eficácia das carteiras e a formulação das hipóteses de pesquisa.

Os procedimentos metodológicos se iniciam com a descrição de como será montada a base de dados, seguido de como serão feitos os testes estatísticos para análise de cada uma das

hipóteses de pesquisa. Por fim, conclui-se a metodologia explicitando como serão avaliados o desempenho e a eficiência das carteiras montadas.

Após o desenvolvimento da metodologia, são apresentados os resultados, divididos em três seções, sendo os dois primeiros referentes à explanação sobre a ocorrência do *Overreaction* e como estes retornos podem ser explicados por variáveis fundamentalistas e comportamentais, e a terceira refere-se à sistemática de otimização de portfólios que considera os desvios de comportamento dos investidores. Por fim, apresentam-se as conclusões, as referências e os apêndices.

## 2 Referencial teórico

---

A primeira seção do Referencial Teórico trata das Teorias de Finanças Clássicas, trazendo as bases da Moderna Teoria de Carteiras (MARKOWITZ, 1952) e dos seus pressupostos de investidores racionais e mercados eficientes, incluindo o desenvolvimento do Modelo de Precificação de Ativos de Capital e do conceito de fronteira eficiente.

A segunda seção trata das Teorias de Finanças Comportamentais, as quais se opõem aos pressupostos de eficiência de mercado e de racionalidade do investidor, e de como os efeitos *Herd Behavior* e *Momentum* podem ser explicados por estas teorias. Desta forma, busca-se explicar estudos relevantes desenvolvidos com o objetivo de explicar os desvios nos preços utilizando os conceitos de Finanças Comportamentais.

Já a terceira seção busca explicar a relação entre a Arbitragem e o *Overreaction*, demonstrando que os desvios causados pelos comportamentos dos investidores levam a uma reversão dos preços no longo prazo por conta de um ajustamento ao seu valor fundamental ou justo, e traz uma perspectiva de contraposição a esta atuação dos arbitradores diante de desvios comportamentais, especialmente o *Overconfidence*.

Na quarta seção, sistematizam-se os estudos já realizados sobre modelos de seleção de portfólios comportamentais, de pesquisadores que buscaram ao longo dos anos adaptar o modelo proposto por Markowitz (1952), constituindo-se como ponte entre o referencial teórico e a metodologia proposta, no sentido de identificar o ineditismo da Tese na ideia de que ainda não foi desenvolvido sistemática de otimização de portfólios que busca maximizar o retorno esperado por meio da observação de desvios comportamentais nos preços.

Por fim, a quinta seção traz uma revisão teórica de medidas de eficiência de carteiras desenvolvidas ao longo dos anos, tanto com foco nas carteiras montadas com base nos modelos tradicionais de seleção de portfólios como em carteiras montadas com base em desvios comportamentais, tendo como propósito identificar formas de avaliar o desempenho das carteiras a serem analisadas.

### 2.1 Finanças clássicas e a *Portfolio Selection Theory*

O estudo de Finanças Clássicas começa em 1952, quando da publicação do trabalho seminal de Harry Markowitz (1952), intitulado “*Portfolio Selection*”, ou Teoria de Seleção de

Portfólios, na qual o autor formula basicamente dois estágios para seleção de carteiras de investimentos.

O primeiro estágio corresponde à seleção dos ativos que irão compor o portfólio, através da observação e da análise do desempenho futuro esperado dos títulos. Já o segundo estágio tem como foco otimizar o desempenho do portfólio através da ponderação do peso de cada título na carteira. Vale salientar que Markowitz (1952) tem como foco do seu trabalho o segundo estágio, desenvolvendo uma metodologia para otimizar o portfólio para o que se espera de um investimento racional: o maior retorno para determinado nível de risco ou o menor risco para determinado nível de retorno.

O retorno da carteira, conforme demonstrado pelo autor supramencionado, é calculado como a média ponderada dos retornos individuais dos ativos, onde o peso de cada ativo na carteira é arbitrado pelo investidor, de acordo com a equação 1.

$$R_C = \sum_{i=1}^n R_i \times W_i \quad (1)$$

Onde:

$R_C$  é o retorno da carteira  $C$ ;

$R_i$  é o retorno de cada ativo  $i$ ; e

$W_i$  é a participação de cada ativo  $i$  na carteira  $C$ .

Já o risco da carteira é medido pela variância da mesma, tal como estabelecida pelo autor, e envolve os pesos dos ativos, além da contribuição de cada um deles para o risco da carteira, mensurada pela variância, e a covariância entre cada par de títulos componente da carteira, conforme expresso na equação 2 abaixo.

$$VAR_C = \sum_{i=1}^n W_i \times \left( \sum_{j=1}^n W_j \times \sigma_{ij} \right) \quad (2)$$

Onde:

$VAR_C$  é a variância da carteira  $C$ ;

$W_i$  é a participação de cada ativo  $i$  na carteira  $C$ ;

$W_j$  é a participação de cada ativo  $j$  na carteira  $C$ ; e

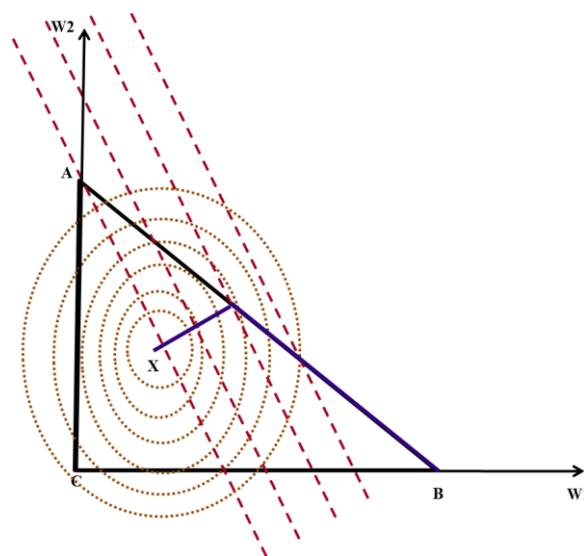
$\sigma_{ij}$  representa a covariância entre o par de ativos  $i$  e  $j$ , se  $i$  diferente de  $j$ ; ou representa a variância do ativo  $i$ , se  $i$  igual a  $j$ .

Após o desenvolvimento de como se calcular o retorno e o risco da carteira, Markowitz (1952) buscou demonstrar geometricamente o que ele denominou de fronteira eficiente, a qual é o conjunto de portfólios que maximizam o retorno esperado para um dado nível de risco.

Para tal demonstração geométrica, Markowitz (1952) provou que os portfólios possíveis de serem criados com o mesmo nível de retorno esperado podem ser ligados por linhas, e que estas linhas formam as *isomeans*, um sistema de linhas paralelas que inicia com a primeira delas cruzando o gráfico no ponto em que 100% dos recursos seriam investidos em um único ativo, sendo este o de menor retorno esperado, e indo até o ponto em que cruza o ativo que teria o maior retorno esperado caso 100% dos recursos fossem investidos nele.

O autor também provou que os portfólios com o mesmo nível de risco podem ter seus pontos dentro do plano cartesiano ligados por elipses, e cujo conjunto delas formam as *isovariances*, um sistema de elipses concêntricas, sendo a menor delas composta pelos portfólios com o menor nível de risco, aumentando este nível na medida em que se afasta do centro do sistema de elipses.

Desta maneira, é possível afirmar que a fronteira eficiente se inicia no ponto de mínima variância e caminha perpendicularmente às *isomeans* até se limitar pelo triângulo que determina os pesos aceitáveis para os três ativos, seguindo pela aresta que compõe os dois ativos com o maior retorno esperado até chegar ao ponto em que 100% dos recursos serão investidos no ativo com maior retorno esperado, conforme explicitado na Figura 1.



**Figura 1 (2) - *Isomeans*, *Isovariances* e a fronteira eficiente**

Fonte: Markowitz (1952)

No plano geométrico, Markowitz (1952) demonstrou o conceito de fronteira eficiente para uma carteira com quatro ativos a partir de um plano tridimensional, generalizando este para uma carteira com  $n$  ativos.

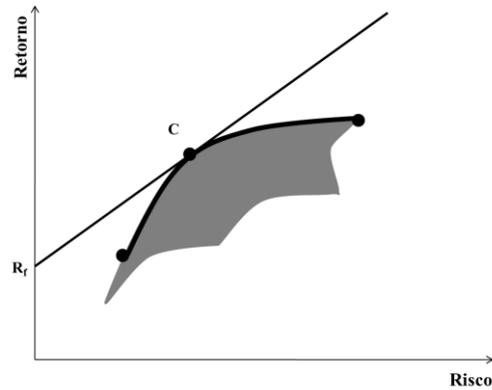
Para se definir a fronteira eficiente de um portfólio, é necessário estimar o seu retorno esperado, chamado de  $E(R_i)$ , bem como o seu risco esperado. De acordo com Markowitz (1952), o retorno esperado de uma carteira é medido pela média ponderada dos retornos esperados de cada ativo que compõe essa carteira, enquanto que o risco esperado é medido pela variância da carteira, a qual é calculada pela soma da variância individual de cada ativo com as covariâncias entre os ativos, par a par.

Existe uma variedade de estimadores que podem ser utilizados para medir o retorno esperado dos ativos que compõem a carteira, sendo também possível modificar a estimação do nível de risco esperado, não sendo necessariamente baseado no conceito de variância.

Sem a pretensão de exaurir todos os estimadores possíveis de retorno esperado, prossegue-se a revisão teórica com a descrição de um estimador do retorno esperado de um ativo - o qual é baseado no prêmio pelo risco do ativo - e muito conhecido no mercado: o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), ou Modelo de Precificação de Ativos de Capital, o qual foi desenvolvido por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966).

O desenvolvimento do CAPM, o qual foi iniciado por Sharpe (1964), baseia-se no conceito da *Capital Market Line* – CML ou Linha de Mercado de Capitais, demonstrando que existe uma relação linear entre o retorno esperado e o nível de risco dos ativos de capital. A CML parte do ponto do eixo vertical (retorno esperado) que representa o retorno do ativo livre de risco, e segue em uma inclinação crescente ao demonstrar – obviamente – que quanto maior é o risco de um ativo, maior é o seu retorno esperado.

Conforme Sharpe (1964), várias combinações entre emprestar parte dos recursos à taxa livre de risco ( $R_f$ ) e investir o restante em um conjunto de ativos de risco são possíveis, porém a mais eficiente de todas (melhor relação entre risco e retorno) é aquela que tangencia a fronteira eficiente (C), sendo C a carteira representativa do mercado, conforme apresentado na Figura 2.



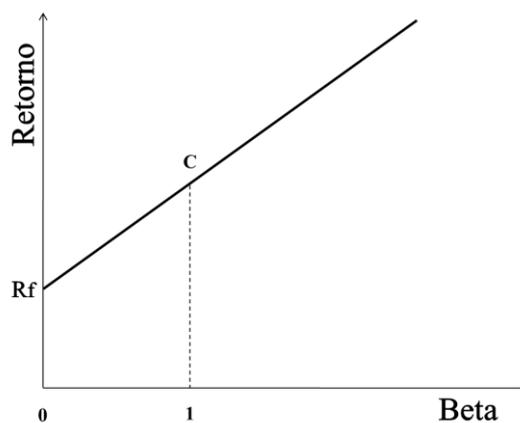
**Figura 2 (2) – Linha de Mercado de Capitais e Fronteira Eficiente**

Fonte: Elaboração Própria com Base em Sharpe (1964)

Na Figura 2,  $R_f$  é o retorno do ativo livre de risco e  $C$  é a carteira situada na fronteira eficiente e que é tangenciada pela CML. Entretanto, de acordo com Sharpe (1964, p. 433), para que a CML seja válida (por conta da sua relação linear), é necessário que o mercado esteja em equilíbrio, o que implica em dois pressupostos: (1) que investidores podem emprestar e tomar recursos emprestados à taxa livre de risco; e (2) que os investidores possuem expectativas homogêneas.

A partir dessa fundamentação, em uma situação de equilíbrio de mercado, a carteira  $C$  representa a carteira eficiente de mercado, para a qual há um nível de retorno esperado, chamado de  $E(R_m)$ , e um nível de risco.

Desta forma, é elaborado o conceito do  $\beta$  (*Beta*), que é a relação entre o excesso de retorno do ativo e o excesso de retorno do mercado, sendo esta relação demonstrada pela *Security Market Line* (SML) ou Linha de Mercado de Títulos, conforme demonstrado na Figura 3.



**Figura 3 (2) – Linha de Mercado de Títulos**

Fonte: Elaboração Própria com Base em Sharpe (1964)

Analisando a Figura 3, os títulos do mercado de capitais podem estar situados em qualquer ponto da SML, iniciando com o ativo livre de risco, o qual tem  $\beta$  igual a zero, passando por títulos menos arriscados que a carteira de mercado, os quais têm  $\beta$  entre zero e um, e chegando na própria carteira de mercado ( $\beta = 1$ ). Por fim, títulos mais arriscados que a carteira de mercado possuem  $\beta$  maior do que um. Esta mesma lógica também se aplica às carteiras, que são um conjunto de ativos com o seu respectivo  $\beta$  e nível de retorno.

Para calcular o  $\beta$ , divide-se o excesso de retorno esperado do ativo pelo excesso de retorno esperado do mercado, sendo este excedente a diferença entre cada retorno esperado e o retorno do ativo livre de risco, conforme equação 3.

$$\beta = \frac{E(R_i) - R_f}{E(R_m) - R_f} \quad (3)$$

Onde:

$E(R_i)$  é a esperança de retorno do ativo  $i$ ;

$E(R_m)$  é a esperança de retorno do mercado; e

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco.

A partir deste conceito, os autores Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) desenvolveram o *Capital Asset Pricing Model* - CAPM, de forma a precificar os ativos a partir de seu retorno esperado, que pode ser calculado como:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i [E(R_m) - R_f] \quad (4)$$

Onde:

$E(R_i)$  é a esperança de retorno do ativo  $i$ ;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco;

$\beta_i$  (beta) é a relação entre a variação do retorno do ativo  $i$  e a da carteira de mercado; e

$E(R_m)$  é a esperança de retorno da carteira de mercado.

Desta forma, é possível estimar o retorno esperado de um ativo como uma soma entre o retorno do ativo livre de risco e o prêmio pelo risco do ativo, o qual consiste na diferença de ganhos entre o retorno esperado do mercado e o  $R_f$ , ajustado pelo fator de risco do ativo (beta). A partir de então, é possível estimar o preço esperado dos ativos, realizando o acréscimo (decrécimo) do retorno esperado.

Tendo então se desenvolvido um conceito de estimador do retorno esperado dos ativos por meio do CAPM, os dados gerados por este podem ser então utilizados para calcular o retorno esperado da carteira, e os dados históricos de retorno dos ativos são utilizados para calcular a variância de cada um deles e o desvio-padrão da carteira, sendo esta a medida de risco.

Markowitz (1952) constatou que o risco de uma carteira era inferior à soma dos desvios padrão dos títulos individuais componentes dessa carteira e, dessa forma, evidenciou os benefícios da diversificação dos ativos em uma carteira. Já Sharpe (1964) explicou o benefício da diversificação a partir da divisão do risco em duas partes: (1) o risco sistemático ou não diversificável; e (2) o risco não sistemático ou diversificável.

O fator  $\beta$  representa o risco sistemático do ativo, o qual é o risco inerente às variações do mercado, não sendo possível controlá-lo. Já o risco não sistemático é aquele que está ligado às características específicas da empresa, e que pode ser reduzido por meio da diversificação dos ativos que compõem o portfólio. Este conceito assemelha-se ao ditado “não se deve colocar todos os ovos numa mesma cesta”, pois quando todos os recursos são investidos em um único ativo, um possível risco não sistemático pode colocar tudo a perder.

Verificando-se os benefícios da diversificação, surgiu por parte de outros autores o interesse de saber quantos ativos tornariam uma carteira adequadamente diversificada. Um dos estudos pioneiros nesse tipo de análise se trata do realizado por Evans e Archer (1968), os quais chegaram à conclusão de que o número ideal a ser mantido em carteira é de 10 ações, uma vez que o acréscimo de títulos além dessa quantidade aumenta os custos de transação sem diminuição significativa do risco.

Em contraponto aos resultados supramencionados, Statman (1987) postulou que as evidências de Evans e Archer (1968) são equivocadas e, portanto, o número ideal de ações é de, no mínimo, 30, para um grupo de investidores classificados como *borrowing investors* e 40 ativos para outro grupo denominado de *lending investors*. Nesse caso, o autor em questão levou em consideração o investimento de parte dos recursos em ativos livres de risco pelos investidores, os quais teriam a opção de emprestar ou tomar emprestado a uma taxa livre de risco concomitantemente aos investimentos na carteira de ações.

No mercado brasileiro, a análise da quantidade de ações que torna um portfólio diversificado foi procedida por Brito (1989) utilizando a mesma metodologia de Evans e Archer (1968) e Sharpe (1972), identificando que o número mínimo de títulos deve ser de 8 e

que, além de 15 ações, os benefícios da diversificação já não são perceptíveis em termos de diminuição significativa do desvio padrão da carteira.

Em um estudo mais recente, Ceretta e Costa Jr (2006) utilizaram cotações mensais de 158 ações da Bovespa, de 1993 a 1997 e, portanto, já abrangendo certo período de estabilidade econômica. Esses autores formaram 14 tamanhos de carteiras, com a montagem de 50 *portfólios* para cada tamanho e, desse modo, totalizando 700 carteiras. Replicando os métodos internacionais de análise citados, a conclusão foi que o número de títulos deve variar de 12 a 18 ações.

Estabelecidas condições de otimização e o número ideal de ativos para que os investidores desfrutem dos benefícios de diminuição do risco não sistemático, ainda é necessário definir os critérios segundo os quais se procede à escolha dos títulos componentes da carteira, fazendo com que uma análise dos fundamentos de valor ou a escolha de uma estratégia de investimento complemente a teoria de seleção de carteiras no seu primeiro estágio e potencialize os benefícios da diversificação.

Tanto Sharpe (1964) como Markowitz (1952) afirmaram em seus estudos o fato de que, para que seus modelos funcionassem, tinha-se como pressuposto o perfeito funcionamento do mercado, o qual Markowitz (1952) considera como uma limitação do seu trabalho, tendo em vista que há imperfeições no mercado que podem invalidar a hipótese de racionalidade do investidor. Em uma evolução da análise desta perspectiva, Eugene Fama desenvolveu a Hipótese dos Mercados Eficientes – HME (1970).

De acordo com Fama (1970), em mercados com certo grau de ineficiência, classificados na HME como de nível fraco ou semiforte, os preços não refletem todas as informações disponíveis, gerando a possibilidade de se obter retornos acima da média, também chamados de retornos anormais, surgindo então o conceito de anomalia de mercado.

Um dos conceitos de anomalia financeira que pode ser citado é aquele dado por Camargos e Barbosa (2003, p. 49), segundo os quais anomalia é “a existência de padrões regulares de comportamento de retornos de títulos que não se enquadram em nenhuma das teorias subjacentes à eficiência de mercado”, sendo esses padrões explicados pelo fato de parte significativa dos investidores estar sujeita às mesmas informações.

As anomalias de mercado podem ser divididas em anomalias de valor e de calendário. Enquanto as anomalias de valor estão associadas às características financeiras da empresa, medidas por indicadores como volume negociado (efeito tamanho) ou *book-to-market*, as

anomalias de calendário têm como base diferenças de retorno ao longo do tempo, causando efeitos de maiores retornos em períodos específicos.

A ocorrência de anomalias de mercado possibilita oportunidades de obtenção de retornos extraordinários a partir de variáveis não consideradas pelos modelos tradicionalmente utilizados na área de finanças para apreçamento de ativos, geralmente limitados a determinado período de tempo e incorporando apenas as variações do título em relação ao mercado.

Desse modo, pode-se presumir que valores históricos de retornos das ações podem ser utilizados para prever ganhos futuros. Caso essa previsão indique uma tendência de manutenção dos retornos passados do ativo, trata-se do efeito *Momentum*, conforme evidenciado por Jegadeesh e Titman (1993) no mercado norte-americano. Por outro lado, quando ocorre uma reversão dos resultados passados, o efeito é conhecido como *Overreaction*, esperando-se comportamento dos retornos das ações em sentido contrário aos resultados passados, de acordo com DeBondt e Thaler (1985).

Estas anomalias de mercado (*Momentum* e *Overreaction*) podem ser a base para a formulação de estratégias de investimento, buscando assim o cumprimento do primeiro estágio da *Portfolio Selection Theory*, o qual consiste em selecionar os ativos para a carteira. Verificadas evidências desses efeitos tanto internacional como nacionalmente, as seções a seguir consistem de uma descrição das suas causas comportamentais, partindo do *herd behavior*, popularmente conhecido como efeito manada, e do *overconfidence*.

## **2.2 Herd Behavior e suas bases comportamentais**

Segundo Markowitz (1952), havia consciência por parte deste de que poderiam existir imperfeições do mercado que invalidassem sua hipótese de diversificação como instrumento de minimização do risco e maximização do retorno, tendo como premissas básicas para seu funcionamento o pressuposto da racionalidade do investidor.

O trabalho seminal de Kahneman e Tversky (1979), que trata acerca da Teoria do Prospecto, se contrapõe à hipótese de racionalidade do investidor, trazendo uma possível explicação para os níveis de ineficiência dos mercados de capitais e suas anomalias. Segundo esta teoria, as pessoas são incapazes de se basear na total racionalidade quando são colocadas sob situações de incerteza e, sob tais circunstâncias, confiam em atalhos heurísticos ou

princípios genéricos, causando anomalias no mercado (comportamentos dos retornos inesperados quando considerados a total racionalidade e a eficiência dos mercados).

As principais conclusões da Teoria do Prospecto se resumem a três pontos: a) a maneira como um problema é apresentado pode alterar a decisão do investidor; b) os investidores tendem a realizar ganhos prematuramente e aumentar sua exposição ao risco na tentativa de recuperar perdas; e c) o sofrimento associado à perda é maior que o prazer associado a um ganho de mesmo valor.

A partir da Teoria de Kahneman e Tversky (1979), podem ser identificados alguns dos comportamentos irracionais dos investidores. Por exemplo, de acordo com Ferreira (2008), um dos principais comportamentos identificado é o excesso de confiança, originalmente denominado *overconfidence*, um desvio comportamental caracterizado pela autoconfiança e pela crença de que tudo vai acontecer conforme o esperado. Outro desvio comportamental detalhado por Ferreira (2008) é o efeito manada, no qual os investidores imitam as atitudes de outros, sejam estes racionais ou não, e seguem o fluxo de compra ou venda de ações que estejam acontecendo.

Este comportamento de manada se constitui como uma das explicações para a ocorrência do efeito *Momentum* ou de manutenção dos retornos, o qual já foi mencionado na seção anterior. Havendo a expectativa de que o valor das ações siga uma tendência em determinados períodos ou segundo as características das empresas negociantes dos títulos, admite-se violação aos pressupostos da eficiência de mercado até mesmo na sua forma fraca, pois dados históricos de preços tornam-se preditivos de retornos futuros (FAMA, 1970).

Desta forma, não há consenso em relação ao nível de eficiência nos mercados de capitais e, portanto, o histórico das cotações pode servir como base para que os investidores afirmem ganhos extraordinários, resultando duas estratégias possíveis, as quais já foram mencionadas na seção anterior: o *Momentum*, o qual consiste na manutenção dos resultados das ações em determinado período, e o *Overreaction*, esperando-se comportamento dos retornos das ações em sentido contrário aos resultados passados.

Levando em consideração os resultados dos estudos de autores clássicos, a estratégia de *Momentum* é fundamentada no curto prazo, consistindo nas expectativas dos investidores para os quais ações que apresentaram valorização significativa no passado recente tendem a continuar crescendo no futuro, sendo um dos estudos clássicos nessa temática o de Jegadeesh e Titman (1993) no mercado norte-americano, cuja evidência é de manutenção dos retornos nos três, seis, nove e doze meses seguintes à formação das carteiras.

Apresentando evidências de que o efeito *momentum* não se tratou de um resultado enviesado inerente ao período documentado por Jegadeesh e Titman (1993), que foi de 1965 a 1989, os mesmos autores sustentam que o efeito continuou nos anos de 1990 (JEGADEESH e TITMAN, 2001), sendo agora analisado com maior ênfase aos aspectos comportamentais possivelmente explicativos da manutenção dos retornos no curto prazo. De forma complementar, confirmam o efeito *overreaction* no período de treze a sessenta meses, corroborando com os resultados de autores como Debondt and Thaler (1985) e Chopra, Lakonishok and Ritter (1992).

Os autores clássicos dessa estratégia voltam a tratar sobre o assunto enfatizando a atualidade da estratégia e que a mesma se constitui como uma das mais fortes evidências contra a eficiência de mercado (JEGADEESH e TITMAN, 2011). Buscando demonstrar fatores explicativos dessa anomalia de mercado, fazem um levantamento dos principais estudos já realizados demonstrativos dos antecedentes teóricos e empíricos do efeito *Momentum*, sendo o fator comportamental um dos principais causadores da manutenção de ganhos. Portanto, ações vencedoras passadas continuam apresentando os melhores retornos no curto prazo pelo fato dos investidores classificados por Hong e Stein (1999) como *momentum traders* elevarem os preços por supervalorizar a tendência histórica em detrimento dos valores fundamentais dos papéis.

Em coerência com esse aspecto comportamental de assimilação lenta das informações sobre as empresas, Jegadeesh e Titman (2011) também mencionam a maior significância do efeito *momentum* entre as ações com baixo *book-to-market*. De uma forma mais precisa, significa que a manutenção de retornos é percebida mais fortemente nas ações cujo valor contábil ou fundamental está abaixo de seu valor de mercado. Diante disso, os investidores percebem como sendo mais fácil escolher com base na liquidez e contribuem para a elevação dos preços dos papéis acima dos fundamentos de valor.

As reações aos anúncios de ganhos também são evidenciadas como explicativas da persistência dos retornos por volta de seis meses (op. cit., 2011), o que de certa forma também contribui para a elevação da liquidez dos papéis e possivelmente fazendo certas informações sobre as empresas gerarem expectativas além do normal para ações que já estão vencendo.

Esse comportamento de seguir impulsivamente o fluxo das negociações tem sido documentado, no curtíssimo prazo (diário e semanal), como um comportamento de rebanho (*herd behavior*) ou efeito manada. Kudryavtsev, Cohen e Hon Snir (2012) conceituam esse

efeito como decorrente do ato de imitação de outros investidores em detrimento das próprias crenças e informações sobre os ativos.

Os autores supracitados verificaram as relações entre o comportamento dos investidores e seus posicionamentos de mercado, explicando os efeitos a partir de aspectos cognitivos, entre eles, *herd behavior* e heurística avaliativa. Os vieses individuais levariam a contaminações sociais, impulsionando a tomada das mesmas decisões independentemente das informações recebidas.

O método utilizado por Kudryavtsev, Cohen e Hon Snir (2012) consistiu de questionário com o objetivo de verificar se os investidores do mercado de ações seriam afetados por diferentes vieses psicológicos. Os resultados demonstraram que tanto investidores profissionais como não profissionais estiveram propensos aos vieses comportamentais analisados, com correlações significativas entre esses vieses.

O *herd behavior* havia sido modelado anteriormente conforme estudo de Chang, Cheng e Khorana (2000), sendo o efeito mensurado a partir do desvio padrão dos retornos em relação à média de mercado em uma relação não linear. Os autores esclarecem sobre a pressuposição de linearidade dos modelos tradicionais de apreçamento de ativos, fundamentados na Hipótese de Eficiência de Mercado (HEM) segundo a qual o preço refletiria toda informação disponível e não haveria anomalias como o efeito manada.

Em contraposição à HEM, na abordagem de Chang, Cheng e Khorana (2000), a não rejeição de uma relação não linear entre o desvio absoluto médio e o retorno de mercado seria uma evidência do efeito manada. Originalmente se trata da variável *Cross-Section Absolute Deviation of Returns* (CSAD), sugerindo que os participantes do mercado se baseiam predominantemente em informações macroeconômicas em detrimento das mais específicas e, desse modo, provocam movimentos não lineares nos desvios dos retornos.

Os países e períodos analisados pelos autores supracitados foram: Estados Unidos (1963-1997), Hong Kong (1981-1995), Japão (1976-1995), Coreia do Sul (1978-1995) e Taiwan (1976-1995). Também foram utilizadas variáveis *dummy* indicativas de movimentos de ascensão ou declínio dos preços e suas respectivas relações com o CSAD. Os resultados evidenciaram que nos EUA, Hong Kong e Japão, países desenvolvidos, a dispersão calculada pelo CSAD aumenta em relação aos movimentos de mercado, não evidenciando o efeito manada.

Tendências opostas foram verificadas nos países emergentes analisados, quais sejam, Coreia do Sul e Taiwan, os quais revelaram declínio do CSAD tanto em movimentos

ascendentes como descendentes dos preços. De forma complementar, evidenciou-se que nesses últimos países os participantes do mercado são mais influenciados por informações macroeconômicas, estas contribuindo para a ocorrência do efeito manada.

*Herd behavior* se caracteriza pela tomada da mesma decisão independentemente da informação privada assimilada pelo investidor; consiste em imitar as ações observadas de outros investidores ao invés de seguir as próprias crenças e informações. Explica-se, em primeiro lugar, por uma contaminação social originada em vieses individuais de comportamento. Em segundo, por levar a uma situação em que os preços falham em refletir toda informação disponível, instabilizando o mercado e fazendo com que este se mova na direção da ineficiência (KUDRYAVTSEV, COHEN e HON-SNIR, 2012).

Em mercados acionários latino-americanos, o efeito manada foi estudado por Almeida (2011) tendo como base a mesma metodologia de Chang, Cheng e Khorana (2000). O estudo foi replicado nos mercados de ações da Argentina, Brasil, Chile, México e EUA, este com fins de comparação. Assim como no caso dos autores norte-americanos, foram utilizados dados diários de fechamento e volume negociado, neste caso de janeiro de 2000 a setembro de 2010.

No estudo latino-americano, o *herd behavior* foi identificado apenas no Chile, com betas negativos e significativos. Essa tendência foi verificada em períodos de altos retornos e elevados volumes de negócios. Nos EUA, o efeito se evidenciou no caso de períodos de ascendência dos retornos e baixa liquidez. Brasil, Argentina e México não apresentaram resultados significativos para verificação ou rejeição do comportamento de rebanho.

Durand, Limkriangkrai e Fung (2014) discorrem a respeito dos determinantes comportamentais de *herd behavior*, caracterizando este efeito como uma inconsciência social originada de faculdades cerebrais primitivas. Nessa base, os movimentos de aproximação do consenso e, portanto, do que prevalece no mercado, decorrem de simplificação das informações, o que se assemelha a comportamentos heurísticos ou afetivos.

A análise dos autores supramencionados foi do primeiro trimestre de 1993 ao quarto trimestre de 2010, sendo o *herd behavior* (variável dependente) analisado a partir das variáveis: *overconfidence*; *timeliness*, neste caso sendo mensuradas as reações aos anúncios de ganhos trimestrais; erros de previsão, estes inversamente proporcionais às habilidades cognitivas; otimismo, mensurado a partir das previsões de *herd* e criando uma *dummy* (1, se *herd* positivo e 0, se negativo).

O resultado obtido do estudo de Durand, Limkriangkrai e Fung (2014) é de uma relação significativa entre confiança, anti-herding e habilidade meta-cognitiva. No caso,

menor confiança associada a menores habilidades meta-cognitivas aumentam as chances de ocorrência do efeito manada, provocando impulsos de mercado. Quando, por outro lado, analistas se tornam mais confiantes e se desenvolvem cognitivamente, suas previsões se afastam dos consensos prevalentes, diminuindo o comportamento de rebanho.

Apresentando uma explicação comportamental para a manutenção dos preços no curto prazo, Statman (1999) e Statman *et. al.* (2006) conceituaram e analisaram os efeitos disposição, *momentum* e *overconfidence* ou excesso de confiança. O que leva à persistência, com base no *overconfidence*, é a crença nos resultados generalizados em detrimento de informações mais precisas e individualizadas a respeito das ações. Statman *et. al.* (2006) não rejeitaram a influência entre retornos defasados e volumes negociados, com significância dessa relação em um mês.

Feita a explanação sobre o comportamento de manada e seus determinantes, procede-se agora ao detalhamento sobre as causas de reversões nos preços que levam à eficácia de estratégias contrárias, normalmente por parte de investidores especializados, conhecidos como arbitradores. Essa é a razão de se abordar na seção a seguir a respeito de efeitos comportamentais associados à arbitragem no mercado de capitais, fundamentada em posições contrárias ao consenso de mercado decorrente de desvios cognitivos.

## **2.3 Bases do *overreaction*: arbitragem e *overconfidence***

De acordo com as já análises feitas sobre anomalias de mercado, a ocorrência destas anomalias possibilita oportunidades de obtenção de retornos extraordinários a partir de variáveis não consideradas pelos modelos tradicionalmente utilizados na área de finanças para apreçamento de ativos. Desse modo, presume-se que valores históricos de retornos das ações podem ser utilizados para prever ganhos futuros.

Na seção anterior, foram detalhados possíveis determinantes do efeito *Momentum*, cuja previsão é de manutenção dos retornos no curto prazo. Nesta seção, o foco é nas estratégias contrárias a esse comportamento de rebanho, possibilitando retornos significativos no longo prazo para quem seguir um caminho oposto ao da manada.

Sendo constatado que o efeito *Momentum* no curto prazo pode ser explicado pelos comportamentos irracionais dos investidores a partir das Teorias de Finanças Comportamentais, a reversão dos retornos no longo prazo pode ser explicada por um retorno do preço dos ativos aos fundamentos após a distorção causada pelos comportamentos

irracionais dos investidores. O retorno dos preços dos ativos aos fundamentos pode ser explicado a partir da arbitragem.

As estratégias de arbitragem são fundamentadas na Hipótese de Eficiência de Mercado (HME) e na Lei de Preço Único (LPU), esta pressupondo que bens idênticos tenham preços idênticos, na definição de Lamont e Thaler (2003). Nessa linha, acreditar nas diferenças de valor entre dois bens idênticos viola a LPU e caso essas diferenças sejam identificadas em certos períodos a partir do comportamento de investidores irracionais, os preços se ajustam ao nível racionalmente estipulado por agentes racionais.

Esses agentes racionais são caracterizados na literatura financeira como *insider traders*, se tratando de investidores mais atentos aos valores fundamentais dos ativos. Geralmente são investidores institucionais, os quais normalmente administram recursos de outros investidores também racionais.

Shleifer e Summers (1990) chamam os arbitradores de especuladores racionais, os quais trabalham para levar os preços de volta aos fundamentos. Em contraposição, existem os investidores irracionais, denominados de *noise traders*, essencialmente responsáveis pelos desvios dos preços em relação aos valores fundamentais.

Hong e Stein (1999) classificam os arbitradores como *newswatchers* ou observadores de notícias, já que observam as notícias mais atentamente em relação aos demais tipos de investidores e tiram proveito das informações disponíveis no sentido de obter retornos anormais quando os preços são corrigidos, ou seja, quando a arbitragem é eficaz. Os *noise traders* são, segundo os mesmos autores, sujeitos ao *efeito Momentum* e, dessa forma, agem impulsivamente e sem observância dos fundamentos.

Os arbitradores constituem um primeiro grupo de investidores, agentes supostamente racionais do mercado de capitais, sendo seu perfil geralmente de investidores institucionais, tais como administradores de fundos de investimentos que administram carteiras de outros agentes, os quais, supõe-se, também são racionais.

A origem dos movimentos de preços no mercado de capitais está, desse modo, em um comportamento institucional, já que parte significativa dos agentes se trata de administradores de fundos de investimentos, os quais gerem as carteiras de um segundo grupo de investidores, denominados por Mendel e Shleifer (2011) como *outsiders*. A característica principal desses investidores é a aprendizagem com o histórico dos preços de mercado e a fundamentação nas orientações proporcionadas pelos arbitradores.

Um terceiro grupo de investidores destacado na literatura financeira e sobre os quais se desenvolveram vários estudos em Finanças Comportamentais trata-se dos *noise traders* (SHLEIFER e SUMMERS, 1990) ou *momentum traders* (HONG e STEIN, 1999). Este grupo é composto por indivíduos essencialmente irracionais que assimilam lentamente as informações e se comportam passivamente, sendo os seus posicionamentos controlados pelos agentes considerados racionais.

O posicionamento assumido pelo primeiro grupo, normalmente contrário ao que é praticado pela média de mercado, tem uma fundamentação em modelos clássicos, podendo investir em ativos subvalorizados pelo mercado e cujos resultados se revertam no longo prazo, sendo o significado dessa reversão simplesmente um retorno aos fundamentos. Para entender quais são esses fundamentos, são descritos a seguir os modelos fundamentalistas que normalmente direcionam as ações de arbitradores e, conseqüentemente, de todo o mercado.

### **2.3.1 Modelos multifatoriais e reversões: retorno aos fundamentos?**

Quais são os fundamentos norteadores do comportamento dos investidores racionais? Tradicionalmente são os modelos de apreçamento de ativos de capital, a partir do CAPM, sabendo que este modelo tem como pressuposto fundamental a eficiência de mercado. Quando surgem anomalias, *insider traders* tiram proveito das informações não observadas pelos *traders* de *momentum*, havendo posteriormente retorno dos preços de mercado ao que é previsto pelos modelos de apreçamento.

Ao analisarem modelos fundamentalistas, arbitradores estabelecem preços de referência para os ativos a partir de suas projeções, assumindo o posicionamento de compra quando os preços de mercado estão abaixo do valor referencial e de venda quando o mercado precifica acima dos fundamentos.

Modelos alternativos de apreçamento de ativos foram surgindo como alternativa ao CAPM, normalmente tendo este como base, começando da incorporação de indicadores fundamentalistas com base nos quais Fama e French (1996) formularam o tradicional modelo de três fatores, composto pelas variáveis: tamanho (valor de mercado) e *book-to-market* (B/M), além do prêmio de risco de mercado já modelado no CAPM.

O pressuposto do modelo de três fatores de Fama e French (1996) é de uma relação inversa entre o tamanho das empresas e retornos das ações, além destes serem associados a um alto B/M, demonstrando que o mercado geralmente subvaloriza ações com elevado valor

patrimonial, com ajuste dos preços em período posterior. Tal evidência decorre do maior prêmio pelo risco proporcionado tanto por empresas pequenas como pelas com alto B/M, contribuindo para o sucesso do modelo e uso em diversas estratégias de arbitragem.

Contribuição significativa, inclusive do ponto de vista das Finanças Comportamentais, provém da formulação do modelo multifatorial de Carhart (1997), este já levando em consideração os três fatores de Fama e French (1996) e acrescentando a variável identificada a partir do estudo de Jegadeesh e Titman (1993): *Momentum*. Tal incorporação permite analisar os efeitos sobre o prêmio de risco do próprio retorno na formação das carteiras, identificando o impacto tanto de manutenção desses retornos como de reversão.

Há evidências de manutenção dos preços no curto prazo, contribuindo para o efeito *Momentum*, já descrito, e reação inversa no longo prazo, sendo Debondt e Thaler (1985) os pioneiros na identificação desse efeito de origem comportamental, verificado nos EUA no período de 1926 a 1982. O longo prazo corresponde a um período a partir de três anos, com resultado ainda mais expressivo em cinco anos, quando ações perdedoras passaram a condições de vencedoras, e vice-versa, se tratando de grupos (vencedoras e perdedoras) de 35 ações.

Analisando o mesmo efeito e contribuindo com a inclusão de variável fundamentalista, o tamanho, Chopra, Lakonishok e Ritter (1992) confirmaram evidências de reversão no período de 1926 a 1986, também nos EUA. Assim como Debondt e Thaler (1985), formaram carteiras com base nos retornos dos últimos 5 anos, analisando os cinco anos posteriores. A evidência foi de maior reversão de empresas pequenas, as quais passam a ser vencedoras cinco anos depois.

O estudo de Chopra, Lakonishok e Ritter (1992), além de comprovar o *Overreaction* no mercado acionário norte-americano, também evidencia a importância do valor de mercado como variável fundamentalista, expressa nos modelos multifatoriais já mencionados. Essa é uma das bases para se afirmar que um posicionamento contrário ao do mercado normalmente é respaldado em indicadores fundamentalistas, como tamanho e B/M, sendo este último ainda mais expressivo do valor de uma empresa por si mesma, e não conforme oscilações no mercado.

Nesse mesmo ano do trabalho de Chopra, Lakonishok e Ritter (1992), Fama e French (1991) apresentaram evidências de relações significativas entre retorno das ações e B/M, posteriormente acrescentando essa variável ao seu modelo de três fatores (FAMA e FRENCH,

1993) e, mais recentemente, a um modelo de cinco fatores: prêmio de mercado, tamanho, B/M, lucratividade e nível de investimento (FAMA e FRENCH, 2015).

Já conhecidos os efeitos do tamanho e do B/M, uma primeira inovação no modelo de cinco fatores consiste da inclusão do índice de lucratividade operacional, mensurado pela razão entre o lucro operacional e o patrimônio líquido. A variável corresponde aos retornos das ações com alta lucratividade (robustas) menos os das ações com baixa lucratividade (fracas), originalmente *robust minus weak*.

O outro fator considerado diz respeito ao investimento, este consistindo na variação no total de ativos de um ano para o outro, sempre nos fins dos anos fiscais. No caso, é o ativo total em  $t-1$  menos o ativo total em  $t-2$ , dividido pelo ativo total em  $t-2$ . A variável formada a partir desse indicador consiste do retorno de ações de empresas conservadoras, com baixo nível de investimento adicional em ativos, menos o retorno das ações de empresas agressivas, com altos níveis de investimento em novos ativos. No original, *conservative minus aggressive*.

O período de análise na construção do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015) vai de julho de 1963 a dezembro de 2013, com dados das bolsas de valores NYSE, AMEX e NASDAQ, coletados nas bases CRSP e Compustat. O novo modelo proposto pelos autores demonstrou melhores resultados relativamente ao modelo de três fatores, permitindo explicar entre 71% e 94% das variações dos retornos a partir das variáveis acima mencionadas.

São essas evidências que respaldam o uso desses modelos multifatoriais como base para estratégias de arbitragem, na pressuposição de que valores acima ou abaixo dos previstos por esses modelos orientam as posições assumidas no mercado de capitais pelos *insider traders*. A abordagem da seção a seguir é na evidenciação do excesso de confiança até mesmo entre esses agentes, quiçá os outros grupos de investidores com menores níveis de racionalidade: *noise traders e outsiders*. A seguir, uma análise do *overconfidence* e suas contribuições para um retorno das ações aos fundamentos no longo prazo.

### **2.3.2 Evidências do *overconfidence*: barreiras à arbitragem**

Conforme pressupostos estabelecidos nessa abordagem teórica, o comportamento dos arbitradores é a base para o posicionamento de todos os outros devido às suas análises fundamentalistas ou técnicas. O que acontece, entretanto, quando os próprios administradores

de fundos, ou aqueles que fazem os investimentos em nome dos acionistas das empresas, erram em suas análises ou se comportam irracionalmente?

Não havendo eficácia dos modelos, todo o mercado estaria com referenciais incorretos. Um dos principais vieses comportamentais de investidores institucionais estudados na literatura financeira e que pode explicar o excesso de confiança entre *insiders* ou arbitradores é o *manager's overconfidence*.

Excesso de confiança se constitui como uma evidência de enviesamentos não apenas dos investidores individuais com suposta racionalidade administrativa, mas também de desvios comportamentais dos próprios administradores de recursos.

É nesse aspecto que se ressalta a importância da divulgação de informações sobre as empresas e seus impactos junto aos investidores, cuja confiança pode levar a retornos anormais e volumes excessivos de negociação. Nessa linha é importante mencionar o estudo de Pevzner, Xie e Xin (2013), os quais já no título lançam a seguinte questão: “quando as empresas falam, os investidores escutam? A regra da confiança nas reações do mercado acionário aos anúncios de ganhos corporativos” (op. cit., 2013, p. 190).

Os autores acima mencionados evidenciam a relevância das percepções dos investidores e como reagem às informações divulgadas, estudando cerca de 53.000 observações anuais de empresas em 25 países, no período de 1995 a 2008. Esse estudo permitiu identificar a influência tanto da confiança dos investidores como também na crença destes nas políticas de proteção aos investidores próprias dos países pesquisados. O nível médio de educação do país também foi incluído na análise das reações do mercado à divulgação de informações.

Além dessa divulgação de informações proporcionar maiores retornos anormais, Pevzner, Xie e Xin (2013) inferiram que a confiança dos investidores é ainda mais pronunciada quando os mecanismos de proteção ao investidor nos países são mais fracos e diante de níveis educacionais mais baixos nos mesmos países.

Em uma abordagem teórica de excesso de confiança, otimismo e desconfiança, Gudmondsson e Lechner (2013) pesquisam sobre a incidência dessas características no caso de empreendedores, alegando que tanto podem ser coadjuvantes na criação e sobrevivência de empresas como também causas de falência delas, que na maioria das situações não têm o retorno de seus investimentos.

Apresentam o conceito de excesso de confiança como a diferença entre a confiança depositada e a acurácia, afirmando que existem dois tipos de *overconfidence*: o pessoal e o

situacional. Enquanto o situacional varia conforme o contexto, o *overconfidence* pessoal é intrínseco à personalidade, levando a uma superestimação da própria habilidade, especialmente quando os sujeitos lidam com o empreendedorismo. Diante disso, a hipótese dos autores (op. cit., 2013) é que o excesso de confiança é negativamente associado à sobrevivência das empresas.

Associando-se positivamente com o excesso de confiança e negativamente com a sobrevivência, o viés de otimismo leva a uma sobrevalorização da probabilidade de bons eventos e a um baixo peso atribuído a maus resultados prováveis, tornando os empreendedores menos dispostos a se proteger dos riscos. Embora *overconfidence* e viés de otimismo sejam desvios cognitivos distintos, os autores alertam que podem influenciar conjuntamente os tomadores de decisões, especialmente os que tiveram experiência de sucesso no passado.

Em sentido oposto, trabalharam o conceito de desconfiança, explicando esta como o estado psicológico de não acreditar em outras pessoas e suas habilidades. Normalmente esse estado é associado à autoconfiança em si mesmo. Segundo os autores: “um empreendedor desconfiado é relutante em delegar tarefas a outros e o empreendedor superconfiante não sentirá necessidade de buscar ajuda de outros, independentemente da dificuldade da tarefa” (op. cit., 2013, p. 280). A hipótese defendida é que desconfiança (nos outros) é positivamente associada ao excesso de confiança (em si mesmo).

Outros construtos considerados pelos autores em questão se tratam de busca de orientação financeira e de oportunidades empreendedoras. É nesse sentido que se observa a distinção entre os conceitos psicológicos mencionados: o indivíduo desconfiado estará mais propenso a buscar orientação financeira e assim adquirir mais habilidade de controle sobre os recursos. Em contrapartida, o empreendedor excessivamente otimista não buscará essas orientações, contribuindo para a não sobrevivência das empresas.

A distinção feita por Gudmundsson e Lechner (2013) entre otimismo e excesso de confiança é reforçada por Wang, Sheng e Yang (2013), os quais citam definição de que “o otimismo pode fazer alguém superestimar a probabilidade de eventos favoráveis ocorrerem. Em contraste, o excesso de confiança pode fazer alguém pensar que é mais competente e habilidoso do que outros (WANG, SHENG e YANG, 2013, p. 493). Estes autores analisam a influência do otimismo em estratégias de investimento no que se refere à delegação de carteiras de investimento e contratos de incentivos.

A pergunta de pesquisa é se os administradores otimistas estão mais dispostos a assumir riscos relativamente a gestores avessos ao risco (*risk-averse's manager*), o que incentivaria a firmação de contratos efetivados entre investidores que desejam delegar suas carteiras aos cuidados de administradores de recursos, e os próprios administradores, sendo essa a razão de os autores analisarem delegação de portfolios e contratos de incentivos.

A definição própria dos autores supramencionados sobre viés de otimismo é a crença de que eventos favoráveis no futuro são mais prováveis do que realmente são, o que é coerente com a discrepância entre confiança e acurácia na visão de Gudmondsson e Lechner (2013). No modelo proposto por Wang, Sheng e Yang (2013), eles consideram uma economia composta por um investidor com riqueza inicial de “1” para investimento e um administrador que não tem riqueza, mas sim habilidade de investimento, para o qual esse investidor delega o poder de decisão na administração de sua carteira.

Inferência interessante do modelo desses autores é que o viés otimista do administrador pode contribuir para restaurar a riqueza do investidor, visto que esta pode ser comprometida diante da aversão ao risco do administrador. Acreditar, portanto, que o resultado efetivo esperado diante de alguma informação pode ser melhor do que o real, minimiza o conflito entre investidor e administrador, mesmo diante do risco em que aquele incorre, fazendo-o oferecer um valor mais atrativo para o contrato a partir do viés de otimismo do gestor da carteira.

Graham, Harvey e Puri (2014) fizeram levantamento das atitudes administrativas de CEO's e, em concordância com Wang, Cheng e Yang (2013), inferiram que traços de personalidade desses executivos estão diretamente relacionados à sua compensação, envolvendo, desse modo, percepções de risco, preferências e otimismo.

Esclarecendo que não necessariamente as decisões administrativas são fundamentadas na maximização de riqueza (Teoria da Utilidade e de Expectativas Homogêneas) associada aos projetos de investimentos em orçamento de capital, os autores supracitados recorrem a testes psicométricos e se balizam nas Finanças Comportamentais para prever ações corporativas, inclusive diferenciando o comportamento de executivos em empresas norte-americanas do de CEO's de outros países.

O método de pesquisa aplicado foi por meio de *survey* com perguntas inicialmente direcionadas às pessoas em geral no que se refere a atitudes administrativas, sendo o questionário aplicado junto a 11.000 respondentes com idade entre 51 e 61 anos. Em seguida,

foram aplicadas questões sobre preferências temporais de riqueza, aversão a perdas certas e levantados os respectivos aspectos demográficos.

Posteriormente foram levantadas as características das empresas em termos de tamanho, segmentos de operação, natureza (pública ou privada), taxa de endividamento, número de aquisições, histórico e expectativa de crescimento, entre outros aspectos corporativos. A outra parte consistiu em descrever as características dos CEO's em termos de aversão a risco e os mesmos aspectos levantados na população geral.

O principal resultado encontrado é que o comportamento do CEO difere dos traços de personalidade da população geral e dos de executivos financeiros em termos de padrões de carreira e atitudes, tendendo a ser mais otimista e menos avesso ao risco, entre outros aspectos. Esses traços impactam nas decisões corporativas, implicando em maior número de aquisições e de contração de dívidas de curto prazo, especialmente no caso de administradores mais otimistas.

Nessa mesma temática de impacto dos atributos pessoais sobre as decisões corporativas, Hillier, Korcak e Korcak (2014) estudaram esses atributos em *insiders*, verificando se seus desempenhos nas negociações são influenciados por características de personalidade. A razão de escolha desses agentes advém da prerrogativa de tomarem as decisões de investimentos das empresas em nome de seus acionistas, podendo os mesmos incorrer em vieses no momento de processar informações públicas e privadas.

Esse é um momento onde já se pressupõe, ao contrário de diversos estudos anteriores, enviesamentos dos tomadores de decisão corporativos, e não apenas dos investidores individuais. Os autores em questão afirmam que a literatura prévia, embora tenha dado atenção a fatores comportamentais, o fazem a partir de características das empresas, especialmente em termos de tamanho e *book-to-market*. O estudo em questão complementa essa abordagem com as variações comportamentais de *insiders* diante dessas características das empresas, a partir dos vieses: excesso de confiança e otimismo ou atenção limitada.

A amostra de Hillier, Koczak e Koczak (2014) é composta por *insiders*, especialmente oficiais, diretores, beneficiários de mais de 10% das ações em circulação das empresas da amostra, com dados obtidos da *Thomson Reuters Insider Filing Data Feed* (IFDF), CRSP e Compustat, no período de janeiro de 1986 a dezembro de 2010. Entre as informações relevantes, se destacam: tipo de transação (compra ou venda), data, volume, preço negociado, identificador do título, além principalmente de dados dos *insiders* negociantes (idade, gênero, educação, entre outros).

Foram calculados os retornos anormais acumulados relativamente ao índice CRSP, com basicamente duas regressões rodadas, uma desse retorno em função dos vieses dos *insiders*, e outra a partir das características das empresas, já mencionadas. Os resultados indicam que os traços de personalidade de *insider traders* exercem maior impacto sobre os resultados das negociações por eles realizadas do que os decorrentes de características observáveis das empresas. Esse resultado reforça o *manager's bias* e sua importância nas Finanças Corporativas Comportamentais.

Na busca de explicação para os vieses dos investidores individuais, Cronqvist e Siegel (2014) procederam a uma investigação de condicionantes genéticos dos vieses de investimento, comparando com os enviesamentos ambientais. Relatam que muitos estudos tratam dos efeitos comportamentais que revelam os vieses, mas pouco se discute a respeito das suas origens e por essa razão escolheram pesquisar sobre fatores genéticos, estudando inclusive as diferenças entre o comportamento de gêmeos univitelinos e diferenciando do exibido por gêmeos fraternos ou bivitelinos.

O estudo de Cronqvist e Siegel (2014) foi realizado com bases de dados da Suécia referentes a registros de gêmeos, monozigóticos e bivitelinos, os quais compartilham 100% e 50% dos genes, respectivamente. Essas informações foram cruzadas com dados de investimento dos mesmos gêmeos em carteiras de títulos, ações, fundos mútuos, derivativos e outros títulos, com a finalidade de identificar os seus perfis de investimentos, no período de janeiro de 1999 a dezembro de 2007.

A amostra contou com 15.208 pares de gêmeos, após exclusão dos que não participavam do mercado de capitais e dos que não possuíam pares, dos quais 37% eram gêmeos de sexo oposto e 13% idênticos do gênero masculino.

Como indicadores dos vieses de investimento, destacam-se as variáveis: diversificação, esta mensurada pelo investimento em fundos em contraponto a ações individuais; viés do lar ou *home bias*, para a proporção investida em títulos suecos; *turnover*, referente à rotatividade de títulos do portfólio, e efeito disposição, comparando os preços de mercado com os valores pagos pelos investidores e classificando as carteiras como vencedoras e perdedoras, analisando depois os ganhos e as perdas realizados.

O viés comportamental identificado na análise do efeito disposição foi a relutância em realizar as perdas. Além disso, foi verificada também a propensão dos indivíduos a escolher títulos que se desempenharam bem no passado recente.

Os autores supramencionados identificaram que a diferença genética explica mais de 45% das variações entre investidores individuais, sendo o comportamento desses investidores também explicado pela atividade profissional exercida na área de Finanças e pela educação financeira, fatores que podem complementar e exercer algumas alterações, mas não eliminar o efeito causado por vieses originados geneticamente (op. cit., 2014).

Ainda na ótica do investidor, Chira *et. al.* (2015) utilizam como base a Teoria da Perspectiva de Kahneman e Tversky (1979) e estudos correlatos para analisar a influência dos pontos de referência sobre as decisões de investimentos, nesse caso aplicando às decisões tomadas por investidores institucionais na busca de promoções.

Os autores supramencionados explicam que possíveis pontos de referência, a partir do levantamento teórico procedido, são: fluxos de caixa superestimados, implicando em maiores investimentos em novos projetos; preços de ações vencedoras em anos anteriores, levando os investidores a vender as ações quando as mesmas atingem seu maior preço em 52 semanas; e o ponto de referência na perspectiva do ofertante, foco do estudo de Chira *et. al.* (2015), se tratando do valor que os administradores estão dispostos a negociar as ações das empresas das quais se tornarão acionistas.

A amostra foi composta por dados de fusões com anúncios entre janeiro de 1992 e dezembro de 2011, incluindo transações avaliadas em excesso de \$ 1.000.000,00. Foi utilizada regressão logística tendo como variável dependente a probabilidade de receber uma oferta (ou não) em função da distância entre o maior preço em 52 semanas antes do anúncio da negociação, que é o ponto de referência, e o efetivo valor de mercado, entre outras variáveis detalhadas a seguir.

Como variáveis de controle utilizadas por Chira *et. al.* (2015) foram levadas em consideração primeiramente as relacionadas à empresa adquirida ou que os autores chamaram de alvo, avaliadas basicamente a partir de indicadores de supervalorização, ao contrário de análises tradicionais. A ideia é que empresas que obtiveram baixo desempenho são mais prováveis de serem adquiridas, sendo relevante nesse caso menor Retorno sobre o Patrimônio (ROE) e baixo desempenho do preço da ação no mercado.

Por outro lado, são desejáveis bons indicadores fundamentalistas, como (menor) tamanho, baixo *market-to-book*, neste caso indicando possível subvalorização do mercado, menor alavancagem financeira, já que os adquirentes passam a ser responsáveis pelas dívidas das empresas-alvo, e crescimento da receita. Contrapondo-se aos indicadores

fundamentalistas, deseja-se maior liquidez e se espera que um maior preço/lucro atraia mais ofertas, aumentando a probabilidade de aquisição (op. cit., 2015, p. 285).

Outras variáveis de controle analisadas por Chira *et. al.* (2015) foram relacionadas especificamente aos adquirentes das empresas-alvo. Nesse caso a propensão de adquirir essas empresas vai depender de um bom desempenho das empresas ofertantes em termos de preço recente das suas ações, liquidez, tipo de ofertante, se corporativo (fundos) ou não corporativo, pressupondo menor nível de sentimento na negociação para os investidores corporativos, e um fator essencialmente comportamental, que é o excesso de confiança dos ofertantes.

O excesso de confiança foi mensurado a partir da experiência em aquisições anteriores, as quais podem aumentar a probabilidade de novos contratos e principalmente a confiança (excessiva) de sucesso em novas negociações. Por outro lado, as experiências também poderiam indicar quais contratos seriam mais prováveis de fracassar e assim serem rejeitados pelos potenciais adquirentes de empresas-alvo tanto em fusões como aquisições.

Outras variáveis de controle no estudo de Chira *et. al.* (2015) corresponderam ao desempenho global do setor (*indperf*) no qual se insere a empresa-alvo e a hostilidade (*hostile*) das empresas passíveis de aquisição, o que evocaria mais hostilidade para a firmação dos contratos, ao contrário de ofertas amigáveis, que aumentariam a probabilidade da aquisição. Por fim, foi utilizado o percentual de capital próprio (*equity*) utilizado no acordo final (op. cit., 2015, p. 286).

O principal resultado do trabalho em questão é a relação inversamente proporcional entre a probabilidade de receber oferta de fusão ou aquisição, e a distância entre o ponto de referência (maior preço em 52 semanas) e o preço de mercado 30 dias antes do anúncio da oferta. O resultado confirma suposições teóricas levantadas pelos autores, além das variáveis de controle também apresentarem as tendências já mencionadas.

Na perspectiva da oferta, a probabilidade de ser ofertante também apresentou relação inversa com a distância já descrita, além da oferta estar inversamente proporcional à liquidez. Adicionalmente, a experiência prévia dos ofertantes também foi significativamente positiva na probabilidade de ofertar, mas negativa no efetivo fechamento do negócio, o que foi explicado pelos autores como devido ao aprendizado, tornando os negociadores mais cuidadosos.

As implicações teóricas do estudo de Chira *et. al.* (2015) evidenciam a ancoragem nos negócios de fusão e aquisição, sendo o ponto de referência relevante tanto da perspectiva da

empresa-alvo como da responsável pela oferta. Tais resultados apontam para os vieses dos investidores no mercado, em conjunto com os desvios cognitivos dos administradores.

Como em ambas as partes dessas negociações há crença de subvalorização dos títulos das empresas (*alto book-to-market* e tamanho pequeno), essa suposição, evidenciada em experiências prévias de mercado, leva a um excesso de confiança em negociações futuras, levando os administradores tanto de empresas adquiridas como adquirentes a fechar negócios a um preço mais elevado (âncora do maior preço em 52 semanas).

Essa inferência remete ao interesse crescente na literatura financeira de estudar os vieses comportamentais dos administradores, já que a teorização referente aos limites da arbitragem já tem demonstrado que os desvios dos investidores podem se potencializar e consequentemente tornar ineficazes as apostas desses gestores.

Tendo esta seção descrito evidências de determinantes comportamentais de efeitos anômalos nos mercados de capitais, trazendo como explicação possível a atuação dos arbitradores e, por fim, detalhando que administradores de carteiras também podem atuar baseados em vieses comportamentais, as duas próximas seções deste referencial partem agora para as bases teóricas direcionadoras da metodologia a ser definida, iniciando com um detalhamento sobre metodologias de seleção de carteiras baseadas nas teorias de Finanças Comportamentais.

## **2.4 Finanças comportamentais e seleção de carteiras**

Tendo em vista o fato de que Markowitz (1952) desenvolveu um modelo de maximização da utilidade esperada de um investimento, esta metodologia busca encontrar o conjunto eficiente de ativos, os quais oferecem o maior retorno para um dado nível de risco. Seguido a ele, Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) desenvolveram o CAPM, um modelo de precificação de ativos que calcula o retorno esperado com base no conceito de prêmio pelo risco.

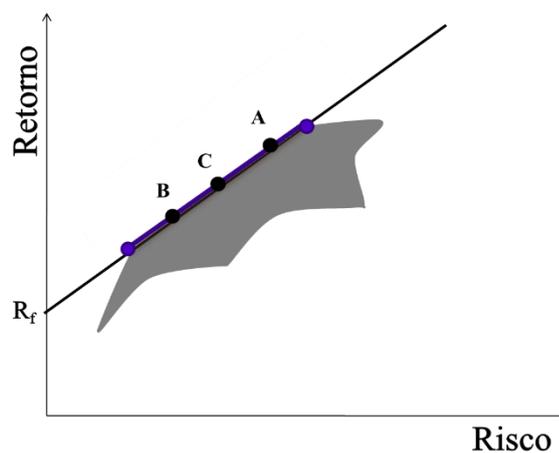
Estes autores pressupunham que, para que seus modelos funcionassem, o mercado tinha que ser eficiente, num plano onde investidores poderiam emprestar e pedir emprestado recursos à taxa livre de risco e que tinham expectativas homogêneas acerca dos ativos. Foi a partir destes conceitos que Fama (1970) desenvolveu a Hipótese de Eficiência de Mercado – HEM, conforme já mencionado.

No desenvolvimento da HEM, diversos estudos foram realizados se contrapondo a essa hipótese, comprovando que os mercados podem apresentar níveis de ineficiência e consequente possibilidade de obter ganhos anormais (acima da média de mercado) a partir de sobre-reações (*Overreaction*) provocadas por investidores que agem irracionalmente.

Efeitos comportamentais, ao ocorrerem com regularidade, permitem rejeitar a Hipótese de Eficiência de Mercado inclusive na sua forma fraca, já que os preços atuais não incorporaram preços históricos, sendo esses preços passados preditivos de cotações futuras.

É possível afirmar que uma parte da ocorrência desses efeitos pode ser explicada pela própria movimentação de compra e venda dos ativos, natural do mercado. Conforme o próprio Sharpe (1964) explica durante a formulação do CAPM, em uma situação de equilíbrio, todos irão investir na carteira *C* tangente à CML, a qual é a carteira de mercado, o que levará a um reajuste dos preços para cima (devido à demanda maior que a oferta), diminuindo a sua expectativa de retorno e fazendo com que *C* ande para baixo no plano de média-variância.

Como diminui a expectativa de retornos em *C*, os investidores começam a modificar suas posições para outras carteiras fora da fronteira eficiente, fazendo com que estas aumentem sua expectativa de retorno e andem para cima no plano de média-variância. O resultado é que, em uma situação de equilíbrio, a fronteira eficiente se torna linear, conforme a Figura 4.



**Figura 4 (2) – Fronteira eficiente com o mercado em equilíbrio**

Fonte: Elaboração Própria com Base em Sharpe (1964)

A partir de então, carteiras que antes não faziam parte da fronteira eficiente passam a fazer, quando esta se torna linear. Entretanto, estudos como os de DeBondt e Thaler (1985) e Chopra, Lakonishok e Ritter (1992) demonstram que carteiras supostamente fora da fronteira eficiente no período de formação (aquelas com os piores retornos comparadas com aquelas

que tiveram os melhores retornos) foram as que deram os melhores retornos de três a cinco anos depois, com diferenças significativas de desempenho entre as carteiras (as eficientes e as não-eficientes *ex-ante*), e não retornos próximos ou semelhantes. Essas diferenças de desempenho, alternando os resultados, indicaram o Efeito *Overreaction*.

Estes retornos anormais (muito acima ou muito abaixo da média de mercado) não podem ser explicados por uma situação de equilíbrio, indicando uma ineficiência de mercado, que pode ser causada por diversos fatores. Entre eles, o principal é a quebra do pressuposto de maximização da utilidade esperada pelo investidor, indicando não ser totalmente racional em virtude de desvios comportamentais, conforme estudado por Kahneman e Tversky (1979) no desenvolvimento da Teoria do Prospecto.

Nessa base, Shefrin e Statman (1994) desenvolveram a *Behavioral Asset Pricing Model* (BAPM) ou Teoria Comportamental de Precificação de Ativos de Capital, tendo em vista que no mercado financeiro não atuam apenas os investidores racionais tratados por Markowitz (1952) e Sharpe (1964), mas também os *noise traders*, investidores tipicamente irracionais.

Os autores supracitados informam que existe uma propriedade de direcionamento único dos preços, que é a quantidade de informações necessárias para gerar mudanças na distribuição dos retornos, e que os *noise traders* incluem no mercado um segundo direcionamento dos preços, o seu afeto, tomando decisões que não são baseadas em informações fundamentalistas das empresas e nem em dados históricos dos preços, e sim em emoções, contribuindo para a ineficiência de mercado e ocorrência de anomalias (SHEFRIN e STATMAN, 1994, p. 324). Sendo assim, calculam o retorno esperado de um ativo pelo CAPM mais uma expectativa de retorno anormal, conforme equação abaixo:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i^* (E(R_m) - R_f) + A(i) \quad (5)$$

Onde:

$E(R_i)$  é a esperança de retorno do ativo  $i$ ;

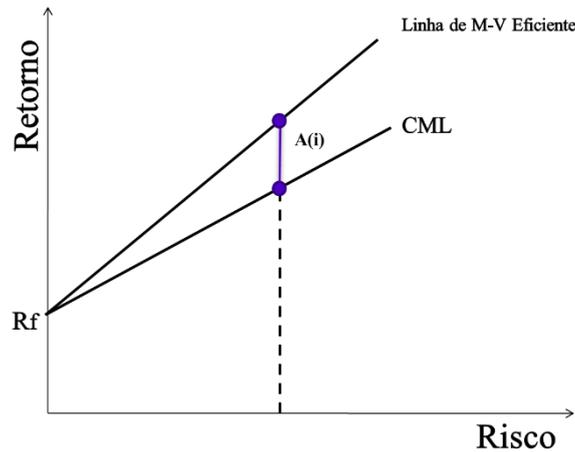
$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco;

$\beta_i^*$  é a medida de risco do ativo  $i$  em relação ao mercado caso este seja eficiente;

$E(R_m)$  é a esperança de retorno da carteira de mercado; e

$A(i)$  é a expectativa de retorno anormal do ativo  $i$ .

A equação 5 pode ser representada no plano de média – variância, conforme a Figura 5, a seguir, representando uma situação na qual o  $\beta$  (Beta) do ativo é maior do que “deveria ser” caso o mercado fosse eficiente, tendo um maior retorno esperado do que aquele previsto pelo CAPM, onde a expectativa de retorno adicional refere-se à expectativa de retorno anormal do ativo  $i$ , representado por  $A(i)$  na Figura 5 e na Equação 5.



**Figura 5 (2) – Linha de Mercado de Capitais e Linha de Média-Variância Eficiente**

Fonte: Shefrin e Statman (1994)

Da mesma forma, a linha de média-variância eficiente poderia estar abaixo da linha de mercado de capitais, representando uma expectativa de retorno anormal negativo e indicando uma situação na qual o  $\beta$  (Beta) do ativo é menor do que “deveria ser” caso o mercado fosse eficiente, tendo uma expectativa de retorno menor do que aquela prevista pelo CAPM.

Shefrin e Statman (1994) salientam que, se os mercados não são eficientes, os investidores estão calculando então os betas dos ativos em relação a uma carteira de mercado ineficiente, o qual pode ser representado por  $\beta_i$  e significa o verdadeiro Beta do ativo  $i$ .

Se existe uma carteira de mercado ineficiente, é possível montar uma carteira de mercado eficiente, que será a carteira de referência. Então surge na pesquisa dos autores supracitados o conceito de  $\beta_M$ , o qual significa a relação entre a carteira de mercado eficiente e a carteira de mercado ineficiente (real). Se  $\beta_M$  igual a 1, significa que a carteira de mercado real é eficiente. Portanto, quando se faz a razão ( $\beta_i / \beta_M$ ), a relação com a carteira ineficiente é retirada, “corrigindo o Beta”, conforme dizem os próprios autores. Assim, Shefrin e Statman (1994, p. 342) definiram a expectativa de retorno anormal como:

$$A(i) = \left[ \frac{\beta_i}{\beta_M} - \beta_i^* \right] (E(R_m) - R_f) \quad (6)$$

Onde:

$A(i)$  é a expectativa de retorno anormal do ativo  $i$ ;

$\beta_i$  significa o verdadeiro beta do ativo  $i$  em relação à carteira de mercado;

$\beta_M$  significa a relação entre a carteira de mercado eficiente e a não eficiente;

$\beta_i^*$  é a relação entre o risco do ativo e o da carteira de mercado caso este seja eficiente;

$E(R_m)$  é a esperança de retorno da carteira de mercado; e

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco.

Analisando a equação 6, caso  $\beta_M$  seja igual a 1,  $\beta_i^*$  será igual a  $\beta_i$ , indicando eficiência de mercado, e a expectativa de retornos anormais será igual a zero.

Na pesquisa realizada por Shefrin e Statman (1994), os autores mencionam que DeBondt e Thaler (1985) identificaram que os betas das ações perdedoras no ano de formação são menores que os betas das vencedoras no mesmo período, mas que no período de análise dos retornos (de três a cinco anos depois da formação), essa relação se inverte. De certa forma, esta tese busca explicar o porquê desta inversão.

Os autores supramencionados voltam a pesquisar na área de finanças comportamentais alguns anos mais tarde (SHEFRIN e STATMAN, 2000), desenvolvendo a *Behavioral Portfolio Theory* (BPT), ou Teoria de Carteiras Comportamentais, a qual é baseada na estrutura de contabilidade mental, desenvolvida a partir da Teoria do Prospecto (KAHNEMAN e TVERSKY, 1979).

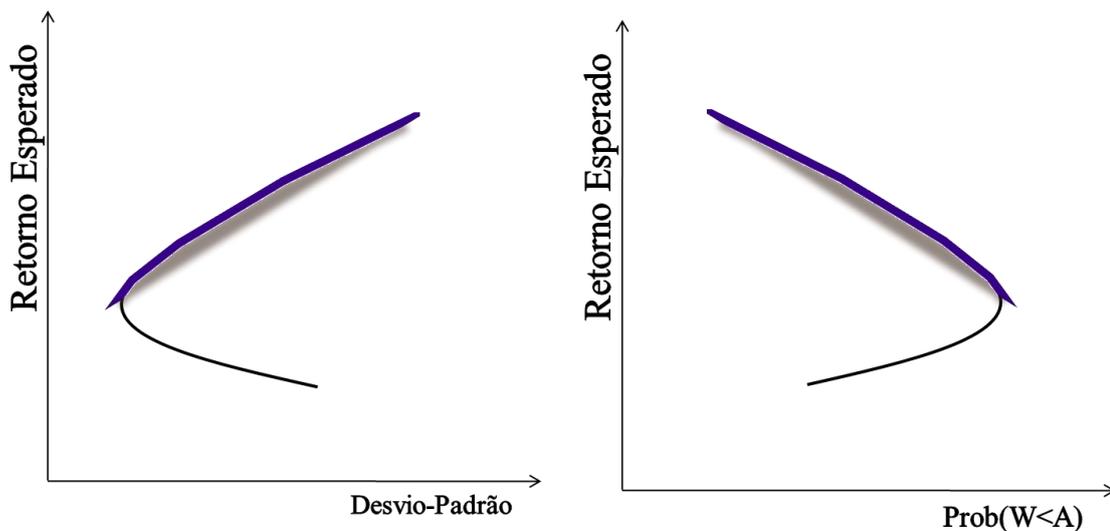
Segundo Kahneman e Tversky (1979), a contabilidade mental é o processo pelo qual os indivíduos visualizam seus investimentos em contas separadas, conforme os objetivos definidos para cada um, levando à ineficiência e à irracionalidade do processo de decisão acerca dos investimentos. Desta forma, Shefrin e Statman (2000) desenvolvem a BPT considerando primeiramente que há uma única conta mental, a BPT-SA (*Single Account*), e depois considerando que os investidores dividem seus investimentos em duas contas mentais: aquela que busca evitar a pobreza e aquela que busca a geração de riqueza, criando então a BPT-MA (*Multiple Account*).

Os autores supracitados informam as diferenças entre os investidores que se baseiam na média-variância, no CAPM e na BPT. Enquanto investidores que se baseiam na média-variância buscam ativos com esta melhor relação, aqueles baseados no CAPM têm carteiras

formadas por ativo livre de risco e a carteira de mercado. Por fim, aqueles que se baseiam na BPT consideram a esperança de riqueza, níveis de aspiração e probabilidades de ocorrerem, investindo ao mesmo tempo em títulos e em bilhetes de loteria (op. cit., p. 128).

Enquanto que em Markowitz (1952) os pesos são definidos de forma a maximizar o retorno esperado para um dado nível de risco, na BPT-SA a fronteira eficiente é obtida maximizando o retorno esperado para um dado nível de probabilidade de que o retorno esperado seja menor do que o nível aspirado “A”.

Sendo assim, a carteira formada com base na BPT tem a função de maximizar  $E(W)$  mantendo o mesmo nível de  $\text{Prob}(W < A)$ , onde  $W$  é o retorno esperado,  $A$  é o nível aspirado,  $E(W)$  é a expectativa de obtenção do retorno  $W$  e  $\text{Prob}(W < A)$  é a probabilidade de que o nível de retorno  $W$  seja menor do que o nível de riqueza aspirado  $A$  (op. cit., p. 133). Desse modo, os autores apresentam a fronteira eficiente da BPT-SA com base nesta nova medida de risco, a qual é a probabilidade de que  $W$  seja menor do que o nível aspirado  $A$ .



**Figura 6 (2) – Fronteira Eficiente da Média-Variância e da BPT-SA**

Fonte: Elaboração Própria com base em Shefrin e Statman (2000)

Na Figura 6, são apresentados dois gráficos comparativos, demonstrando a comparação entre a fronteira eficiente pela média-variância e aquela medida pela BPT-SA. Enquanto a fronteira eficiente pela média-variância faz uma combinação de pesos dos ativos  $L$  e  $M$ , seguindo a fronteira até investir mais naquele que possui o maior retorno esperado, a fronteira eficiente pela BPT-SA demonstra que a probabilidade de se ganhar menos do que o aspirado ( $A$ ) aumenta na medida em que se investe parte em  $M$  e parte em  $L$ , e diminui na medida em que se aproxima de 100% em  $M$  (ativo com maior retorno esperado).

Vale salientar que a fronteira eficiente da BPT-SA muda sua configuração conforme muda o nível de aspiração desejado. A figura apresentada indica um nível de aspiração alto; já um nível de aspiração baixo terá uma fronteira eficiente mais parecida com a de média variância (SHEFRIN e STATMAN, 2000, p. 139).

Falando agora sobre a BPT-MA, a qual considera que o investidor divide seus investimentos em duas contas mentais (a de buscar evitar a pobreza e a de buscar a geração de riqueza), as duas não estão integradas, e os investidores tomam diversas posições para atender às suas altas e baixas aspirações. Como resultado, a função de utilidade esperada não será sempre côncava, e os investidores mudarão suas posições conforme o estado de cada investimento (op. cit., p. 145).

Mais recentemente, Das *et. al.* (2010) integraram as teorias de portfólio de Markowitz (1952) e Shefrin e Statman (2000) em uma nova estrutura de contabilidade mental, a qual demonstra uma equivalência matemática entre a média-variância e a BPT através do conceito de contabilidade mental. Segundo os autores, o objetivo da pesquisa é encontrar a carteira ótima tendo como percepção de risco a probabilidade de não se alcançar objetivos específicos definidos em cada conta mental.

Das *et. al.* (2010, p. 2) salientam que cada conta mental tem uma fronteira eficiente específica, baseada na sua expectativa de retorno e na probabilidade de não se alcançar o nível desejado, e que nesta situação os investidores podem desejar correr riscos, enquanto que na abordagem de média-variância os investidores são sempre avessos ao risco.

Ao verificar que as abordagens de média-variância e da BPT são matematicamente equivalentes, Das *et. al.* (2010) demonstram que os subportfólios de cada conta mental têm um coeficiente implícito de aversão ao risco, e que os investidores são mais aptos a informar seus objetivos financeiros do que seu nível de aversão ao risco, e mais ainda quando estes estão divididos em contas mentais.

Entretanto, os resultados da pesquisa de Das *et. al.* (2010) que mais se aplicam a esta pesquisa consistem no fato de comprovarem que combinações de subportfólios eficientes no plano de média-variância resulta em um portfólio agregado eficiente. Como a abordagem de contabilidade mental é matematicamente equivalente à de média-variância, subportfólios baseados na contabilidade mental também são eficientes no plano de média-variância.

Nas simulações realizadas, Das *et. al.* (2010) utilizaram o Índice de Sharpe como medida de eficiência para comparar as metodologias, e identificaram que não há perdas de

eficiência quando a otimização pela contabilidade mental é aplicada, e que a eficiência só diminui na medida em que os investidores se tornam cada vez mais avessos ao risco.

Tendo visto modelos de seleção de portfólios alternativos ao de Markowitz (1952) e que tenham como base para sua constituição as teorias de Finanças Comportamentais, a próxima seção traz um desenvolvimento acerca das medidas de eficiência de carteiras, as quais serão utilizadas metodologicamente para avaliar as carteiras formadas durante as análises.

## 2.5 Medidas de eficiência de carteiras

Após o desenvolvimento dos conceitos de fronteira eficiente, Linha de Mercado de Capitais (CML), Linha de Mercado de Títulos (SML) e do Modelo de Precificação de Ativos de Capital (CAPM), foram desenvolvidos alguns estudos que têm por finalidade medir o desempenho de uma carteira de ativos, sendo o primeiro deles o que foi concebido por Treynor (1965).

Esse autor desenvolveu um indicador para medir a eficiência das carteiras tomando por base os conceitos de prêmio pelo risco, que é a diferença entre o retorno da carteira e o retorno do ativo livre de risco, e o de risco do ativo em relação ao risco do mercado, medido pelo  $\beta$  (*Beta*), conforme já mencionado anteriormente. Desta forma, o Índice de Treynor é medido pela seguinte fórmula:

$$T_C = \frac{R_C - R_f}{\beta_C} \quad (7)$$

Onde:

$T_C$  indica o resultado do Índice de Treynor para a carteira especificada;

$R_C$  é o retorno da carteira  $C$ ;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco; e

$\beta_C$  é a medida de risco da carteira em relação ao mercado.

Da interpretação do índice, espera-se que quanto maior este for, melhor é o desempenho da carteira, pois ganha-se um prêmio pelo risco maior para cada unidade de risco sistemático. Do ponto de vista comparativo com o mercado, um Índice de Treynor de uma

carteira que é maior do que o Índice da carteira de mercado – representada pelo ponto na SML no qual Beta é igual a um – denota que a carteira é mais eficiente do que a média de mercado.

Já que o Índice de Treynor é a razão entre este prêmio pelo risco e o  $\beta$  da carteira, representa, portanto, o ângulo da linha que conecta os pontos do ativo livre de risco e da carteira plotados no gráfico que relaciona o retorno esperado ao  $\beta$  dos ativos. Desta forma, linhas mais íngremes do que a SML (mais próximas ao eixo Y – de retorno) indicam carteiras mais eficientes do que a de mercado. Por outro lado, linhas com angulação menor do que a da SML denotam carteiras menos eficientes do que a de mercado.

No ano seguinte, Sharpe (1966) propôs uma nova relação para medir a eficiência de uma carteira, semelhante à de Treynor, porém tendo como denominador uma medida de risco total da carteira: o desvio-padrão dos retornos dela. Desta forma, baseia sua medida de eficiência na CML, conforme a seguinte fórmula:

$$S_C = \frac{R_C - R_f}{\sigma_C} \quad (8)$$

Onde:

$S_C$  indica o resultado do Índice de Sharpe para a carteira  $C$  analisada;

$R_C$  é o retorno da carteira  $C$ ;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco; e

$\sigma_C$  é o desvio-padrão dos retornos da carteira.

Interpretando o resultado do índice, espera-se que quanto maior este for, melhor é o desempenho da carteira, pois ganha-se um prêmio pelo risco maior para cada unidade de risco total. O estudo de Sharpe (1966) tem muitos outros aspectos abordados além da nova medida de eficiência de carteiras que podem contribuir para este estudo em seu escopo metodológico: primeiramente, de que a metodologia utilizada pelo autor calcula o índice proposto e o de Treynor (1965) tanto para as carteiras *ex-ante* (formadora de decisão do investimento) como para as *ex-post*, utilizando retornos passados para prever retornos futuros, embora enfatizando não ser garantia destes.

Desta forma, assim também se propõe nesta tese, sendo possível aplicar a ideia de utilizar medidores de eficiência dos desempenhos passados como previsor dos desempenhos futuros, tendo em vista se tratar de carteiras baseadas nos desvios comportamentais.

Além disso, Sharpe (1966) identifica que o Índice de Treynor (1965) aparenta ser melhor predictor de retornos futuros do que o índice proposto por ele, dado que a variabilidade das carteiras depende muito da variabilidade do mercado como um todo, sendo a medida de risco *Beta* (utilizada por Treynor) melhor medidor do risco do que a medida de desvio-padrão (utilizada por Sharpe) nestes casos.

Relacionado a isso, Sharpe (1966) informa que todos os 34 fundos de investimento analisados na sua pesquisa são bem diversificados, e caso fossem incluídas carteiras não tão bem diversificadas, que o índice proposto por ele seria melhor que o de Treynor, pois captaria o risco não-sistemático ou diversificável (SHARPE, 1966, p. 128).

Outro aspecto importante trazido pelo autor é que o desempenho das carteiras também vai depender da eficiência de mercado, pois quanto mais eficiente este for, menores são os custos de análises para encontrar incoerências nos preços e, portanto, serão mais eficientes os fundos de investimentos que têm gastos mínimos. Por outro lado, em um mercado ineficiente, fundos com custos maiores de análises para encontrar incoerências nos preços podem ter um retorno maior (op. cit., p. 131).

Analisando as medidas de eficiência de carteiras desenvolvidas por Treynor (1965) e Sharpe (1966), percebe-se que estas são índices de desempenho relativos, sendo necessário calcular os mesmos índices para as chamadas carteiras de referência, de forma a comparar e verificar se as carteiras analisadas têm um desempenho superior.

A primeira medida absoluta de eficiência de uma carteira foi criada por Jensen (1968), e tem como base a Linha de Mercado de Títulos (SML), assim como Treynor (1965). A diferença entre estas, porém, é que Jensen (1968) utiliza como medida absoluta de desempenho a fórmula do CAPM (a qual determina a SML) para prever o retorno da carteira, e então comparar o retorno previsto com o retorno observado, conforme a seguinte fórmula:

$$\alpha_C = R_C - [R_f + \beta_C (R_m - R_f)] \quad (9)$$

Onde:

$\alpha_C$  é a medida de eficiência da carteira *C*;

$R_C$  é o retorno da carteira *C* analisada;

$\beta_C$  é a medida de risco da carteira *C* relativamente ao mercado;

$R_m$  é o retorno da carteira de mercado; e

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco.

Desta forma, o modelo proposto por Jensen (1968) presume os seguintes pressupostos: (1) que a carteira analisada é eficiente e que, portanto, está sob a SML, sendo possível prever seus retornos por meio do CAPM; e (2) que o CAPM é um modelo eficaz na previsão dos retornos de carteiras eficientes.

A partir destes pressupostos, um alfa da carteira com valor positivo demonstra que o seu retorno observado é maior do que o retorno esperado para a carteira pelo CAPM, indicando eficiência acima da SML; por outro lado, um alfa negativo indica um desempenho da carteira inferior àquele esperado caso ela se encontrasse sob a SML.

Como uma evolução destes modelos, Black, Jensen e Scholes (1972) propuseram uma metodologia adicional para testar a eficiência do CAPM, baseando sua análise na estimação de uma regressão com dados empilhados de carteiras formadas com todos os ativos negociados na *New York Stock Exchange* (NYSE), no período 1926 a 1966.

Estas carteiras foram formadas tendo como base para a classificação dos ativos nas carteiras a medida de risco  $\beta$  (Beta) passado de cada ativo. Os ativos foram divididos em 10 portfólios, sendo o primeiro aquele com o maior nível de risco em relação mercado, e o último com o menor nível de risco em relação ao mercado. (op. cit., p. 13).

Os autores salientam que a proposta da pesquisa é fornecer uma metodologia que consiga estimar de forma explícita a série histórica do fator de risco  $\beta$  (Beta); isso implica, portanto, que o mesmo se modifica ao longo do tempo, sendo dinâmico, representando que os portfólios mudam sua posição na relação média-variância (op. cit., p. 35).

Mais tarde, Gibbons, Ross e Shanken (1989) se basearam no estudo de Black, Jensen e Scholes (1972) para desenvolver um modelo multivariado de medição da eficiência de uma carteira. Segundo os autores, as duas principais diferenças entre a pesquisa desenvolvida e o estudo base é que Black, Jensen e Scholes (1972) estavam utilizando como carteira de referência para medir a eficiência aquela chamada carteira representativa de mercado ( $R_m$ ), e que com o estudo buscavam testar a eficiência do CAPM.

Enquanto isso, Gibbons, Ross e Shanken (1989) se diferenciam ao buscar desenvolver um teste multivariado que identifica a eficiência da carteira na sua formação, utilizando o teste para medir a sensibilidade da eficiência da carteira à escolha do portfólio e ao número de ativos, com o objetivo de determinar sua fronteira eficiente após a formação da carteira.

Para tanto, os autores analisam diversas carteiras formadas com diversas quantidades de ativos (de 10 até 238 ativos), bem como variando a quantidade de observações analisadas no tempo (60, 120 e 240 observações). A distribuição de probabilidade das carteiras foi

testada por três métodos – Wald, Multiplicador de Lagrange e teste de razão de verossimilhança – e todos demonstraram não ser adequados aos dados observados.

Desta forma, Gibbons, Ross e Shanken (1989) montaram um teste multivariado baseado na distribuição de probabilidade  $F$ , já que esta foi a distribuição mais adequada para prever os retornos mensais dos ativos, segundo MacKinlay (1985). Portanto, o teste desenvolvido pelos autores, denominado de estatística GRS, apresenta-se conforme segue:

$$GRS = \left[ \frac{\sqrt{1 + \hat{\theta}_*^2}}{\sqrt{1 + \hat{\theta}_C^2}} \right]^2 - 1 \quad (10)$$

Onde:

$GRS$  é o valor do teste desenvolvido por Gibbons, Ross e Shanken (1989);

$\hat{\theta}_*$  é o índice de Sharpe da carteira composta por todos os ativos analisados e que está na fronteira eficiente – no ponto onde a linha que parte da origem tangencia a fronteira; e

$\hat{\theta}_C$  é o índice de Sharpe da carteira que está sendo testada (a qual seus ativos também estão incluídos na carteira da fronteira eficiente).

Pelo fato da carteira testada estar incluída na carteira total de ativos analisados, o resultado do teste não pode ser negativo, já que a carteira de referência é a mais eficiente de todas. Desta forma, quanto mais próximo de zero for o resultado do teste para uma determinada carteira  $C$ , mais eficiente ela é, pois se aproxima do resultado da carteira de referência (op. cit, p. 1126). Substituindo a equação 8 dentro da equação 10, e reorganizando as variáveis, temos que:

$$GRS = \frac{\begin{bmatrix} \frac{\hat{R}_*^2}{\hat{\sigma}_*^2} - \frac{\hat{R}_C^2}{\hat{\sigma}_C^2} \\ \hat{\sigma}_*^2 & \hat{\sigma}_C^2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 + \frac{\hat{R}_C^2}{\hat{\sigma}_C^2} \\ \hat{\sigma}_C^2 \end{bmatrix}} \quad (11)$$

Onde:

$\hat{R}$  é a diferença entre o retorno da carteira e o retorno do ativo livre de risco;

$\hat{\sigma}$  é desvio-padrão dos retornos da carteira;

O símbolo de “\*” representa a carteira de referência e  $C$  representa a carteira testada.

Com base no teste desenvolvido, os autores testaram a eficiência da carteira formada pelo Índice *CRSP*, no período de 1926 a 1982, concluindo que não foi possível rejeitar a eficiência da carteira que compõe o índice. No Brasil, a estatística GRS foi utilizada por Nakamura (2000), Hagler e Brito (2007) e por Noda, Martelanc e Securato (2014).

Nakamura (2000) utilizou a estatística GRS para medir a eficiência da carteira teórica do Índice Bovespa (IBOVESPA), utilizando uma base de dados de 1990 a 1997, e o Sistema SAS para identificar a carteira que possui o máximo Índice de Sharpe. O valor da estatística GRS encontrado para o IBOVESPA foi de 0,2723, o que leva a uma não rejeição da hipótese de eficiência do índice, embora a carteira se localize “numa região não suficientemente distante do conjunto eficiente, a ponto de torná-lo um referencial ruim do comportamento do mercado de ações como um todo” (op. cit., p. 79).

Já Hagler e Brito (2007) analisaram a eficiência de três índices brasileiros – o IBOVESPA, o Índice Brasil (IBX50) e o Índice da Fundação Getúlio Vargas (FGV100) – no período de 1989 a 2003, tendo como base metodológica a estatística GRS. Os autores concluíram que os testes rejeitam a hipótese de eficiência de todos os índices, considerando-os inadequados para serem carteiras referenciais de mercado.

Mais recentemente, Noda, Martelanc e Securato (2014) utilizaram uma metodologia que ajustou os retornos e desvios-padrão de 35 ações pertencentes ao IBOVESPA e que tinham séries de retornos mensais completas entre 2003 e 2012, de forma que a fronteira eficiente seja tangente à carteira de mercado e que fossem minimizadas as diferenças entre parâmetros reais e ajustados. Os resultados encontrados pelos autores corroboraram com os resultados de Nakamura (2000), ao demonstrarem que os ajustes para tornar a carteira eficiente não são significativos, indicando a não rejeição da hipótese de eficiência do mercado medida pelo CAPM no mercado brasileiro.

Conforme abordado em seções anteriores, nesta tese se busca explicação, a partir das Finanças Comportamentais, para dois efeitos, *Momentum* e *Overreaction*, procurando montar e otimizar carteiras baseadas nestas anomalias como uma tentativa de potencializar os retornos obtidos ao longo do tempo, baseando-se na ideia de regularidades dos efeitos em foco e que se constituem como base para a montagem das carteiras e consequente medição de seus níveis de eficiência.

Após o desenvolvimento da estatística GRS por Gibbons, Ross e Shanken (1989), uma medida de eficiência das carteiras que tem como foco analisar se retornos passados são bons preditores de retornos futuros foi aquela desenvolvida por Grinblatt e Titman (1993). Segundo

estes autores, as medidas tradicionalmente utilizadas têm um problema, pois baseiam seus testes em uma carteira de referência, a qual muitas vezes pode não ser bem selecionada, sendo os testes sensíveis à sua escolha. Desta forma, informam que os testes de eficiência não consideram a composição do portfólio a ser testado e, caso fosse utilizado, poderia eliminar a carteira de referência, diminuindo os problemas de medição (op. cit., p. 47-48).

Grinblatt e Titman (1993, p. 49) afirmam que a medida de eficiência criada por eles baseia-se no pressuposto de que as expectativas de retornos dos ativos que compõem um portfólio de um investidor podem mudar, o que faz mudar os pesos dos ativos na carteira conforme sua inclinação para maiores ou menores retornos esperados. Desta forma, baseiam sua medida no conceito de covariância, buscando relacionar o retorno do ativo analisado à alteração de seu peso na carteira. Sendo assim, a medida criada pelos autores, chamada de *Portfolio Change Measure* (PCM), ou medida de mudança de portfólio, é determinada por:

$$PCM = \frac{\sum \sum [R_{J,T} (W_{J,T} - W_{J,T-K})]}{T} \quad (12)$$

Onde:

$PCM$  é o resultado da *Portfolio Change Measure* (ou medida de mudança de portfólio);

$R_{J,T}$  é o retorno do ativo  $J$  no período  $T$ ;

$W_{J,T}$  é o peso do ativo  $J$  no período  $T$ ; e

$W_{J,T-K}$  é o peso do ativo  $J$  no período  $T-K$ .

Na equação 12, os dois somatórios representam a soma dos resultados das operações para cada período  $T$  e a soma dos resultados de cada ativo  $J$  presente no portfólio.

Desta forma, a ideia proposta por Grinblatt e Titman (1993) com esta medida é que sob a hipótese nula de que os investidores são desinformados acerca das expectativas de retornos dos títulos, não iriam alterar os pesos dos ativos na carteira, e a medida PCM tenderia a zero. Já a hipótese alternativa consiste que investidores informados acerca das expectativas de retornos dos títulos iriam alterar os pesos dos ativos na carteira, e que a PCM tenderia a covariância média entre os retornos dos ativos e seus pesos no portfólio.

Esta medida foi utilizada dois anos mais tarde por Grinblatt, Titman e Wermers (1995) para analisar o desempenho de 155 fundos de investimento mútuos durante os anos de 1974 a 1984. Os resultados obtidos indicam que fundos que utilizaram a estratégia de investimento em *Momentum* tiveram um desempenho significativamente maior do que os outros fundos no

trimestre seguinte. Entretanto, os autores supracitados informaram que não se pode afirmar que foi o comportamento de manada o causador do efeito *Momentum*.

Cinco anos depois, Grinblatt e Keloharju (2000) estudaram o comportamento dos diversos tipos de investidores e a performance de seus investimentos, utilizando como dados os retornos das 16 maiores empresas com ações negociadas na Bolsa de Valores de Helsinque, Finlândia, e que não passaram por processo de fusão durante o período de análise, que foi de dezembro de 1994 a dezembro de 1996. O objetivo deste estudo foi verificar quais grupos de investidores exibem mais o comportamento relacionado ao efeito *Momentum* (tendência de comprar vencedoras e vender perdedoras) e os que exibem mais o comportamento contrário, de *Overreaction*.

Para tanto, os autores supracitados analisam seis grupos de investidores, quais sejam: (i) investidores nacionais individuais; (ii) organizações sem fins lucrativos; (iii) o Governo em geral; (iv) instituições financeiras e de seguros; (v) Corporações não financeiras; e (vi) investidores estrangeiros. Além disso, divide os investidores nacionais individuais conforme pequeno, médio e grande portfólio. A base de dados analisada lhes permitiu saber o percentual de participação de cada tipo de investidor em cada uma das 16 ações analisadas (op. cit., p. 51).

Os resultados apontados por Grinblatt e Keloharju (2000) demonstram que apenas os investidores estrangeiros exibem mais o comportamento relacionado ao efeito *Momentum*, enquanto que investidores nacionais de todas as categorias exibem um comportamento mais relacionado ao efeito *Overreaction*.

Para encontrar estes resultados, os autores desenvolveram uma medida de comportamento que consiste em calcular, para cada grupo de investidores, a diferença entre proporção de compra das quatro ações com maiores retornos em um momento do passado (vencedoras) e a proporção de compra das quatro ações com os menores retornos neste mesmo período (perdedoras). Se essa diferença for positiva, diz-se que o grupo de investidores é orientado para o *Momentum*, e se for negativa, é orientado para o *Overreaction* (GRINBLATT e KELOHARJU, 2000, p. 52-53).

Após esta análise, os autores supramencionados continuam o estudo buscando medir a performance das carteiras formadas por categorias de investidor, procurando investigar se os efeitos *Momentum* e *Overreaction* geram um maior desempenho. Para tal, foi necessária apenas uma adaptação da medida de tendência explicitada anteriormente. Nesta pesquisa, performance está relacionada à capacidade dos investidores de prever retornos futuros.

Portanto, a medida de desempenho das carteiras por grupo de investidores foi calculada como a diferença entre a proporção de compra no período  $t$  das quatro ações com maiores retornos futuros em  $t + m$  e a proporção de compra das quatro ações com os menores retornos futuros neste mesmo período. Sendo essa diferença positiva, demonstra que os investidores tiveram habilidade para escolher as ações que dariam maior retorno no futuro (op. cit., p. 62). Os resultados demonstram que as categorias de investidores estrangeiros e de instituições financeiras e de seguros foram as que apresentaram a melhor performance, a um nível de significância de 5%.

Com o mesmo objetivo de avaliar a performance das carteiras formadas por grupos de investidores, Bohm e Wenzelburger (2005) simularam o desempenho empírico de carteiras formadas por dois grupos de investidores heterogêneos: os racionais – os quais se baseiam na análise fundamentalista - e os *noise traders*, ou irracionais. Para tanto, utilizaram como medida de performance o Índice de Sharpe, já detalhado em seção anterior.

Os resultados apresentados por Bohm e Wenzelburger (2005) demonstram que as carteiras dos investidores racionais no plano de média-variância são consideradas eficientes no sentido *ex-ante* (formação da carteira), quando comparadas com as dos *noise traders*. Entretanto, os autores comprovaram não existir uma relação direta entre a sua eficiência *ex-ante* e o seu desempenho empírico *ex-post* (medido pelo Índice de Sharpe), e que os *noise traders* podem sim ter uma performance *ex-post* melhor do que os investidores que baseiam a escolha de sua carteira no plano de média-variância eficiente.

Como forma de medir a performance de fundos a partir de um estudo comportamental, Gupta-Mukherjee (2013) trouxe uma perspectiva diferente ao avaliar o quanto as crenças dos gestores de fundos mútuos se desviam das crenças de seus pares, e como esse desvio demonstra as habilidades de previsão dos gestores, afetando a performance dos fundos. Desta forma, demonstra que as expectativas dos gestores de fundos mútuos são heterogêneas, e que a diferença entre as crenças de um gestor e as dos seus pares em um período *ex-ante* contém informações sobre sua habilidade de gestão, demonstrada pela diferença dos resultados em um período *ex-post*.

A proposta metodológica para avaliar a performance das carteiras montadas no estudo trazida por Gupta-Mukherjee (2013) utiliza o conceito do  $\alpha$  (alfa) de Jensen (1968), porém utilizando como medida de previsão dos retornos o modelo de Carhart (1997). Sendo assim, o  $\alpha$  (alfa) de Jensen seria calculado por:

$$\alpha_C = R_C - [R_f + \beta_C^{MKT} (R_m - R_f) + \beta_C^{SMB} SMB + \beta_C^{HML} HML + \beta_C^{MOM} MOM] \quad (13)$$

Onde:

$\alpha_C$  é a medida de eficiência da carteira  $C$ ;

$R_C$  é o retorno da carteira analisada;

Os  $\beta_C$  são as relações entre o retorno da carteira e as variáveis analisadas

$R_m$  é o retorno da carteira de mercado;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco;

$SMB$  é o fator de tamanho;

$HML$  é o fator do índice *book-to-market*; e

$MOM$  é o fator de *Momentum*.

Seguindo este modelo, Gupta-Mukherjee (2013) utilizou como carteira de referência todos os ativos comprados por mais de um fundo de investimento mútuo no período  $t$ , sendo esta a carteira de *benchmark*, ou seja, aquela que demonstra as crenças homogêneas dos gestores de fundos. A ideia do trabalho supramencionado é que as diferenças entre as carteiras dos fundos e a carteira de referência demonstram as expectativas heterogêneas de cada gestor.

Os resultados obtidos informam que as diferenças entre as carteiras dos fundos de investimentos e a carteira de referência tiveram um desempenho positivo e significativo, demonstrando que existem diferentes crenças entre gestores de fundos e seus pares, as quais influenciam positivamente o desempenho da carteira escolhida.

A última seção deste referencial teórico trata de uma discussão dos conteúdos aqui abordados com a finalidade de se formular as hipóteses de pesquisa.

## 2.6 Formulação das hipóteses de pesquisa

De forma a contextualizar como as bases teóricas desenvolvidas contribuíram para a formulação das hipóteses de pesquisa, relembra-se aqui o objetivo geral desta Tese, que é buscar o desenvolvimento de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo do efeito manada e do excesso de confiança, caso estes estejam presentes no mercado de capitais brasileiro.

Para o desenvolvimento destas hipóteses, ao examinar as principais referências teóricas nas áreas de Finanças Clássicas e Finanças Comportamentais, percebeu-se uma

possível relação entre a situação de mercado em equilíbrio proposto por Sharpe (1964) durante a formulação do CAPM, e a Teoria Comportamental de Precificação de Ativos de Capital ou *BAPM*, proposta por Shefrin e Statman (1994). O estudo em conjunto de ambas as teorias de precificação de ativos de capital (baseadas nas Finanças Clássicas e nas Finanças Comportamentais) e dos efeitos *Momentum* e *Overreaction* trouxe a inclinação de se formular uma simulação acerca de como se movimentam os ativos de capital no plano de média-variância.

Observando as bases teóricas analisadas e apresentadas no Referencial Teórico, reflete-se que, possivelmente, os ativos movimentam suas posições no plano de média-variância, e que pelo fato de os mercados não estarem em equilíbrio devido à quebra do pressuposto de racionalidade do investidor, eles possivelmente não se movimentam de forma a apenas transformar a fronteira eficiente de uma curva para uma relação linear, conforme proposto por Sharpe (1964).

Desta forma, reflete-se que - possivelmente - os ativos ao longo do tempo movimentam suas posições no plano de média variância no sentido de construir este equilíbrio proposto por Sharpe (1964), mas que por conta da atuação dos *noise traders*, a posição de cada ativo fica alternando entre acima da linha de mercado de capitais e abaixo da mesma linha, passando pela fronteira eficiente em alguns momentos durante esta movimentação. Por conta desta movimentação que vai de um ponto acima da linha de mercado de capitais a um ponto abaixo, de forma constante, é que acontece os efeitos *Momentum* e *Overreaction*.

Na tentativa de fazer aqui uma simulação daquilo que se quer testar, suponha-se uma carteira eficiente *C*. Os *outsiders*, aqueles que negociam a partir das tendências de preços conforme a classificação de Mendel e Shleifer (2011), posicionam-se corretamente nesta carteira, aumentando os preços dos ativos. Por sua vez, os *noise traders*, com um comportamento de manada, seguem os *outsiders* e investem também em *C*, fazendo aumentar mais ainda os preços (além do seu preço justo), e ficando com expectativa de retorno inferior àquela prevista, caso estivesse sobre a fronteira eficiente. Isto representa que o ponto *C* ficaria abaixo da CML.

Já os arbitadores, também chamados *insider traders* na mesma classificação dos autores supramencionados, visualizam esta movimentação e saem de *C* em busca de carteiras montadas com base em ativos subavaliados por uma análise fundamentalista e que, portanto,

tem alta expectativa de retorno, e lá se posicionam, aumentando os preços e diminuindo a expectativa de retorno das carteiras.

Já que os arbitradores saem de *C*, diminuem os preços dos ativos que compõem essa carteira, aumentando a expectativa de retorno. Nesta fase, *outsiders* realizam seus lucros, retirando também suas posições em *C* e fazendo com que os preços diminuam ainda mais. Por fim, *noise traders* acompanham o movimento dos outros grupos como em uma manada, fazendo com que os preços diminuam mais do que deveriam e, portanto, ficando com alta expectativa de retorno, acima da CML. Quando chega a este ponto, as outras carteiras nas quais os arbitradores investiram já estão abaixo da CML, e eles saem destas posições e voltam a investir em *C*, reiniciando o ciclo.

Devido a essas movimentações, se supõe que ocorrem os efeitos *Momentum* e *Overreaction* de forma regular, com uma possível explicação de que a inversão das relações entre os betas dos ativos vencedores e dos ativos perdedores ocorre por conta da atuação dos *noise traders* no mercado. Esta suposição corrobora com os estudos de Black, Jensen e Scholes (1972) e de DeBondt e Thaler (1985), os quais afirmam que os betas dos ativos variam ao longo do tempo.

Portanto, a partir desta contextualização realizada entre o objetivo de pesquisa e as bases teóricas estudadas, foi possível formular as hipóteses deste estudo, de maneira a deixar claro o que está sendo testado. Desta forma, são três as hipóteses a serem testadas, sendo a primeira delas referente à ocorrência do efeito *Overreaction*, conforme segue.

### **Hipótese I**

- $H_0$ : Não há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a inexistência do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.
- $H_1$ : Há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a existência do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.

Em busca da análise da referida hipótese de ocorrência do *Overreaction*, será replicada a metodologia utilizada pelos autores Debondt e Thaler (1985) e Chopra, Lakonishok e Ritter (1992) para o mercado de capitais brasileiro.

Não sendo rejeitada a hipótese de *Overreaction* no mercado brasileiro, significa que as ações vencedoras (perdedoras) passam a ser perdedoras (vencedoras) no longo prazo (de três a cinco anos). Como o estudo é desenvolvido como em uma cadeia, na qual uma etapa depende da outra, a não rejeição da hipótese de *Overreaction* reforça a segunda parte deste estudo, a qual busca justificativas para a ocorrência desta anomalia.

Conforme a simulação de investimento na carteira *C* descrita mais acima, a segunda parte deste estudo busca explicar o porquê da ocorrência do *Overreaction* através do fato de que os movimentos de ascensão e declínio dos preços dos ativos para acima e para abaixo da CML podem ter como causa os desvios de comportamento dos *noise traders* no mercado.

Já que uma parte do retorno da ação pode ser causada pela subvalorização dessa ação, enquanto que outra parte pode ser causada pelos desvios de comportamento dos *noise traders*, é necessário escolher modelos que prevejam estes retornos. Para a identificação do retorno causado por essa subvalorização, escolheu-se o Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015). A diferença entre o retorno observado e o previsto pelo referido modelo foi denominado de retorno anormal, e então analisado se esse retorno anormal é causado pelos desvios de comportamento dos *noise traders* através da metodologia de Chang, Cheng e Khorana (2000). Estes testes serão detalhados mais adiante, nos procedimentos metodológicos. Por ora, define-se a hipótese II a partir desta descrição.

## **Hipótese II**

- $H_0$ : Não há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), não sendo esta diferença explicada pela atuação dos *noise traders* no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).
- $H_1$ : Há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), sendo esta diferença explicada pela atuação dos *noise traders* no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).

Para verificação da hipótese II, o retorno anormal será calculado conforme metodologia de Shefrin e Statman (1994), sendo este retorno anormal correlacionado com o modelo de evidenciação do efeito manada proposto por Chang, Cheng e Khorana (2000), utilizando a variável *Cross-Section Absolute Deviation of Returns* (CSAD), para identificação do comportamento dos *noise traders*.

Tendo visto isso, parte-se para a construção da hipótese que traz em si a parte central desta pesquisa, a qual consiste no desenvolvimento de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo desses efeitos comportamentais no mercado de capitais, potencializando os retornos das carteiras de investimentos. Esta sistemática proposta tem por base a não rejeição das Hipóteses I e II, buscando assim um método que dê maior peso na carteira aos ativos que estejam subvalorizados devido à atuação dos *noise traders* no mercado, ou seja, identificando o ponto em que a expectativa de retorno irá se reverter e, portanto, maximizando a expectativa de retorno da carteira.

Após a formulação da sistemática de otimização, será verificado se os retornos das carteiras analisadas são significativamente maiores pela proposta de otimização ou se o modelo tradicional de otimização proposto por Markowitz (1952) é um melhor estimador. Com base neste conceito, define-se a Hipótese III.

### **Hipótese III**

- $H_0$ : Não há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.
- $H_1$ : Há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.

No estudo da hipótese III, serão utilizados os tradicionais testes de comparação de médias e as medidas de eficiência de carteiras abordadas na Seção 2.5 do Referencial Teórico. O processo de montagem das carteiras e o detalhamento dos testes estão explicitados nas seções 3.4 a 3.6 dos procedimentos metodológicos.

A não rejeição das três hipóteses propostas nesta pesquisa cria uma lógica coerente de que ocorre o efeito *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro, sendo parte desta anomalia explicada pelos desvios de comportamento dos *noise traders* e que, portanto, é possível se utilizar deste conhecimento para maximizar o retorno de carteiras de investimento através de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe este dinamismo.

O próximo capítulo traz a descrição dos procedimentos metodológicos necessários para que se produzam os resultados e que se testem as hipóteses aqui propostas. Quando da finalização desta descrição dos procedimentos metodológicos, é apresentado um fluxograma lógico de relação entre as hipóteses.

### 3 Procedimentos metodológicos

Este capítulo explicita os procedimentos metodológicos necessários à produção dos resultados e aos testes das hipóteses definidas na última seção do referencial teórico. O Quadro 2, apresentado a seguir, relaciona as três hipóteses definidas aos objetivos específicos relatados na Introdução.

**Quadro 2 (3) – Relações entre Objetivos Específicos e Hipóteses**

Objetivos Específicos	Hipóteses
(i) Verificar a ocorrência do efeito <i>Overreaction</i> no mercado de capitais brasileiro;	<p style="text-align: center;"><b>Hipótese I</b></p> <p>H<sub>0</sub>: Não há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&amp;FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a inexistência do <i>Overreaction</i> no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.</p> <p>H<sub>1</sub>: Há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&amp;FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a existência do <i>Overreaction</i> no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.</p>
(ii) Explicar o comportamento dos retornos das ações no mercado de capitais brasileiro através do modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015);	<p style="text-align: center;"><b>Hipótese II</b></p> <p>H<sub>0</sub>: Não há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), não sendo esta diferença explicada pela atuação dos <i>noise traders</i> no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).</p>
(iii) Comparar os retornos esperados pelo modelo baseado em Fama e French (2015) com os retornos observados das ações, calculando suas diferenças;	<p>H<sub>1</sub>: Há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), sendo esta diferença explicada pela atuação dos <i>noise traders</i> no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).</p>
(iv) Verificar se estas diferenças podem ser explicadas pelo efeito manada e pelo excesso de confiança;	
(v) Rebalancear os pesos das ações nas carteiras analisadas pelo método de Markowitz (1952);	<p style="text-align: center;"><b>Hipótese III</b></p> <p>H<sub>0</sub>: Não há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.</p>
(vi) Rebalancear os pesos das ações nas carteiras analisadas considerando o sistema de pontuação das ações que foi elaborado, o qual inclui o efeito manada e o excesso de confiança;	<p>H<sub>1</sub>: Há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.</p>
(vii) Analisar as diferenças entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) e o sistema de pontuação das ações que considera o efeito manada e o excesso de confiança.	<p>H<sub>1</sub>: Há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.</p>

Fonte: Elaboração própria

Analisando o Quadro 2, percebe-se que todos os sete objetivos específicos são contemplados pelas três hipóteses definidas, as quais terão seus procedimentos metodológicos detalhados neste capítulo. Enquanto que o primeiro objetivo específico se traduz em uma hipótese única, buscando verificar a ocorrência do *Overreaction*, as Hipóteses II e III, de maior complexidade, são desdobradas em três objetivos específicos cada uma, referentes às suas etapas a serem cumpridas para que sejam efetivados os testes.

Este capítulo está dividido em seis seções, quais sejam: (1) a descrição da coleta e organização da base de dados, explicando como as carteiras foram formadas; (2) a descrição sobre os procedimentos metodológicos de análise dos resultados da Hipótese I; (3) os procedimentos metodológicos de análise dos resultados da Hipótese II; (4) informa como foram feitos os processos de otimização das carteiras de controle; (5) traz a sistemática de otimização que foi desenvolvida considerando os desvios de comportamento dos investidores; e (6) explicita-se os procedimentos metodológicos de análise dos resultados da Hipótese III.

### **3.1 Coleta e organização da base de dados**

Para testar as hipóteses propostas no capítulo anterior, foi realizada uma aplicação empírica, e para isso o universo considerado é a base de dados dos ativos negociados na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros (BM&FBOVESPA), no período de 1995 a 2015, acessada por meio do sistema Economática.

Do universo definido, a seleção da amostra que compõe a análise foi definida através da realização das seguintes exclusões, aplicadas a cada período analisado: (1) O tipo de ativo analisado são ações de instituições não bancárias (excluídas ADR's, Índices, ações do Setor Economática denominado "Finanças e Seguros" e outros tipos de ativos); (2) as ações devem ter *status* de negociação ativo (portanto, excluem-se as canceladas); e (3) para consistência dos dados necessários à análise estatística em termos de liquidez, foram consideradas apenas aquelas que apresentem no mínimo uma negociação mensal na formação.

Toda a base de dados foi ajustada por inflação até a última data disponível dos dados, que é 21 de setembro de 2016, e além disso ajustada por proventos, incluindo os dividendos. Estes ajustes são feitos automaticamente no sistema Economática.

Tendo sido definida a amostra, parte-se para a definição das variáveis necessárias à análise. Como todas as hipóteses têm como foco que retornos passados são preditivos de

retornos futuros, a principal variável é o retorno das ações, a qual é calculada conforme a equação 14, a seguir.

$$R_i = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (14)$$

Onde:

$R_i$  é o retorno da ação no mês analisado;

$P_t$  é o preço da ação no mês  $t$ ; e

$P_{t-1}$  corresponde ao preço da ação no mês imediatamente anterior a  $t$ .

No caso de não haver negociação no último dia do mês, tolerou-se disponibilidade até 30 dias, tendo a mesma tolerância para todas as outras variáveis coletadas.

A variável “retorno”, apresentada na equação 14, é suficiente para a análise da hipótese I. Já a Hipótese II necessita de mais seis variáveis, necessárias à construção do modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), quais sejam: (a) o retorno médio do mercado brasileiro, representado pelo Índice Bovespa (IBOVESPA); (b) o retorno do ativo livre de risco, representado pela taxa do Certificado de Depósito Interbancário (CDI); (c) o tamanho da empresa, medido pelo seu valor de mercado; (d) a relação entre o valor contábil da empresa e o valor de mercado, medido pelo índice *Book-to-Market*; (e) a rentabilidade operacional do patrimônio líquido, calculada pela divisão do Lucro Antes do Imposto de Renda (LAIR) pelo Patrimônio Líquido (PL); e (f) o percentual de aumento dos investimentos, calculada pela diferença entre o ativo total de um período e do outro.

Enquanto as variáveis de (a) a (d) serão utilizadas na análise de regressão da mesma forma como foram coletadas no Sistema Econômica, as variáveis (e) e (f) são calculadas. Primeiramente, a rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido é mensurada conforme equação 15, apresentada a seguir:

$$OP_t = \frac{LAIR_t}{PL_t} \quad (15)$$

Onde:

$OP_t$  (de *Operational Profitability*) é a rentabilidade operacional da empresa no período  $t$ ;

$LAIR_t$  é o Lucro Antes do Imposto de Renda no período  $t$ ; e

$PL_t$  corresponde ao Patrimônio Líquido no mesmo período.

Já o percentual de crescimento dos investimentos da empresa à qual a ação se refere é mensurado pela equação 16, conforme segue:

$$INV_t = \frac{AT_t - AT_{t-1}}{AT_{t-1}} \quad (16)$$

Onde:

$INV_t$  é a taxa de investimento da empresa no período  $t$ ;

$AT_t$  é o Ativo Total da empresa no período  $t$ ; e

$AT_{t-1}$  corresponde ao Ativo Total no período imediatamente anterior a  $t$ .

De forma a subsidiar a montagem da sistemática proposta de otimização de carteiras (análise da Hipótese III), mais duas variáveis precisaram ser coletadas, sendo uma delas o *Beta* ( $\beta$ ), que é o fator de risco da ação em relação ao mercado, pois considera-se que esta será uma variável de decisão durante a otimização das carteiras, tendo em vista o dinamismo de alteração dos pesos das ações nas carteiras conforme a ocorrência dos efeitos *Momentum* e *Overreaction*. Black, Jensen e Scholes (1972) disseram que tinham por objetivo estimar a série histórica do Beta, indicando que este é dinâmico e se movimenta ao longo do tempo, convergindo a pesquisa desta tese com a destes autores.

A segunda variável necessária à montagem da sistemática proposta de otimização de carteiras é o volume negociado, tanto em termos de quantidade de ações negociadas como de volume em dinheiro, com a finalidade de acompanhar a liquidez das carteiras que serão formadas para a análise e para ser utilizada como variável de decisão.

Um resumo de todas as variáveis que serão coletadas está apresentado no Quadro 3, com o nome da variável, a finalidade, a operacionalização e também o indicativo da periodicidade nos quais estes dados serão coletados durante todo o período (de 1995 a 2015).

Vale acrescentar que também foram calculados os logaritmos naturais do valor de mercado da empresa e do volume negociado (tanto em quantidade de negócios como em dinheiro), para que estas variáveis (as quais geralmente tem altos valores) estejam mais adequadas para correlações e análise de regressão tendo como variável dependente o retorno esperado (de menor valor).

Toda a base de dados aqui descrita foi montada em planilhas eletrônicas do *Microsoft Excel 2010*, sendo uma planilha para cada período de análise. Tendo visto como foram

coletados os dados e calculadas as variáveis a serem analisadas, demonstra-se agora o processo de formação das carteiras.

**Quadro 3 (3) – Variáveis da Base de Dados**

Variável	Finalidade	Operacionalização	Periodicidade
Retorno ( $R_i$ )	Calcular o retorno das carteiras	Equação 14	Mensal e Diária
Índice Bovespa ( $R_m$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Coletado diretamente no Economática	Mensal
Taxa CDI ( $R_f$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Coletado diretamente no Economática	Mensal
Valor de Mercado ( $VM$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Coletado diretamente no Economática	Trimestral
<i>Book-to-Market</i> ( $BM$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Coletado diretamente no Economática	Trimestral
Rentabilidade Operacional do Patrimônio Líquido ( $OP$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Equação 15	Trimestral
Taxa de crescimento dos investimentos no Ativo ( $INV$ )	Variável a ser utilizada no Modelo de Cinco Fatores	Equação 16	Trimestral
Beta da ação ( $\beta$ )	Variável para monitoramento das carteiras	Coletado diretamente no Economática	Mensal
Volume Negociado em quantidades ( $Volq$ )	Variável para monitoramento das carteiras	Coletado diretamente no Economática	Mensal
Volume Negociado em dinheiro ( $Vold$ )	Variável para monitoramento das carteiras	Coletado diretamente no Economática	Mensal

Fonte: Elaboração própria

No intuito de testar a hipótese I proposta, foram criadas carteiras vencedoras e perdedoras no mercado de capitais brasileiro - compostas pelas 15 ações com os maiores retornos no ano de formação, e as 15 ações com os menores retornos no ano de formação, respectivamente – e analisados os seus retornos nos cinco anos seguintes.

A quantidade selecionada de 15 ações por carteira corrobora com os estudos de Brito (1989) e Ceretta e Costa Jr (2006) acerca da quantidade ideal de ativos que tornam uma carteira diversificada no mercado de capitais brasileiro (balanceando redução do risco não-sistemático e custos de transação).

Para tal, primeiramente foi calculado o retorno acumulado de cada ação no ano de formação de carteira, sendo então as ações classificadas em ordem decrescente deste retorno acumulado. Sendo assim, selecionaram-se as 15 primeiras ações para compor a carteira denominada vencedora e as 15 últimas ações para compor a carteira denominada perdedora.

Além dos retornos acumulados de cada carteira, foi analisado também o retorno diferencial, conforme proposto por Jegadeesh e Titman (1993), que consiste no resultado associado à diferença entre as carteiras vencedoras e perdedoras, a qual se espera que seja negativa, já que a hipótese a ser testada prevê que o retorno das ações perdedoras no período de formação seja superior ao das vencedoras cinco anos depois. O retorno diferencial é calculado tal como na equação 17, apresentada a seguir:

$$R_D = R_{CV} - R_{CP} \quad (17)$$

Onde:

$R_D$  é o retorno diferencial no período analisado;

$R_{CV}$  é o retorno da carteira vencedora no período analisado; e

$R_{CP}$  corresponde ao retorno da carteira perdedora no mesmo período.

De forma a se ter uma maior quantidade de dados e gerar uma amostra mais significativa, as carteiras vencedoras e perdedoras foram criadas todos os anos, durante 16 anos (de 1995, quando da implantação do Plano Real, até o ano de 2010), e analisadas nos cinco anos seguintes (1996 – 2000 para a primeira carteira e 2011 – 2015 para a última carteira). Os períodos de formação e análise dos retornos das carteiras são apresentados no Quadro 4, a seguir.

**Quadro 4 (3) – Períodos de Formação e Análise das Carteiras**

Iteração	Formação	Análise
1	Jan/95 a Dez/95	Jan/96 a Dez/00
2	Jan/96 a Dez/96	Jan/97 a Dez/01
3	Jan/97 a Dez/97	Jan/98 a Dez/02
4	Jan/98 a Dez/98	Jan/99 a Dez/03
5	Jan/99 a Dez/99	Jan/00 a Dez/04
6	Jan/00 a Dez/00	Jan/01 a Dez/05
7	Jan/01 a Dez/01	Jan/02 a Dez/06
8	Jan/02 a Dez/02	Jan/03 a Dez/07
9	Jan/03 a Dez/03	Jan/04 a Dez/08
10	Jan/04 a Dez/04	Jan/05 a Dez/09
11	Jan/05 a Dez/05	Jan/06 a Dez/10
12	Jan/06 a Dez/06	Jan/07 a Dez/11
13	Jan/07 a Dez/07	Jan/08 a Dez/12
14	Jan/08 a Dez/08	Jan/09 a Dez/13
15	Jan/09 a Dez/09	Jan/10 a Dez/14
16	Jan/10 a Dez/10	Jan/11 a Dez/15

Fonte: Elaboração própria

Sendo assim, o total de carteiras a serem analisadas na Hipótese I é de 32, sendo 16 delas vencedoras em seu período de formação e 16 perdedoras no mesmo período. O retorno acumulado nos cinco anos de análise é a variável objeto de exame para fins de não rejeição da hipótese I. Os procedimentos de verificação desta hipótese são descritos mais adiante.

De forma a dar continuidade à pesquisa na análise da Hipótese II, foi considerada toda a base de dados (e não apenas as 15 ações vencedoras e as 15 ações perdedoras), sendo necessário calcular uma regressão com os dados das ações referente ao modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), para que então se tenha um modelo de previsão do retorno esperado, conforme equação 18, a seguir.

$$E(R_i - R_f) = \beta_1(R_m - R_f) + \beta_2(Ln_{VM}) + \beta_3(BM) + \beta_4(OP) + \beta_5(INV) \quad (18)$$

Onde:

$E(R_i - R_f)$  é a esperança do prêmio de risco da ação;

$R_m$  é retorno da carteira de mercado, medido pelo IBOVESPA;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco, medido pelo CDI;

$Ln_{VM}$  é o logaritmo natural do valor de mercado da empresa à qual a ação se refere;

$BM$  é o *Book-to-Market* da empresa à qual a ação se refere;

$OP$  é a rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido da empresa à qual a ação se refere; e

$INV$  é a taxa de crescimento do ativo total da empresa à qual a ação se refere.

Após ser rodada a regressão, parte-se para o cálculo do retorno esperado em cada período analisado com base na regressão, utilizando-se dos betas calculados e dos indicadores já coletados, e então calcula-se o retorno anormal, que é a diferença entre o retorno observado e o retorno esperado do período, baseando-se em uma reorganização da equação proposta por Shefrin e Statman (1994) e apresentada na equação 19, a seguir.

$$A(i) = R_i - E(R_i) \quad (19)$$

Onde:

$A(i)$  é o retorno anormal da ação  $i$ ;

$R_i$  é o retorno observado da ação no período analisado; e

$E(R_i)$  é a esperança de retorno do ativo  $i$  calculada pela regressão baseada no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015).

Mais adiante, nas seções de metodologia referente às análises, será explicitado como o retorno anormal foi utilizado nos testes.

### 3.2 Procedimentos de análise dos resultados da hipótese I

A análise estatística e econométrica a ser desenvolvida pode ser dividida em três frentes, conforme as hipóteses desenvolvidas. Primeiramente, em relação à Hipótese I, busca-se verificar o comportamento dos retornos ao longo do tempo, identificando a partir de quantos meses/anos o efeito *Overreaction* passa a ocorrer. Desta forma, é possível aplicar a análise econométrica de séries temporais.

De forma a deixar mais claro como será realizada a análise, é necessário trazer à tona a Hipótese I, agora abordando-a de forma a desenvolver equações que a representem.

- $H_0$ : Não há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a inexistência do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.

$$E(R_{CV_t} | F_{t-1}) - E(R_{CP_t} | F_{t-1}) = 0 \quad (20)$$

- $H_1$ : Há diferença significativa e com correlação negativa entre os retornos das ações negociadas na BM&FBOVESPA nos períodos de formação das carteiras (doze meses) e os rendimentos verificados nos sessenta meses posteriores, indicando a existência do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro entre 1995 e 2015.

$$\begin{aligned} E(R_{CV_t} | F_{t-1}) &< 0 \\ E(R_{CP_t} | F_{t-1}) &> 0 \end{aligned} \quad (21)$$

Onde:

$E(R_{CV_t} | F_{t-1})$  corresponde ao retorno esperado da carteira vencedora  $t$  meses após o período de formação; e

$E(R_{CP_t} | F_{t-1})$  é o retorno esperado da carteira perdedora nos  $t$  meses após o período de formação.

Após a montagem da base de dados (a qual é montada para cada ano de formação e cinco anos de análise, gerando 16 iterações no período) e a aplicação dos filtros previstos, os dados foram classificados em ordem decrescente de retorno no período de formação (primeiro ano), e então selecionadas as 15 ações com o maior retorno na formação para compor a carteira vencedora e as 15 ações com o menor retorno na formação para compor a carteira perdedora (formando então 32 carteiras, sendo 16 vencedoras e 16 perdedoras, cada uma delas com periodicidades diferentes, conforme Quadro 3 na seção anterior).

A periodicidade escolhida de doze meses de formação e análise do *Overreaction* de treze a sessenta meses corrobora com os estudos de Debondt and Thaler (1985) e de Chopra, Lakonishok and Ritter (1992), os quais verificaram a ocorrência desta anomalia no mercado norte-americano dentro desta escala de tempo.

Após a montagem destas 32 carteiras, foram calculados os retornos médios mensais de cada uma delas, considerando pesos iguais para cada uma das 15 ações da carteira. Em seguida, foram calculados os retornos acumulados em cada período de análise, os quais consistem na soma dos retornos dos períodos anteriores com o período atual. Estes resultados de retornos acumulados serão então apresentados em tabelas e gráficos.

Para verificar se o retorno acumulado de longo prazo da carteira perdedora em  $t-1$  é significativamente maior do que o retorno acumulado de longo prazo da carteira vencedora em  $t-1$  (o que não rejeita a hipótese de *Overreaction*), é necessário aplicar testes de comparação de médias.

Pela natureza dos dados (retornos acumulados das carteiras nos períodos), avalia-se a necessidade de utilização de um teste de comparação de médias não-pareado, pois trata-se da comparação de dois subconjuntos de casos (vencedoras e perdedoras) de uma mesma variável (retorno acumulado). Como os dados poderão ter ou não uma distribuição normal, os testes a serem aplicados são ou o Teste T de *Student* Não-Pareado (para distribuições paramétricas) ou o Teste de Mann-Whitney U (para distribuições não-paramétricas).

De uma forma geral, a expectativa é de que ações vencedoras percam no longo prazo, e que ações perdedoras vençam no mesmo período, identificando então o *Overreaction*. Diante disso e da não-rejeição desta hipótese que poderá ser identificada por meio dos testes de comparação de médias, a análise de séries temporais permite dar continuidade à análise ao inferir, entre outras interpretações, qual a melhor defasagem para os retornos em questão e qual o melhor modelo explicativo do comportamento desses retornos.

Antes da definição do melhor modelo descritivo da tendência dos retornos mensais analisados, há a necessidade de uma verificação da estacionariedade da série para adequação das previsões, sendo para isso utilizado o teste de Dickey-Fuller (raiz unitária). Sob a hipótese nula de que  $\rho=1$ , a estatística calculada para o teste é conhecida como estatística  $\tau$  (tau).

Caso o coeficiente  $\delta = \rho - 1$  seja nulo, significa que  $\rho=1$  e, portanto, a série é não estacionária. Já se o valor da estatística  $\tau$  (tau) encontrado for menor em valores absolutos que o  $\tau$  (tau) crítico tabelado, aceita-se a hipótese nula de que  $\delta$  seja igual a zero e, portanto,  $\rho=1$ , encontrando-se um processo de raiz unitária ou não-estacionário. Caso contrário ( $\delta < 1$ ), o processo é estacionário. Nos casos em que a raiz unitária for identificada, há necessidade de diferenciar a série de dados.

Para testar a hipótese conjunta de que todos os coeficientes de autocorrelação  $\rho$  são simultaneamente nulos, foi calculada a estatística de Ljung – Box, utilizada para amostras pequenas. No caso de aceitação da hipótese de que as autocorrelações são nulas, é necessário realizar a diferenciação para que as autocorrelações sejam diferentes de zero, sendo gerado um modelo Autoregressivo Integrado e de Média Móvel – ARIMA para descrever os dados.

A previsão possibilitada pelas regressões de séries temporais pode ser baseada não apenas em modelos AR ou MA, de forma exclusiva, mas nos dois simultaneamente, representando um modelo ARMA ( $p, q$ ) ou ainda ARIMA ( $p, d, q$ ), caso seja necessário diferenciar a série de dados (GUJARATI e PORTER, 2011). A partir desses conceitos, apresenta-se a seguir o modelo Auto Regressivo de Média Móvel de ordem  $p, q$  ou ARMA:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} + u_t \quad (22)$$

Onde:

$\mu$  representa a média do período;

$\phi_p$  se refere aos pesos dados às observações passadas da variável em análise; e

$\theta_q$  constitui-se como a ponderação associada aos erros passados no modelo de média móvel.

Para identificar se os dados analisados se tratam de um processo autoregressivo ou de média móvel, foram inicialmente calculados os valores apropriados de  $p$  e  $q$ . Para isso foi utilizado o correlograma e o correlograma parcial para perceber em que períodos de defasagem existem mais correlações com a variável dependente ou de correlação entre as

observações com  $k$  períodos de defasagem, ou seja, entre  $y$  e dos componentes de média móvel  $u_t$  e  $u_{t-k}$ .

Após a identificação dos valores apropriados de  $p$  e  $q$ , o próximo passo consiste em estimar os parâmetros dos termos autoregressivo e de média móvel incluídos no modelo. Para esta estimativa, foram feitos os cálculos de vários modelos e selecionado aquele com o menor critério de informação de Akaike (AIC).

Depois de escolhido um modelo ARMA em particular e estimados seus parâmetros, verificou-se em seguida se o modelo escolhido se ajusta aos dados razoavelmente bem, pois é possível que outro modelo ARMA possa se ajustar melhor. Um teste simples do modelo escolhido consiste em verificar se os resíduos estimados desse modelo são ruídos brancos; se são, pode-se aceitar o ajuste específico; caso contrário, volta-se ao início de todo o processo, conhecido como método de Box-Jenkins (op. cit., 2011).

Nesta pesquisa, a regressão de séries temporais foi rodada para a série de dados de retorno diferencial, sendo este explicado em função de seu próprio *lag*. Além disso, foi verificado se o melhor modelo para a descrição do rendimento seria autoregressivo, de média móvel ou os dois em conjunto, caracterizando um modelo ARMA.

Desta forma, finaliza-se a análise referente à Hipótese I, rejeitando ou não a ocorrência do efeito *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro, e desenvolvendo-se um modelo ARIMA a partir do qual é possível tomar decisões de periodicidade de rebalanceamento de pesos das carteiras, tendo em vista que o retorno esperado depende do retorno passado em períodos específicos.

Em uma análise conjunta, a não rejeição da Hipótese I reforça o estudo da Hipótese II, apresentada a seguir, e já traz um resultado importante para a formulação da sistemática de otimização proposta pela Hipótese III, que é a definição da periodicidade de revisão dos pesos da carteira.

### **3.3 Procedimentos de análise dos resultados da hipótese II**

Após a análise dos Resultados referentes à Hipótese I, parte-se para a análise da Hipótese II, cujo objetivo consiste em explicar que – possivelmente - as diferenças entre os retornos observados e os retornos esperados são causados por desvios de comportamento dos

investidores, basicamente de um grupo mais específico denominado por Mendel e Shleifer (2011) como *noise traders*.

Destaca-se que, não sendo rejeitada a Hipótese I de que ocorre o *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro, trata-se de uma anomalia que, portanto, irá gerar um retorno anormal. Neste contexto, vale salientar o que disseram os autores Grinblatt, Titman e Wermers (1995, p. 3), de que há uma diferença entre retornos anormais causados por ações subvalorizadas e aqueles causados por comportamentos irracionais.

De forma a esclarecer estas diferenças, precisa-se primeiro de um modelo de previsão do retorno que considere variáveis passíveis de identificar esta subvalorização. Conforme já explorado no Referencial Teórico e na explanação da Formulação das Hipóteses, o modelo escolhido foi o de Cinco Fatores de Fama e French (2015), explicitado na equação 18.

Para realizar esta análise, salienta-se que foi considerada toda a base de dados do período com as exclusões já aplicadas, e não apenas as duas carteiras com as 15 ações vencedoras e com as 15 ações perdedoras. Além disso, novas exclusões foram aplicadas à amostra, quais sejam: dados de Valor de Mercado (*VM*), rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) e taxa de investimento no ativo (*INV*) no ano de formação devem ser não nulos e dados de *Book-to-Market* (*BM*) devem ser não nulos e não negativos.

Após a aplicação dos filtros, foram montadas 16 carteiras em cada iteração de tempo, conforme os seguintes passos: (a) a amostra foi classificada em ordem crescente de Valor de Mercado (*VM*) e dividida em duas partes (Pequenas e Grandes); (b) Cada parte foi classificada em ordem decrescente de *Book-to-Market* (*BM*), dividindo as duas partes já existentes em duas novas (Alto *BM* e Baixo *BM*); (c) As quatro carteiras já formadas foram então classificadas em ordem decrescente de rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) e novamente divididas (em Robustas e Fracas), gerando oito carteiras; (d) Por fim, as oito carteiras foram classificadas em ordem crescente de taxa de investimento no ativo (*INV*) e novamente divididas, gerando as 16 carteiras que serão analisadas.

Como são 16 as iterações de tempo apresentadas no Quadro 4, foram montadas 256 carteiras, sendo necessário rodar uma regressão com dados em painel, ou seja, com os dados de todas as iterações, tendo a finalidade de verificar o poder explicativo das variáveis, e também como a variável dependente pode ser autoexplicativa ao longo do tempo.

Vale destacar que a regressão não foi rodada para uma parte do período e testada em outro, e sim rodada utilizando os dados de todos os períodos, pois tem por finalidade verificar

o quanto as variáveis do modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015) explicam os retornos das ações.

Além disso, o objetivo de rodar esta regressão consiste em ter um modelo de previsão do retorno esperado, para então calcular o retorno anormal, que é a diferença entre o retorno observado e o retorno esperado pelo modelo, conforme explicitado na equação 19. Sendo assim, o foco principal desta segunda seção de análise consiste em comprovar que este retorno anormal é causado pelos desvios de comportamento dos *noise traders*. Portanto, relembra-se aqui a Hipótese II, sendo esta definida pelas seguintes equações:

- $H_0$ : Não há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), não sendo esta diferença explicada pela atuação dos *noise traders* no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).

$$R_{Rt} | F_{t-1} - E(R_{5Ft} | F_{t-1}) = 0 \quad \text{Eq. 23}$$

- $H_1$ : Há diferença significativa entre os retornos observados das ações no período de 1995 a 2015 e aqueles previstos pelo modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), sendo esta diferença explicada pela atuação dos *noise traders* no mercado de capitais brasileiro, conforme método de Chang, Cheng e Khorana (2000).

$$R_{Rt} | F_{t-1} - E(R_{5Ft} | F_{t-1}) \neq 0 \quad \text{Eq. 24}$$

Onde:

$E(R_{Rt} | F_{t-1})$  corresponde ao retorno observado da carteira,  $t$  meses após a formação; e

$E(R_{5Ft} | F_{t-1})$  é o retorno esperado da carteira calculado pelo Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), no mesmo período.

As diferenças entre o retorno observado e o retorno esperado de acordo com o modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), o qual prevê um mercado em equilíbrio, foram testados conforme os testes de comparação de médias tradicionalmente utilizados. Por se tratar de subconjuntos de dados diferentes, sendo um o retorno observado e o outro o retorno esperado, trata-se de testes não-pareados, os quais – a depender da distribuição dos dados –

poderiam ser gaussianos ou não. Nestes casos, foi utilizado ou o Teste  $t$  de *student* não pareado ou o teste de Mann-Whitney U.

Estes testes inferem acerca de diferenças significativas entre o retorno observado e o esperado. Entretanto, não são capazes de inferir se essas diferenças são causadas ou não por desvios comportamentais do grupo de investidores denominados por Mendel e Shleifer (2011) como *noise traders*.

Para verificar se os desvios do retorno observado em relação ao retorno esperado foram causados por efeitos comportamentais, foi feita uma aplicação do método de Chang, Cheng e Khorana (2000), no qual foi calculado o CSAD para cada carteira em todo o período de análise, conforme equação 25:

$$CSAD_t = \frac{\sum |R_{i,t} - R_{m,t}|}{n - 1} \quad (25)$$

Onde:

$CSAD_t$  é o desvio absoluto médio dos retornos da carteira no período  $t$ ;

$R_{i,t}$  é o retorno observado da ação  $i$  no mês  $t$ ;

$R_{m,t}$  se refere ao retorno médio do mercado (IBOVESPA) no mesmo período de análise;

$n$  significa a quantidade de ações na carteira.

Em seguida, foi aplicado o teste de não linearidade proposto pelos mesmos autores, sendo o CSAD médio a variável dependente. Estabelecendo a relação desse desvio com o retorno médio de mercado tanto linearizado como em sua forma não linear, espera-se que o parâmetro  $\beta_2$  seja negativo e significativo, indicando o efeito manada, o qual é caracterizado como um desvio nos preços causados pelos *noise traders* no mercado (equação 26).

$$CSAD_t = \alpha + \beta_1 |R_{m,t}| + \beta_2 R_{m,t}^2 + \varepsilon_t \quad (26)$$

Onde:

$CSAD_t$  é o desvio absoluto médio dos retornos da carteira no período  $t$ ;

$\alpha$  é a constante da equação;

$R_{m,t}$  se refere ao retorno médio do mercado (IBOVESPA) no mesmo período de análise, o qual aparece na forma linear no *beta 1* e na forma não linear (quadrado) no *beta 2*; e

$\varepsilon$  é o termo de erro.

Após o cálculo do *CSAD*, os retornos anormais das ações (conforme equação 19) foram calculados e utilizados no monitoramento das carteiras, para verificar o quanto o retorno observado está se distanciando ou se aproximando do retorno esperado.

### 3.4 Processos de otimização das carteiras de controle

Uma vez analisadas as Hipóteses I e II, foram obtidas informações suficientes para propor uma nova sistemática de otimização dos portfólios, através da definição da periodicidade de rebalanceamento dos pesos das ações na carteira e dos indicadores que seriam acompanhados para que se tomasse a decisão de mudança dos pesos ou não.

Entretanto, antes de demonstrar os procedimentos metodológicos da sistemática de otimização aqui desenvolvida, apresenta-se nesta seção os processos de otimização das Carteiras de Controle, ou seja, as carteiras que foram utilizadas como ferramenta comparativa, de forma a avaliar se a sistemática criada traz ou não um desempenho maior em termos de retorno de longo prazo do que os métodos tradicionais de otimização.

Destaca-se a necessidade de se esclarecer os estimadores de retorno e de risco das carteiras, independente do processo de otimização utilizado (se os tradicionais ou com a sistemática proposta). Aqui não se tem a pretensão de modificar os estimadores de risco (variância da carteira) e retorno (média ponderada dos retornos individuais dos ativos) tradicionalmente utilizados por Markowitz (1952), pois faria a pesquisa seguir por outro caminho, sendo o foco aqui na alteração do processo de otimização (técnicas para definir os pesos das ações na carteira), e não de seus estimadores.

Sendo assim, o retorno da carteira é calculado como a média ponderada dos retornos individuais dos ativos, onde o peso de cada ativo na carteira é arbitrado pelo investidor, de acordo com a equação 27, a seguir.

$$R_C = \sum_{i=1}^n R_i \times W_i \quad (27)$$

Onde:

$R_C$  é o retorno da carteira  $C$ ;

$R_i$  é o retorno de cada ativo  $i$ ; e

$W_i$  é a participação de cada ativo  $i$  na carteira  $C$ .

Já o risco da carteira é medido pela sua variância, tal como estabelecida pelo autor, e envolve os pesos dos ativos, além da contribuição de cada um deles para o risco da carteira, mensurada pela variância, e a covariância entre cada par de títulos componente da carteira, conforme expresso na equação 28.

$$VAR_C = \sum_{i=1}^n W_i \times \left( \sum_{j=1}^n W_j \times \sigma_{ij} \right) \quad (28)$$

Onde:

$VAR_C$  é a variância da carteira  $C$ ;

$W_i$  é a participação de cada ativo  $i$  na carteira  $C$ ;

$W_j$  é a participação de cada ativo  $j$  na carteira  $C$ ; e

$\sigma_{ij}$  representa a covariância entre o par de ativos  $i$  e  $j$ , se  $i$  diferente de  $j$ ; ou representa a variância do ativo  $i$ , se  $i$  igual a  $j$ .

Tendo definido como se calculam os estimadores de risco e retorno, discorre-se agora sobre os processos de otimização que serão realizados para as carteiras a serem comparadas com a sistemática proposta.

Para esta fase da análise, foram selecionadas novamente as carteiras vencedoras e perdedoras, compostas respectivamente pelas 15 ações com os maiores retornos no período de formação e as 15 ações com os menores retornos no período de formação. Como a base de dados permite 16 iterações, resultam 32 carteiras a serem analisadas. Além disso, a carteira criada para a aplicação da sistemática proposta também passou pelos processos tradicionais de otimização. Portanto, contabilizam-se 48 carteiras, sendo 16 vencedoras, 16 perdedoras e 16 criadas (recomendadas) para a aplicação da sistemática desenvolvida. Como estas 48 carteiras passaram por três processos de otimização diferentes, foram  $48 \times 3 = 144$  carteiras com métodos diferentes sendo monitoradas.

As carteiras formadas passaram por dois processos tradicionais de otimização, para verificar qual deles geraria a maior performance de retorno. São duas as formas tradicionais selecionadas para ponderar a carteira: (1) carteira igualmente ponderada, na qual os pesos são iguais para todos os ativos ( $1/N$ ); e (2) carteira ponderada pela média-variância (MARKOWITZ, 1952), buscando minimizar o risco ao manter o mesmo nível de retorno. Vejamos cada uma delas.

Acerca da carteira igualmente ponderada, o peso de cada ativo na carteira é determinado pela igual participação de cada uma das ações na carteira, conforme equação 29.

$$W_{CIP} = \frac{1}{N} \quad (29)$$

Onde:

$W_{CIP}$  é o peso de cada ativo pelo método de carteira igualmente ponderada; e

$N$  é o número de ativos presentes na carteira.

Já acerca da carteira de média-variância, Markowitz (1952) determinou uma função de minimização do risco ao manter o mesmo nível de retorno, ou de maximização do retorno para um dado nível de risco. Sendo assim, considerando-se o mesmo nível de risco calculado para a carteira igualmente ponderada, os pesos dos ativos na carteira de média-variância foram determinados por:

$$W_{CMedV} = f(\max_{F_{t-1}} R_C) \quad (30)$$

Onde:

$W_{CMedV}$  é o peso de cada ativo  $i$  na carteira medido pelo método de média-variância;

$f(\max R_C)$  é a função de maximização do retorno da carteira ( $R_C$ ); e

$F_{t-1}$  é o período de formação, mantendo-se todas as outras variáveis constantes.

Vale considerar que, para os dois casos de ponderação supracitados e para o que vier a ser elaborado, existem duas condições de restrição: (1)  $\sum_{i=1}^N W_i = 1$ , o que significa que a soma dos pesos das ações na carteira deve ser igual a 100%; e (2)  $W_i \geq 0$ , o que significa que nenhum peso das ações pode ser negativo. Além disso, no caso da otimização pela média-variância e na sistemática proposta que vier a ser elaborada, uma terceira restrição consiste em manter ou diminuir o risco em relação à carteira igualmente ponderada.

Gonçalves Júnior, Pamplona e Montevechi (2002) utilizaram planilhas eletrônicas para otimizar carteiras, calculando através do *Solver* - um suplemento do *Microsoft Excel 2010* - os pesos para os ativos na carteira conforme condições e restrições informadas. Pretende-se utilizar a mesma ferramenta para a execução das funções supramencionadas. Tendo visto isso, a próxima seção discorre acerca da sistemática de otimização de portfólio desenvolvida nesta Tese.

### 3.5 Sistemática proposta de otimização de portfólios

Uma vez analisadas as Hipóteses I e II, foram obtidas informações para alimentar os dados necessários à nova sistemática de otimização dos portfólios, através da análise periódica desses indicadores para decisão de rebalanceamento dos pesos das ações na carteira. Estes indicadores e a expectativa de resultado para cada um deles (conforme a literatura) estão apresentados no Quadro 5.

**Quadro 5 (3) – Indicadores para Montagem da Sistemática de Otimização de Portfólios**

Variável	Categoria	Participação	Expectativa
Retorno Observado da ação ( $R_i$ )	Variável Dependente	Monitoramento e Pontuação	Variável Dependente
Valor de Mercado ( $VM$ )	Fundamentalista	Pontuação	Quanto menor for, maior a expectativa de retorno
<i>Book-to-Market</i> ( $BM$ )	Fundamentalista	Pontuação	Quanto maior for, maior a expectativa de retorno
Rentabilidade Operac. PL ( $OP$ )	Fundamentalista	Pontuação	Quanto maior for, maior a expectativa de retorno
Taxa de Cresc. do Ativo ( $INV$ )	Fundamentalista	Pontuação	Quanto menor for, maior a expectativa de retorno
Beta da ação ( $\beta$ )	Relação com o Mercado	Monitoramento	Se varia, indica mudança de expectativa do retorno
Volume Negociado em Qtde. ( $Volq$ )	Liquidez	Monitoramento	Analisar em conjunto com a <i>Correl_CSAD</i>
Volume Negociado em R\$ ( $Volr$ )	Liquidez	Monitoramento	Analisar em conjunto com a <i>Correl_CSAD</i>
Correlação entre <i>CSAD</i> e $R_m^2$ ( <i>Correl_CSAD</i> )	Comportamento dos <i>noise traders</i>	Monitoramento	Se for negativa e significativa, indica atuação dos <i>noise traders</i>

Fonte: Elaboração própria

A proposta da sistemática de monitoramento consiste na definição de um critério de pontuação das ações para selecionar as 15 ações que farão parte da carteira a ser acompanhada e então otimizar-la e monitorá-la. Este critério de pontuação é dividido em duas partes, sendo a primeira delas referente à criação de uma medida que indique uma vantagem fundamentalista de se investir naquela ação, enquanto que a segunda medida consiste em avaliar todo o contexto em conjunto, considerando também as variáveis comportamentais, conforme cenários descritos mais adiante.

Salienta-se que, para esta terceira etapa de análise dos resultados, um novo filtro foi aplicado à amostra, para que só fique em cada carteira recomendada para a sistemática proposta uma ação por empresa. Caso entre os papéis analisados tivesse mais de uma ação da mesma empresa, foi considerada apenas a mais líquida em termos de volume negociado em dinheiro no ano de formação das carteiras.

Primeiramente, em relação à pontuação que indicará uma vantagem fundamentalista de se investir naquela ação, os quatro indicadores considerados foram aqueles presentes no modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), conforme as expectativas previstas pelos autores. Desta forma, enquanto que alto *Book-to-Market* (*BM*) e alta rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) indicam ações subvalorizadas, um baixo Valor de Mercado (*VM*) e menores taxas de crescimento do ativo total (*INV*) associados aos dois primeiros indicadores reforçam essa subvalorização.

Desta forma, o primeiro critério de pontuação (o de verificar o nível de subvalorização por critérios fundamentalistas) consistiu em aplicar a função “ORDEM.MED” do *Microsoft Excel 2010* a esses indicadores, com o objetivo de que a ação mais subvalorizada tivesse a maior quantidade de pontos (último lugar na classificação) e a ação mais sobrevalorizada apresentasse a menor quantidade de pontos (primeiro lugar na classificação). Portanto, para os indicadores *BM* e *OP*, a função foi utilizada aplicando a ordem ascendente (para que os maiores valores tivessem a maior pontuação), enquanto que a ordem descendente foi aplicada aos indicadores *VM* e *INV* (para que os menores valores tivessem a maior pontuação).

A quantidade de pontos final para cada ação referente ao seu nível de subvalorização consistiu na soma dessas classificações, conforme representado na equação 31. Portanto, a ação que tivesse a maior pontuação seria considerada como a mais subvalorizada em relação às outras.

$$P_{i,t} = \sum(P_{VM} + P_{BM} + P_{OP} + P_{INV}) \quad (31)$$

Onde:

$P_{i,t}$  é a pontuação fundamentalista da ação  $i$  na carteira no período  $t$ ; e

$P_{VM}$ ,  $P_{BM}$ ,  $P_{OP}$  e  $P_{INV}$  são as pontuações de cada um dos quatro indicadores.

A não rejeição da Hipótese I desta pesquisa (de ocorrência do efeito *Overreaction*) fará este primeiro critério de pontuação contar com mais um indicador: o retorno observado no período de formação. Caso este seja negativo, a não rejeição da Hipótese I corrobora para que a maior pontuação seja dada às ações com retornos negativos na formação, pois se espera

uma reversão desses retornos no longo. Sendo assim, a soma final de pontos na primeira parte da análise contou com cinco indicadores. Salienta-se que a entrada do retorno no período de formação como indicador para pontuação depende dos resultados da Hipótese I.

A sistemática de otimização proposta se inicia com a seleção das 15 ações que tenham a maior pontuação pelos critérios fundamentalistas aqui apresentados. Conforme foi dito na seção anterior, além desta carteira criada a partir da sistemática proposta, as carteiras vencedora e perdedora também foram monitoradas, tanto o retorno dessas carteiras como a pontuação aqui estabelecida. O Quadro 6 apresenta um resumo das carteiras monitoradas e os métodos de otimização utilizados.

Como as carteiras (ainda que com ações iguais, mas com métodos de otimização diferentes) são montadas em 16 iterações de tempo diferentes, o total de carteiras que estará sendo analisado é de  $9 \times 16 = 144$  carteiras.

**Quadro 6 (3) – Portfólios Monitorados na Análise dos Resultados da Hipótese III**

<b>Carteira</b>	<b>Seleção das Ações</b>	<b>Método de Otimização</b>
C1	15 ações Vencedoras	Igualmente Ponderada
C2	15 ações Vencedoras	Média-Variância
C3	15 ações Vencedoras	Sistemática de Otimização Proposta
C4	15 ações Perdedoras	Igualmente Ponderada
C5	15 ações Perdedoras	Média-Variância
C6	15 ações Perdedoras	Sistemática de Otimização Proposta
C7	15 ações com maior pontuação fundamentalista	Igualmente Ponderada
C8	15 ações com maior pontuação fundamentalista	Média-Variância
C9	15 ações com maior pontuação fundamentalista	Sistemática de Otimização Proposta

Fonte: Elaboração própria

A proposta de uma sistemática de otimização dos pesos das ações em uma carteira não termina apenas com a escolha dos ativos que irão compor o portfólio, pois estaria se cumprindo apenas o primeiro estágio de Markowitz (1952).

A proposta é que a definição inicial (na formação) dos pesos das ações na carteira tenha o objetivo de maximizar a pontuação fundamentalista da carteira, ou seja, que os pesos valorizem mais as ações que estão subvalorizadas pelos critérios fundamentalistas. Portanto, os pesos foram calculados conforme equação 32:

$$W_{i,t} = f(\max_{F_{t-1}} P_C) \quad (32)$$

Onde:

$W_{i,t}$  é o peso de cada ação  $i$  na carteira no período  $t$ ;

$f(\max P_C)$  é a função da maximização da pontuação fundamentalista da carteira  $C$  no período de formação  $F_{t-1}$ .

Depois da otimização inicial dos pesos da carteira, e utilizando-se da periodicidade definida pela análise de séries temporais que será resultado da análise da Hipótese I, continua-se com a formulação da proposta de sistemática de otimização das carteiras, a qual consiste em revisar periodicamente se os pesos das ações na carteira estão adequados e se não precisam ser alterados.

Para a tomada de decisão acerca da mudança ou não dos pesos das ações na carteira, foi feita uma análise conjunta de cinco medidas, quais sejam: (a) o retorno observado; (b) a pontuação baseada em critérios fundamentalistas; (c) o *Beta* da ação; (d) a liquidez da ação; e (e) a correlação entre o *CSAD* e o  $Rm^2$ . Essa análise conjunta dos indicadores implica em dois possíveis cenários de análise que terão como consequência decisões diferentes (Quadro 7).

**Quadro 7 (3) – Cenários Possíveis de Serem Encontrados na Sistemática Proposta**

Contexto das Variáveis	Interpretação	Decisão de Otimização
<p><b>1º Cenário</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Retornos positivos</li> <li>• Pontuação diminuindo</li> <li>• <i>Beta</i> da ação mudando</li> <li>• Liquidez aumentando</li> <li>• Correlação <i>CSAD</i>-<math>Rm^2</math> negativa</li> </ul>	<p>O retorno positivo da ação em conjunto com a correlação <i>CSAD</i>-<math>Rm^2</math> negativa demonstra a atuação tardia dos <i>noise traders</i>, o que torna a ação sobrevalorizada (pontuação fundamentalista diminui) e, portanto, muda a expectativa de retorno (<i>Beta</i> mudando)</p>	<p>Como a expectativa é de reversão dos retornos (pois os arbitradores vão verificar a movimentação e retirar suas posições), é o momento de diminuir o peso dessas ações na carteira.</p>
<p><b>2º Cenário</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Retornos negativos</li> <li>• Pontuação aumentando</li> <li>• <i>Beta</i> da ação mudando</li> <li>• Liquidez aumentando</li> <li>• Correlação <i>CSAD</i>-<math>Rm^2</math> negativa</li> </ul>	<p>O retorno negativo da ação em conjunto com a correlação <i>CSAD</i>-<math>Rm^2</math> demonstra a atuação tardia dos <i>noise traders</i> em retirar suas posições, subvalorizando a ação (pontuação fundamentalista aumentando)</p>	<p>Como a expectativa é de reversão do retorno (arbitradores voltarão a se posicionar nessa carteira), é o momento de aumentar o peso dessas ações.</p>

Fonte: Elaboração própria

O Quadro 7 apresenta os cenários que se constituem como base para a tomada de decisão de redução ou de aumento dos pesos das ações na carteira. A periodicidade com a qual esses indicadores foram analisados só pôde ser definida após o estudo da Hipótese I, que

trouxe como resultado se ocorre e em quanto tempo ocorre o *Overreaction*. Caso não ocorra o cenário completo conforme descrito, a decisão consistirá em manter os pesos atuais da carteira até a próxima rodada de decisão.

A aplicação dos cenários acima descritos foi feita considerando a execução de uma Função SE no *Microsoft Excel 2010*, aplicando os dois cenários em cada ação da carteira, gerando variáveis binárias como resultado. No caso do primeiro cenário, se ele se concretizar, recebe o resultado “zero”, indicando diminuição do peso daquela ação na carteira, e o valor de “1” caso o cenário não se concretize por completo. Já no caso do segundo cenário, sua concretização fará a ação receber o resultado “2”, e o valor de “1” caso não se consolide. No final, como os cenários são divergentes entre si, a soma das suas pontuações gera apenas três resultados, sendo “1” referente à decisão de diminuir o peso da ação na carteira, “2” refere-se à manutenção do peso e “3” refere-se ao aumento do peso da ação naquele período. O Quadro 8 sintetiza este processo.

**Quadro 8 (3) – Notas Possíveis para as Ações nos Cenários**

Situação	Nota no 1º Cenário	Nota no 2º Cenário	Nota Final
Diminuir o peso da ação na carteira	0	1	1
Manter o peso da ação na carteira	1	1	2
Aumentar o peso da ação na carteira	1	2	3

Fonte: Elaboração própria

Desta forma, e a partir da periodicidade de análise para rebalanceamento a ser definida no estudo das Hipóteses I e II, caso todas as ações tenham recebido nota “2” nos cenários, os pesos não serão modificados naquele período. Caso qualquer uma delas tenha recebido notas “1” ou “3”, a otimização dos pesos será feita, buscando maximizar a pontuação fundamentalista da carteira, pontuação esta ponderada pelos pesos das ações e pelas notas dos cenários.

Desta forma, este desenvolvimento de ponderação das ações na carteira com base no efeito *Overreaction* e na identificação do comportamento dos *noise traders* busca identificar as mudanças de localização dos ativos no plano de média-variância, acompanhando a mudança de seus *betas* e, conseqüentemente, da sua expectativa de retorno, recalculando os pesos em pontos definidos no período de tempo de análise, quando a expectativa de retorno destes se inverte (de positiva a negativa e vice-versa).

### 3.6 Procedimentos de análise dos resultados da hipótese III

Após a realização dos processos de otimização tradicionais e com a nova sistemática proposta em todas as carteiras objeto de análise (Quadro 6), é necessário analisar os resultados obtidos em termos de desempenho e dos indicadores monitorados em cada carteira.

Primeiramente, em uma abordagem mais descritiva, serão apresentados gráficos e tabelas que indicarão o desempenho de cada uma das carteiras em termos de retorno acumulado ao longo dos anos de análise.

Para que fique mais claro os métodos que serão apresentados na análise dos resultados da Hipótese III, esta é relembra a seguir.

- $H_0$ : Não há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.

$$R_{CSPt} - R_{COTt} = 0 \quad 33$$

- $H_1$ : Há diferença significativa entre os retornos das carteiras otimizadas conforme o método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios e pela sistemática proposta, a qual considera o dinamismo dos efeitos comportamentais no mercado de capitais brasileiro, no período de 1995 a 2015.

$$R_{CSPt} - R_{COTt} > 0 \quad 34$$

Onde:

$R_{CSPt}$  representa o retorno da carteira otimizada pela sistemática proposta no período  $t$ ; e

$R_{COTt}$  representa o retorno da carteira otimizada pelos métodos tradicionais de otimização.

Portanto, a expectativa é que a sistemática de otimização desenvolvida tenha um retorno maior do que as formas tradicionais.

Após a apresentação e discussão das análises descritivas das carteiras, busca-se rejeitar ou não rejeitar a hipótese estabelecida por meio da medição dos desempenhos das carteiras. Inicialmente, a performance das carteiras foi medida de forma individual pelo Índice de

Sharpe, assim como fizeram Bohm e Welzenburger (2005) e Das *et. al.* (2010) em estudos comportamentais, pois a medida de risco total considera também carteiras não diversificadas, enquanto que o Índice de Treynor é mais eficaz para medir o desempenho de carteiras bem diversificadas.

Como esta pesquisa inclui também carteiras não tão bem diversificadas, verifica-se uma melhor aplicação do Índice de Sharpe. Desta forma, o índice de Sharpe é calculado conforme a equação 35, descrita a seguir.

$$S_C = \frac{R_C - R_f}{\sigma_C} \quad (35)$$

Onde:

$S_C$  indica o resultado do Índice de Sharpe para a carteira analisada;

$R_C$  é o retorno da carteira;

$R_f$  é o retorno do ativo livre de risco; e

$\sigma_C$  é o desvio-padrão dos retornos da carteira.

Desta forma, utilizando-se do Índice de Sharpe para medir o desempenho das carteiras de forma individual, foi possível realizar um comparativo entre essas carteiras, classificando conforme os métodos de otimização utilizados e conforme os períodos de análise.

Além da medição do desempenho individual de cada uma das carteiras analisadas, no caso específico das carteiras nas quais foram aplicadas a sistemática proposta, é necessário avaliar o quanto a revisão periódica dos pesos das ações na carteira influenciou nos seus retornos. Para isso, foi utilizada a medida de *Portfolio Change Measure* - PCM proposta por Grinblatt e Titman (1993). A PCM pode ser calculada conforme demonstra a equação 36, a seguir.

$$PCM = \frac{\sum \sum [R_{J,T} (W_{J,T} - W_{J,T-K})]}{T} \quad (36)$$

Onde:

$PCM$  é o resultado da *Portfolio Change Measure* (ou medida de mudança de portfólio);

$R_{J,T}$  é o retorno do ativo  $J$  no período  $T$ ;

$W_{J,T}$  é o peso do ativo  $J$  no período  $T$ ; e

$W_{J,T-K}$  é o peso do ativo  $J$  no período  $T-K$ .

A medida *PCM*, portanto, irá trazer como resultado o retorno causado pela mudança dos pesos das ações na carteira ao subtrair o peso originalmente definido daquele estabelecido após a mudança.

Após a utilização do Índice de Sharpe e da *PCM* para avaliar o desempenho das carteiras individualmente, inicia-se a utilização de índices e testes para demonstrar se há significância estatística na diferença dos resultados entre as carteiras. Para isso, novamente são aplicados os tradicionais testes de comparação de médias para verificar se há diferenças significativas entre os retornos calculados conforme cada tipo de ponderação das carteiras e também se há diferenças estatísticas entre os índices de Sharpe das carteiras analisadas.

Até o momento, as técnicas descritas podem ser utilizadas para comparar as diversas carteiras, mas é necessário demonstrar estatisticamente a eficácia da sistemática de otimização proposta (que tem duas bases, a otimização baseada na análise fundamentalista e a periodicidade de rebalanceamento de pesos).

Para demonstrar esta eficácia da sistemática de otimização proposta em relação ao modelo tradicional de otimização pela média-variância de Markowitz (1952), foi utilizada a estimação de diferenças-em-diferenças, a qual consiste em analisar as diferenças entre grupos de tratamento e de controle antes e depois da intervenção.

Para que se utilizasse a estimação de diferenças-em-diferenças, os seguintes passos foram aplicados: (a) as três carteiras analisadas (a formada pelas 15 ações com a maior pontuação fundamentalista, a carteira vencedora e a carteira perdedora) foram otimizadas pelo método de média-variância (MARKOWITZ, 1952) e pela sistemática de otimização proposta utilizando os dados do período de formação; (b) Após a definição da periodicidade de rebalanceamento, essas carteiras foram rebalanceadas a cada período previsto tanto pelo método de média-variância como pela sistemática de otimização proposta; (c) Foi calculado o retorno acumulado da carteira se só tivesse sido feito a primeira definição dos pesos das ações e com a realização dos rebalanceamentos, para os dois métodos escolhidos. Estas informações estão resumidas no Quadro 9, a seguir.

A partir da análise do Quadro 9, espera-se que as diferenças de retorno acumulado (A-C) e (B-D) sejam positivas, pois espera-se não rejeitar a hipótese de que a sistemática proposta traga um retorno superior aos dos métodos tradicionais de otimização de carteiras. Por outro lado, espera-se que as diferenças (A-B) e (C-D) sejam negativas, pois espera-se que o rebalanceamento periódico da carteira conforme a análise dos indicadores (Cenários do Quadro 6) traga maiores retornos do que realizar uma única decisão de pesos no início do

período. Sendo assim, espera-se que a diferença da diferença  $[(B-D)-(A-C)]$  seja positiva, já que espera-se que a sistemática proposta de otimização traga um retorno maior do que a otimização pela média-variância, potencializado pela periodicidade de rebalanceamento.

**Quadro 9 (3) – Estimação das Diferenças-em-Diferenças**

<b>Método de Otimização</b>	<b>Caso o método de otimização fosse aplicado apenas uma vez</b>	<b>Pesos das ações rebalanceados periodicamente</b>
<b>Sistemática de Otimização Proposta</b>	<b>A</b> Carteira otimizada pela sistemática proposta apenas no início do período de análise	<b>B</b> Carteira otimizada pela sistemática proposta periodicamente durante o período de análise
<b>Média-Variância (MARKOWITZ, 1952)</b>	<b>C</b> Carteira otimizada pela média-variância apenas no início do período de análise	<b>D</b> Carteira otimizada pela média-variância periodicamente durante o período de análise

Fonte: Elaboração própria

Para verificar se as diferenças de retornos entre as situações apresentadas são significativas, pretende-se aplicar a análise de variância (ANOVA) caso os dados sejam paramétricos, ou o Teste de Friedman caso os dados sejam não-paramétricos, pois serão analisados os retornos das carteiras de acordo com os diferentes métodos de otimização.

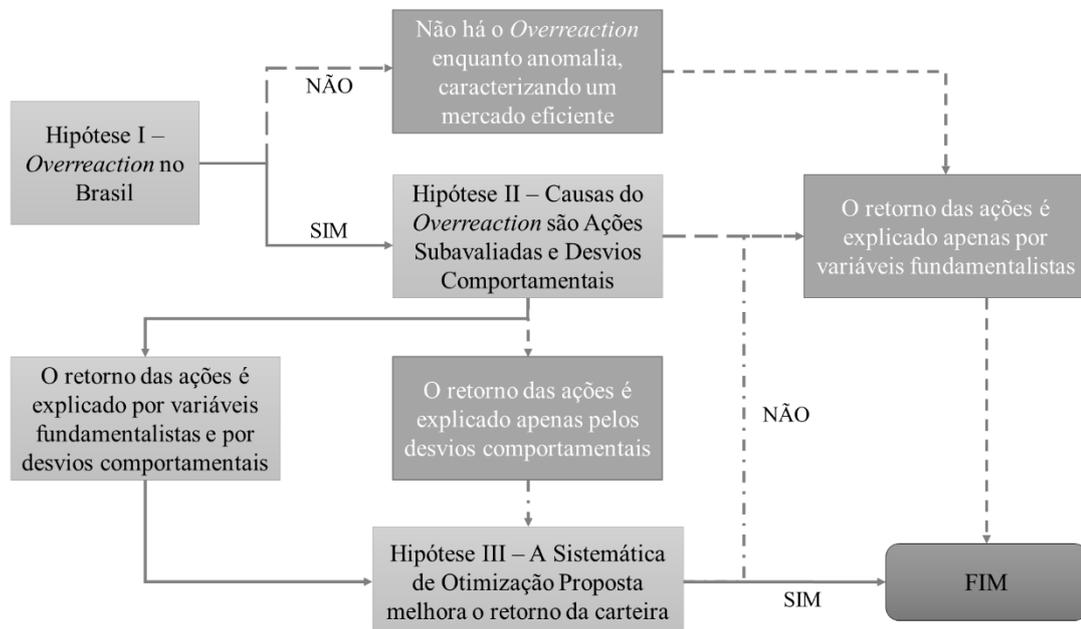
Inicialmente, pensou-se em também avaliar o desempenho da sistemática de otimização proposta em relação à eficiência de mercado, por meio da estatística GRS, onde teríamos como carteira de referência uma calculada através de programação estatística para encontrar aquela que possui o maior Índice de Sharpe e a carteira do IBOVESPA como a carteira testada. Esta estatística seria calculada em cada período de análise, utilizando seu resultado como *proxie* da eficiência da carteira de referência do mercado brasileiro.

Entretanto, percebeu-se que seria necessário construir uma nova base dados, a qual considerasse também os dados das ações canceladas para a formação da carteira Ibovespa e da carteira de referência em cada período. Por exemplo, em 1995, 12 ações que faziam parte do Ibovespa no período já são ações canceladas atualmente.

Percebeu-se então que a pesquisa iria seguir por outro caminho muito detalhado e que exigiria uma base de dados específica e totalmente diferente da coletada para esta Tese, não sendo então realizada esta análise do nível de eficiência do mercado brasileiro. Nas conclusões, os resultados obtidos serão discutidos a nível teórico com os autores que já trataram deste assunto.

A não rejeição da ocorrência do efeito *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro, sendo parte desta anomalia explicada por indicadores fundamentalistas (FAMA E FRENCH, 2015) e parte pelos desvios de comportamento dos *noise traders* (CHANG, CHENG e KHORANA, 2000) baseia a Hipótese III de que é possível se utilizar deste conhecimento para maximizar o retorno de carteiras de investimento através de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe este dinamismo.

A Figura 7, a seguir, apresenta esta relação lógica entre as hipóteses, salientando que a não rejeição das três hipóteses previstas leva ao resultado esperado, mas que outros caminhos também podem levar a resultados diferentes.



**Figura 7 (4) – Fluxograma Lógico de Relação entre as Hipóteses**

Fonte: Elaboração Própria

O fluxograma apresentado na Figura 7 demonstra que, caso uma das hipóteses não tenha o resultado esperado, também se chega a uma conclusão. No caso de a lógica coerente entre as três hipóteses não se concretizar, tem-se como resultado a eficiência do mercado brasileiro, no qual uma sistemática de otimização baseada em desvios de comportamento não funcionaria melhor do que o tradicional método de Markowitz (1952), sendo um dos pressupostos deste método a racionalidade do investidor.

## 4 Análise e discussão dos resultados

Seguindo a execução dos procedimentos metodológicos, os dados descritos no Quadro 3 foram coletados do Economática, considerando as 16 iterações de tempo para formação e análise (apresentadas no Quadro 4), sendo então aplicados os filtros para seleção da amostra (ações de instituições não bancárias com *status* de negociação ativo na BM&FBOVESPA e que tenham tido no mínimo uma negociação mensal no ano de formação).

Após a aplicação destes filtros, calculou-se a amostra em cada período de iteração para formação e análise, bem como o percentual da amostra em relação ao total de ações ativas na BM&FBOVESPA no momento. Estes dados estão apresentados na Tabela 1, a seguir.

**Tabela 1 (4) - Amostra de Ações Negociadas na BM&FBOVESPA**

Os dados da coluna “amostra” referem-se ao total de ações ativas na BM&FBOVESPA (excluindo-se o setor financeiro) e que tiveram no mínimo uma negociação mensal no ano de formação da carteira. O percentual em relação ao total refere-se às 604 ações atualmente negociadas na BM&FBOVESPA.

Ano de Formação	Amostra	% do Total
1995	81	13,41%
1996	93	15,40%
1997	86	14,24%
1998	77	12,75%
1999	83	13,74%
2000	105	17,38%
2001	98	16,23%
2002	97	16,06%
2003	104	17,22%
2004	117	19,37%
2005	133	22,02%
2006	149	24,67%
2007	209	34,60%
2008	250	41,39%
2009	246	40,73%
2010	258	42,72%

Fonte: Elaboração própria após coleta de dados no Economática

Este capítulo de análise e discussão dos resultados está dividido em três partes, sendo estas etapas referentes aos resultados de cada uma das três hipóteses estabelecidas.

## 4.1 Resultados da hipótese I: *overreaction* no Brasil

Dos dados coletados referentes às ações apresentadas na Tabela 1, em cada ano de formação das carteiras (1995 a 2010) estes ativos foram classificados em ordem decrescente de retorno acumulado naquele ano, sendo então selecionadas as 15 ações com os maiores retornos a carteira vencedora e as 15 ações com os piores retornos a carteira perdedora.

Sabendo-se que estas carteiras tiveram suas ações igualmente ponderadas, foram analisados os retornos nos cinco anos seguintes à formação. Desta forma, totalizam-se 32 carteiras analisadas nesta primeira etapa, sendo 16 vencedoras e 16 perdedoras, uma vencedora e uma perdedora para cada período de formação, conforme resultados da Tabela 2, a seguir.

**Tabela 2 (4) – Retorno Acumulado das Carteiras Vencedoras e Perdedoras**

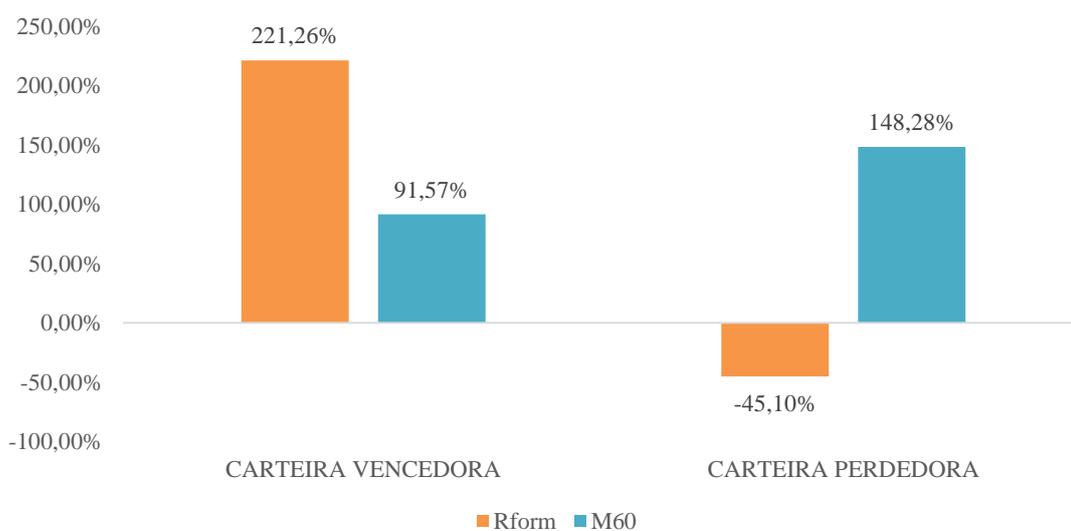
Os dados são apresentados por ano de formação. Primeiramente apresenta-se o retorno acumulado na formação; por exemplo, em 1995 as 15 ações com o maior desempenho neste ano obtiveram o retorno médio de 27,31%. Em seguida, demonstra-se o retorno acumulado da mesma carteira nos cinco anos seguintes; por exemplo, as 15 ações com o maior desempenho em 1995 tiveram um retorno médio acumulado de 148,98% entre 1996 e 2010. Por fim, apresenta-se o retorno diferencial (diferença dos retornos acumulados das carteiras vencedoras e perdedoras nos 60 meses seguintes à formação).

Anos	Retorno Acumulado no ano de formação		Retorno acumulado nos 60 meses seguintes		Retorno diferencial nos 60 meses seguintes
	Carteira Vencedora	Carteira perdedora	Carteira vencedora	Carteira perdedora	
<b>1995</b>	27,31%	-75,70%	148,98%	246,12%	<b>-97,14%</b>
<b>1996</b>	118,48%	-52,41%	178,86%	260,40%	<b>-81,54%</b>
<b>1997</b>	82,64%	-55,43%	51,65%	201,51%	<b>-149,86%</b>
<b>1998</b>	78,27%	-61,88%	161,41%	168,51%	<b>-7,10%</b>
<b>1999</b>	485,93%	-25,45%	161,43%	172,72%	<b>-11,29%</b>
<b>2000</b>	201,95%	-40,77%	113,24%	173,39%	<b>-60,15%</b>
<b>2001</b>	55,64%	-45,07%	142,72%	179,50%	<b>-36,78%</b>
<b>2002</b>	106,18%	-55,73%	176,25%	298,33%	<b>-122,08%</b>
<b>2003</b>	312,97%	-16,88%	141,44%	118,94%	22,50%
<b>2004</b>	195,67%	-28,87%	142,78%	163,71%	<b>-20,93%</b>
<b>2005</b>	130,91%	-48,40%	108,43%	340,47%	<b>-232,04%</b>
<b>2006</b>	309,62%	-22,11%	44,61%	149,27%	<b>-104,66%</b>
<b>2007</b>	832,38%	-36,22%	54,91%	13,11%	41,80%
<b>2008</b>	55,29%	-88,10%	-29,96%	52,71%	<b>-82,68%</b>
<b>2009</b>	376,75%	-22,46%	-54,01%	-62,17%	8,16%
<b>2010</b>	170,23%	-46,11%	-77,67%	-104,08%	26,41%
<b>MÉDIA</b>	<b>221,26%</b>	<b>-45,10%</b>	<b>91,57%</b>	<b>148,28%</b>	<b>-56,71%</b>

Fonte: Elaboração própria após a formação das carteiras no *Microsoft Excel 2010*

Conforme se observa na Tabela 2, nos 16 anos em que foram formadas carteiras, as carteiras vencedoras sempre tiveram retornos positivos no período de formação, enquanto que as carteiras perdedoras sempre tiveram prejuízos. Entretanto, a situação não é a mesma quando se considera os cinco anos ou sessenta meses posteriores, existindo períodos que tanto a carteira vencedora como a perdedora obtiveram lucros ou prejuízos simultaneamente.

Todavia, ao se analisar o retorno diferencial, que é a diferença entre o retorno acumulado da carteira vencedora e o retorno acumulado da carteira perdedora nos cinco anos de análise, percebe-se que na maioria das iterações analisadas este foi negativo, apresentando-se de forma descritiva o *Overreaction*. Ou seja, em 12 das 16 iterações de tempo analisadas, a carteira perdedora na formação traz retornos acumulados 60 meses depois que são maiores do que o retorno da carteira vencedora nos mesmos períodos. A média dos resultados de retorno no período de formação e no período de análise de todas as iterações de tempo são apresentadas na Figura 8, a seguir.



**Figura 8 (4) – Retorno Médio das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras**

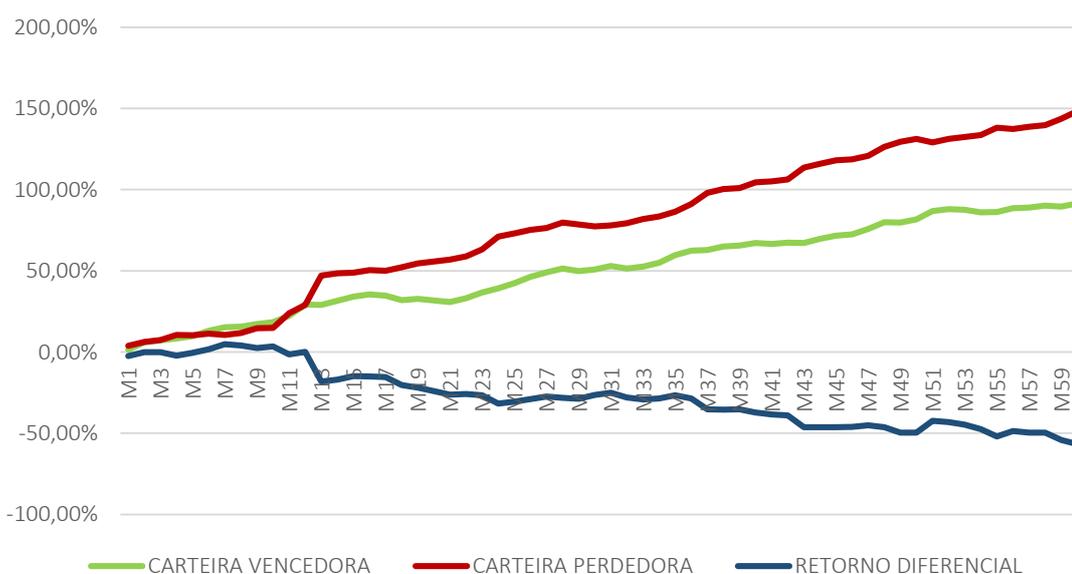
As barras em azul referem-se ao retorno das carteiras no período de formação (RForm), enquanto que as barras laranjas demonstram os retornos acumulados 60 meses após a formação das carteiras

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

Através da Figura 8, observa-se que as carteiras vencedoras obtiveram um retorno médio de 221,26% nos anos de formação e de 91,57% nos cinco anos posteriores, ou seja, um desempenho médio em cinco anos pior do que o desempenho em um único ano de formação. Por outro lado, as carteiras perdedoras tiveram um prejuízo médio de 45,10% nos anos de formação e renderam 148,28% nos cinco anos posteriores.

Destaca-se aqui que nos anos de formação de 2003, 2007, 2009 e 2010, únicos períodos nos quais as carteiras vencedoras tiveram retornos maiores do que as perdedoras nos sessenta meses seguintes, o retorno diferencial (da carteira vencedora menos o da perdedora) estava negativo no início e se tornou positivo em períodos específicos. No caso das carteiras formadas em 2003 (análise de 2004 a 2008) e em 2007 (análise de 2008 a 2012), ambas as reversões ocorreram em 2008, ano da crise do mercado americano. Já em relação às carteiras formadas em 2009 (análise de 2010 a 2014) e em 2010 (análise de 2011 a 2015), as reversões aconteceram em 2012 e 2011, respectivamente, que foram os anos nos quais a crise norte-americana de 2008 mais refletiram no Brasil.

A Figura 9 - a seguir - apresenta outra perspectiva do retorno médio acumulado das carteiras vencedoras e perdedoras, pois demonstra a sua evolução ao longo dos sessenta meses de análise.



**Figura 9 (4) – Retorno Médio Acumulado das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras e o Retorno Médio Diferencial nos 60 Meses de Análise**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

A Figura 9 demonstra que as carteiras vencedoras, na média, ainda têm um desempenho maior em termos de retorno do que as carteiras perdedoras nos 12 primeiros meses após a formação das carteiras, corroborando com os estudos de Jegadeesh e Titman (1993, 2011) e DeBondt e Thaler (1985) de que ocorre o *Momentum* (manutenção dos retornos) no curto prazo (até doze meses após a formação das carteiras) e o *Overreaction* no longo prazo (após doze meses de formação até sessenta meses).

A análise descritiva demonstrou indicativos de que ocorre o *Overreaction* no Brasil, mas apenas com a aplicação de testes estatísticos é que será possível rejeitar ou não rejeitar a hipótese analisada. Conforme descrito na metodologia, o primeiro teste proposto foi o de comparação de médias entre os retornos das carteiras vencedoras e o das carteiras perdedoras. Para a escolha do teste a ser feito, foi necessário investigar se as séries de dados de retornos das carteiras têm ou não uma distribuição normal. A Tabela 3 apresenta os resultados dos testes de normalidade.

**Tabela 3 (4) – Testes de Normalidade das Séries de Retorno Acumulado das Carteiras Vencedoras e Perdedoras**

Para realizar os testes de normalidade no SPSS 20.0, os dados de retorno acumulado das 16 carteiras vencedoras e das 16 carteiras perdedoras foram empilhados de forma única para cada carteira, totalizando 60 meses x 16 iterações de tempo = 960 observações para cada teste de normalidade.

Dados analisados	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	Amostra	p-valor	Estatística	Amostra	p-valor
Retorno_Vencedoras	0,092	960	0,000**	0,977	960	0,000**
Retorno_Perdedoras	0,093	960	0,000**	0,958	960	0,000**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Sob a hipótese nula de que os dados têm uma distribuição normal, tanto o teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov como o teste de Shapiro-Wilk tiveram o valor da probabilidade inferior a 0,05 ou 5%, indicando que os dados não possuem uma distribuição normal. Conforme descrito na metodologia, o teste de comparação de médias não-pareado selecionado foi o de Mann-Whitney U, já que os dados demonstraram ser não-paramétricos ou que não possuem uma distribuição normal. Os resultados do mesmo teste estão apresentados na Tabela 4, a seguir.

**Tabela 4 (4) – Teste de Mann-Whitney U de Comparação de Médias entre os Retornos Acumulados das Carteiras Vencedoras e das Carteiras Perdedoras**

O Teste de Mann-Whitney U presume que está sendo testada a diferença de médias de uma mesma variável (retorno acumulado) para dois grupos diferentes (carteiras vencedoras e perdedoras).

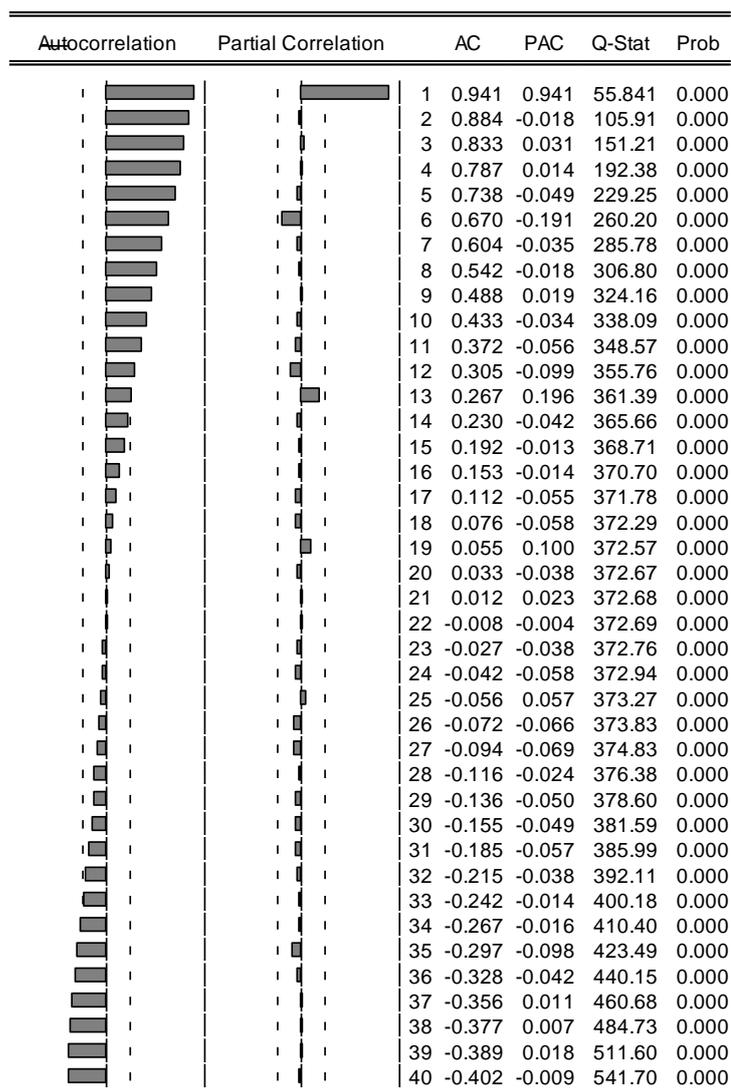
Média da Carteira Vencedora	896,94	Mann-Whitney U	399.785,000
Média da Carteira Perdedora	1.024,06	Erro Padronizado	12.146,308
Total de Observações (N)	1.920	Teste Estatístico Padronizado	-5,023
		Significância	0,000**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Conforme demonstra a Tabela 4, o resultado do teste de Mann-Whitney U não rejeita a hipótese de que há diferenças entre os retornos acumulados nos sessenta meses de análise das

carteiras vencedoras e perdedoras. Como a média das carteiras perdedoras é maior, temos um indicativo da ocorrência do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro no período analisado.

No intuito de investigar a periodicidade correta na qual a reversão dos retornos das carteiras vencedoras e perdedoras ocorre, buscou-se desenvolver um modelo de regressão de séries temporais que demonstrasse essa periodicidade. Para realizar esta análise, primeiramente se analisou a estatística Q de Ljung-Box através do correlograma da variável de retorno diferencial médio em relação aos seus próprios *lags*, apresentado na Figura 10.



**Figura 10 (4) – Correlograma do Retorno Diferencial em relação ao seu próprio lag**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

O correlograma apresentado acima demonstra uma diminuição suave no valor da autocorrelação e uma diminuição abrupta no valor da correlação parcial já no primeiro período. A autocorrelação é positiva e diminui lentamente até o 20º período de defasagem,

quando então inverte o sinal, se tornando mais significativo até o 48º período, quando então volta a diminuir e deixa de ser significativo (não foi possível apresentar o correlograma completo por questões de diagramação).

Para realizar afirmações acerca da estacionariedade ou não da série de dados de retorno diferencial, é necessário fazer teste de raiz unitária de Dickey-Fuller. Os resultados do referido teste estão apresentados na Tabela 5.

**Tabela 5 (4) – Teste de Raiz Unitária de Dickey-Fuller para o Retorno Diferencial Médio**  
Estatística ADF significa Argumento de Dickey-Fuller. A primeira linha refere-se ao resultado do teste própria série de dados, enquanto que a segunda linha refere-se à sua primeira diferenciação e a terceira linha à sua segunda diferenciação.

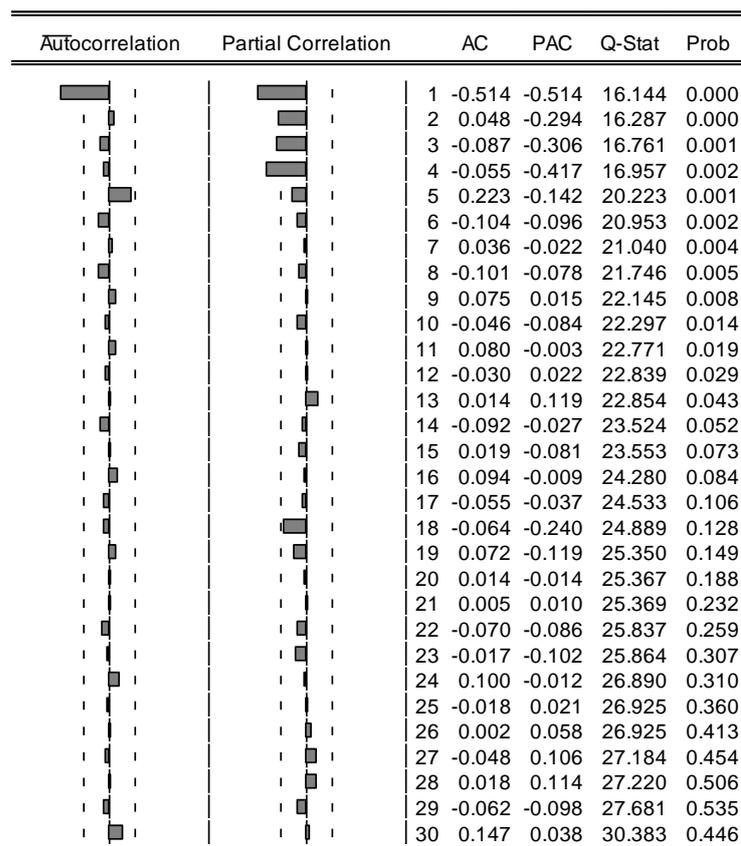
Descrição	Estatística ADF	Probabilidade	Observações
Série de Dados Ri_D	1,420018	0,9598	59
1ª Diferenciação de Ri_D	-7,664500	0,0000**	58
2ª Diferenciação de Ri_D	-6,030341	0,0000**	53

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

Conforme pode-se observar na Tabela 5, a série de dados de retorno acumulado se apresentou como não estacionária ou de tendência estocástica, sendo necessário diferenciar a série de dados. Já na primeira diferenciação o teste de Dickey-Fuller mostrou uma série de dados estacionária ou passeio aleatório, sendo obtido o mesmo resultado na segunda diferenciação.

Ao elaborar o correlograma da primeira diferenciação, a estatística Q de Ljung-Box não se mostrou significativa, sendo necessário analisar o correlograma da segunda diferenciação. O correlograma da segunda diferenciação da série de dados está apresentado na Figura 11, mais adiante.

Antes de continuar, vale explicitar que não se deve confundir o conceito de retorno diferencial com as diferenciações realizadas para elaborar o modelo ARIMA. O retorno diferencial médio é a diferença das médias dos retornos acumulados das carteiras vencedoras e perdedoras, enquanto as diferenciações (subtrações dos valores da própria série de dados) são realizadas pelo próprio *Eviews SV 8.0* para então se elaborar o melhor modelo ARIMA.



**Figura 11 (4) – Correlograma do Retorno Diferencial Médio (2ª Diferenciação)**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

Os resultados do correlograma da segunda diferenciação da série de dados analisada demonstram uma queda abrupta da autocorrelação já no primeiro *lag* e um declínio mais suave no valor da correlação parcial até a 5ª defasagem, indicando um processo de média móvel. Destaque para os valores de autocorrelação mais expressivos na 5ª defasagem e de média móvel na 18ª e na 19ª defasagem.

Utilizando da análise do correlograma apresentado na Figura 11, decide-se pela utilização dos processos autoregressivos de *lags* 1 e 5, e dos processos de média móvel de *lags* 1 a 4 e das defasagens 18 e 19. Os resultados são apresentados na Tabela 6, a seguir.

**Tabela 6 (4) – Resultados dos Critérios de Akaike e Schwarz nos Modelos Estimados**

A variável dependente é o retorno diferencial (retorno da carteira vencedora menos o retorno da carteira perdedora).

Modelos	Akaike	Schwarz
ARIMA (1, 2, 4)	-3,331591	-3,225016
ARIMA (1, 2, 0)	-3,366073	-3,295024
ARIMA (1, 2, 19)	-3,404403	-3,297829
ARIMA (1, 2, 18)	-3,342189	-3,235614

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

O resultado da Tabela 6 demonstra que o modelo ARIMA (1, 2, 19) foi o melhor dentre os estimados, pois é o que possui o menor critério de Akaike. Como se trata da segunda diferenciação dos dados, trata-se originalmente de um processo autoregressivo de *lag* 1 e de média móvel de *lag* 19. Os resultados dos coeficientes são apresentados na Tabela 7, a seguir.

**Tabela 7 (4) – Resultados dos Coeficientes do Modelo ARIMA escolhido**

O modelo a ser escolhido é aquele que possui o menor critério de Akaike, pois indica a melhor estimação do modelo de séries temporais. A variável dependente é o retorno diferencial (retorno da carteira vencedora menos o retorno da carteira perdedora).

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística T	Probabilidade
AR (1)	-0,5227	0,0663	-7,8794	0,0000**
MA (19)	0,6424	0,2550	2,5192	0,0147*

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

Os coeficientes dos estimadores da Tabela 7 demonstram um processo autoregressivo com sinal negativo, demonstrando relação negativa entre a segunda diferenciação do retorno diferencial médio e o seu valor no período imediatamente anterior. Já o coeficiente referente ao processo de média móvel de *lag* 19 é positivo, o qual significa que a segunda diferenciação do retorno diferencial médio é explicada pela diferença em relação à média de 19 períodos anteriores. Como o modelo se refere à segunda diferenciação, originalmente se refere ao período 21, corroborando com o período analisado de *Overreaction*, o qual ocorre geralmente entre 12 e 60 meses.

Os resultados dos testes dos pressupostos da regressão do modelo ARIMA são apresentados na Tabela 8, a seguir.

**Tabela 8 (4) – Resultados dos Pressupostos do Modelo ARIMA escolhido**

São apresentados o R-quadrado ajustado, o teste de autocorrelação serial dos resíduos, o teste de normalidade dos resíduos e o teste de heterocedasticidade dos resíduos.

Valor do R-quadrado Ajustado	0,4001	Estatística de Jarque-Bera	9,9749
Estatística de Durbin-Watson	2,3182	Probabilidade de Jarque-Bera	0,0068
Valor crítico DL	1,5500	Estatística do Teste de White	213,3962
Valor crítico DU	1,6200	Probabilidade de White	0,0000**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews Student Version 8.0*

A Tabela 8 demonstra que o modelo ARIMA (1, 2, 19) não apresenta autocorrelação serial dos resíduos, pois o valor da estatística de Durbin-Watson está situado entre DU e 4 – DU, e os coeficientes serem significativos demonstra baixa multicolinearidade entre eles.

Entretanto, o modelo não apresentou dados com distribuição normal dos resíduos, apresentando também resíduos heterocedásticos.

Tendo visto isso, conclui-se a seção de análise dos resultados referentes à Hipótese I, a qual trata da ocorrência do *Overreaction* no Brasil. A partir das análises efetuadas, não se pode rejeitar a hipótese de ocorrência do *Overreaction* no Brasil no longo prazo (cinco anos), quando as ações perdedoras se tornam vencedoras e vice-versa. Esta afirmação pode ser realizada com base no resultado do teste de comparação de médias de Mann-Whitney U.

Na análise realizada para a modelagem de séries temporais, o cálculo da estatística Q de Ljung-Box no correlograma representado na Figura 10 demonstra uma inversão dos processos autoregressivos a partir do 20º período, tornando-se significativo a partir do 30º período.

Apesar da modelagem ARIMA identificada não ser totalmente adequada pela heterocedasticidade e não normalidade dos resíduos, os passos para construí-la permitiram identificar os prazos de análise para rebalanceamento das carteiras na Hipótese III. A análise descritiva demonstrou que, na média, a carteira perdedora passa a ganhar da carteira vencedora a partir do 12º mês de análise.

Já o correlograma demonstrou que a reversão da relação entre o retorno diferencial do período e os retornos dos períodos anteriores revertem a partir do 20º mês de análise. Todavia, os processos autoregressivos não são significativos no mês 20 nem nos meses próximos, sendo possível então decidir pela análise para rebalanceamento no 24º mês.

Diante destes dois ciclos apresentados pela análise, define-se que a periodicidade de rebalanceamento das carteiras durante a construção da Hipótese III será feita a cada ano, totalizando então dentro do período cinco análises para rebalanceamento: na formação da carteira e nos finais dos primeiros quatro anos de análise.

Conclui-se então a análise dos resultados da Hipótese I, buscando explicar os motivos ou as causas da ocorrência do *Overreaction* no Brasil tanto pela subvalorização das ações (verificada por meio de indicadores fundamentalistas) como pelos desvios de comportamento dos investidores. Estas inferências serão desenvolvidas durante a segunda seção de análise dos resultados, a seguir.

## 4.2 Resultados da hipótese II: o modelo de cinco fatores e os desvios comportamentais dos investidores

Tendo sido concluída a etapa de identificação do *Overreaction* no mercado de capitais brasileiro, parte-se para a segunda etapa, na qual procura-se explicar as causas ou os motivos pelos quais ocorrem esta anomalia no mercado de capitais. Esta busca pelas causas se divide em duas frentes, pois há diferenças entre retornos anormais causados por ações subvalorizadas e aqueles causados por comportamentos irracionais, conforme disseram Grinblatt, Titman e Wermers (1995, p. 3).

Sendo assim, e conforme descrito no capítulo anterior, os dois grandes passos metodológicos desta etapa consistem em (1) formular um modelo de regressão que explique os retornos das ações do mercado de capitais brasileiro por meio de variáveis fundamentalistas; (2) explicar os desvios em relação a este modelo a partir das finanças comportamentais.

Para realizar estes passos, foram seguidos os procedimentos metodológicos já definidos em conjunto com o desenvolvimento da hipótese de pesquisa através de uma simulação de investimento em uma determinada carteira *C*. Os arbitadores ou *insider traders* conforme classificação de Mendel e Shleifer (2011) buscam montar sua carteira *C* para investir com base em uma análise fundamentalista, buscando ativos subavaliados e que, portanto, têm alta expectativa de retorno. Já os *outsiders* (aqueles que negociam a partir das tendências de preços) posicionam-se em *C* ao verificar esta tendência de aumento dos preços, aumentando ainda mais esses preços e diminuindo a expectativa de retorno. Por fim, os *noise traders*, apresentando um comportamento de manada, seguem os *outsiders* e investem também em *C*, fazendo aumentar mais ainda os preços (além do seu preço justo), e ficando com expectativa de retorno inferior àquela prevista caso estivesse sobre a fronteira eficiente.

Com o intuito de verificar a ocorrência destes passos, se faz necessário realizar primeiramente uma análise fundamentalista, sendo feito o seguinte questionamento: qual modelo ou quais variáveis poderiam indicar se as ações estão ou não subavaliadas? Conforme descrito na metodologia e abordado no referencial teórico, o modelo escolhido foi o mais recente modelo de cinco fatores desenvolvido por Fama e French (2015).

A aplicabilidade do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015) trouxe a necessidade de reavaliação da amostra inicial dos dados: continua-se considerando todas as

ações negociadas na BM&FBOVESPA que tenham tido em cada período de iteração para formação das carteiras no mínimo uma negociação mensal e que não sejam do setor bancário. A esta amostra já definida na Tabela 1 foram aplicados novos filtros, quais sejam: (1) os dados de valor de mercado (*VM*), *Book-to-Market* (*BM*), rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) e taxa de crescimento do ativo (*INV*) não poderiam ser nulos (não existentes) no período de formação de cada carteira.

Além disso, o *Book-to-Market* não poderia ser negativo, pois significaria que a empresa teria altos prejuízos acumulados a ponto de tornar seu Patrimônio Líquido negativo. As ações que não cumprissem esses filtros foram eliminadas da amostra. A amostra utilizada nesta segunda etapa está apresentada na Tabela 9.

**Tabela 9 (4) – Amostra de ações negociadas na BM&FBOVESPA para formação das carteiras baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015)**

O percentual em relação ao total refere-se à quantidade da amostra original antes da aplicação dos filtros das carteiras baseadas no modelo de cinco fatores. A média de ações por carteira é o total de ações da amostra baseada em Fama e French (2015) dividido pelas 16 carteiras.

Ano de Formação	Amostra Original	Amostra Fama e French (2015)	% do total	Média de ações por carteira
1995	81	75	92,59%	4,69
1996	93	83	89,25%	5,19
1997	86	83	96,51%	5,19
1998	77	77	100,00%	4,81
1999	83	81	97,59%	5,06
2000	105	103	98,10%	6,44
2001	98	96	97,96%	6,00
2002	97	95	97,94%	5,94
2003	104	99	95,19%	6,19
2004	117	107	91,45%	6,69
2005	133	120	90,23%	7,50
2006	149	135	90,60%	8,44
2007	209	179	85,65%	11,19
2008	250	216	86,40%	13,50
2009	246	216	87,80%	13,50
2010	258	233	90,31%	14,56

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

Conforme pode-se extrair das informações obtidas na Tabela 9, a perda de amostra pela aplicação dos novos filtros não passou de 15%. Entretanto, como são 16 as carteiras formadas em cada período de iteração, a média de ações por carteira ficou bem mais baixa nos primeiros anos do que nos últimos. Em 2007, ano no qual ocorreram diversas ofertas públicas

iniciais (*IPO's*), a quantidade média de ações por carteira dá um salto em relação a 2006 e passa a ficar acima de 10 ativos por carteira.

Conforme explicitado na metodologia, as 16 carteiras em cada iteração de tempo foram montadas considerando a classificação e divisão das ações conforme as variáveis fundamentalistas do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015), sendo cada amostra em cada ano dividida em duas partes (Pequenas e Grandes) pela classificação do Valor de Mercado (*VM*), seguida da divisão em mais duas partes (Alto e Baixo *Book-to-Market*); essas quatro carteiras já formadas foram divididas em Robustas e Fracas conforme a rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*), gerando oito carteiras, as quais foram novamente divididas em Conservadoras e Agressivas de acordo com a taxa de crescimento do ativo (*INV*), compondo as 16 carteiras que seriam analisadas.

Vale salientar que pela existência de amostras com números ímpares de ações e para não deixar duas ações da mesma empresa em carteiras diferentes, a quantidade de ações em cada uma das 16 carteiras foi flexibilizada para atender estas questões. Por exemplo, as carteiras de 2008 e 2009 têm quantidades de ações que variam de 11 a 15 ativos por carteira. O quadro 10 enumera as carteiras formadas demonstrando suas características fundamentalistas.

#### **Quadro 10 (4) – Características das Carteiras Formadas com base nos Cinco Fatores**

Na legenda das colunas, *VM* significa Valor de Mercado, *BM* significa *Book-to-Market*, *OP* refere-se à rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido e *INV* significa taxa de crescimento do ativo.

<b>Carteiras</b>	<b>VM</b>	<b>BM</b>	<b>OP</b>	<b>INV</b>
<b>C1</b>	Pequenas	Alto	Robusto	Conservador
<b>C2</b>	Pequenas	Alto	Robusto	Agressivo
<b>C3</b>	Pequenas	Alto	Fraco	Conservador
<b>C4</b>	Pequenas	Alto	Fraco	Agressivo
<b>C5</b>	Pequenas	Baixo	Robusto	Conservador
<b>C6</b>	Pequenas	Baixo	Robusto	Agressivo
<b>C7</b>	Pequenas	Baixo	Fraco	Conservador
<b>C8</b>	Pequenas	Baixo	Fraco	Agressivo
<b>C9</b>	Grandes	Alto	Robusto	Conservador
<b>C10</b>	Grandes	Alto	Robusto	Agressivo
<b>C11</b>	Grandes	Alto	Fraco	Conservador
<b>C12</b>	Grandes	Alto	Fraco	Agressivo
<b>C13</b>	Grandes	Baixo	Robusto	Conservador
<b>C14</b>	Grandes	Baixo	Robusto	Agressivo
<b>C15</b>	Grandes	Baixo	Fraco	Conservador
<b>C16</b>	Grandes	Baixo	Fraco	Agressivo

Fonte: Elaboração própria com base em Fama e French (2015)

Analisando o Quadro 10 e relacionando as características encontradas com as hipóteses definidas por Fama e French (2015), espera-se que a carteira 1 seja aquela que terá o maior retorno no período de análise, já que se encontra subvalorizada na formação. Esta subvalorização é caracterizada pelo Alto valor de *Book-to-Market* (demonstrando que o valor contábil está menor do que o seu valor de mercado) associado a um valor de mercado menor do que a média, mesmo tendo uma robusta rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido com um nível de investimento mais conservador.

As 16 carteiras apresentadas no Quadro 10 foram formadas anualmente de 1995 a 2010 e analisados os seus retornos nos cinco anos seguintes, conforme iterações de tempo já demonstradas no Quadro 4. Como os dados obtidos referentes às demonstrações contábeis são trimestrais, os dados de retorno também foram analisados com esta periodicidade, sendo contabilizado em cada carteira 20 trimestres de análise dos retornos. Ao todo, foram formadas 256 carteiras, as quais tiveram seus retornos monitorados nos 20 trimestres ou cinco anos seguintes à sua formação. Os resultados do retorno acumulado no ano de formação e nos cinco anos seguintes estão apresentados na Tabela 10, por carteira.

**Tabela 10 (4) – Retorno Acumulado Médio das carteiras baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015), na formação e nos cinco anos de análise**

O resultado aqui apresentado refere-se à média das 16 carteiras de cada tipo formadas ao longo das 16 iterações de tempo analisadas (conforme Quadro 3).

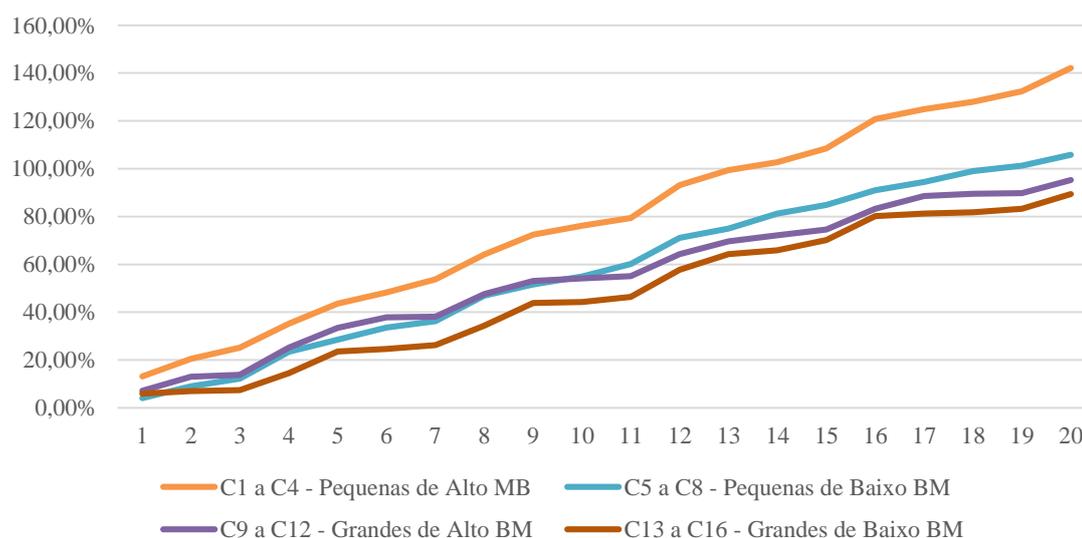
Carteiras	Rc Formação	Rc 1º Ano	Rc 2º Ano	Rc 3º Ano	Rc 4º Ano	Rc 5º Ano
C1	11,06%	32,63%	73,89%	122,48%	161,56%	196,89%
C2	27,28%	44,43%	65,32%	84,01%	112,72%	129,30%
C3	8,33%	41,25%	65,98%	89,89%	114,86%	140,61%
C4	3,75%	22,54%	51,51%	75,87%	93,85%	101,61%
C5	57,95%	22,36%	48,63%	78,39%	95,32%	109,96%
C6	51,88%	27,95%	47,18%	67,13%	85,71%	97,33%
C7	34,54%	20,76%	48,37%	67,98%	104,32%	127,25%
C8	29,40%	22,92%	43,68%	70,90%	78,59%	88,99%
C9	28,78%	27,06%	43,32%	70,70%	93,34%	97,63%
C10	35,34%	29,56%	53,61%	65,03%	84,37%	92,69%
C11	14,09%	19,94%	42,84%	54,43%	69,29%	97,53%
C12	11,71%	24,21%	50,64%	67,04%	86,02%	93,02%
C13	62,24%	20,61%	57,72%	75,71%	92,74%	103,91%
C14	50,66%	17,08%	38,85%	62,24%	80,00%	85,92%
C15	40,36%	11,43%	24,74%	37,97%	63,24%	73,73%
C16	44,90%	9,03%	16,19%	54,99%	84,66%	94,09%

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

Observando os dados apresentados na Tabela 10, percebe-se que a carteira com o menor retorno no período de formação foi a carteira 4, a qual possui pequeno valor de mercado em relação à amostra, alto *Book-to-Market*, rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido fraca e nível de investimento agressivo. Por outro lado, a carteira com o maior retorno na formação foi a 13, a qual possui grande valor de mercado em relação à amostra, baixo *Book-to-Market*, rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido robusta e nível de investimento conservador.

As hipóteses de Fama e French (2015) trazem a expectativa de que a carteira 1 seja aquela da qual se espera o maior retorno no período de análise. Descritivamente, esta carteira obteve o maior retorno após cinco anos de análise, tendo obtido um retorno acumulado de 196,89%, seguida da carteira 3 (a qual obteve um retorno acumulado de 140,61%). Por outro lado, as carteiras com os piores retornos nos cinco anos de análise foram as carteiras 15 (retorno acumulado de 73,73%) e 14 (com retorno acumulado de 85,92%).

Quando foi montado o gráfico com as 16 carteiras para demonstrar a série histórica dos retornos acumulados ao longo dos 20 trimestres analisados, este ficou muito confuso e não se demonstrou útil. As carteiras então foram divididas em quatro grupos, considerando o modelo original de três fatores de Fama e French (1996), e os retornos acumulados ao longo dos 20 trimestres seguintes foram analisados, sendo apresentados na Figura 12, a seguir.



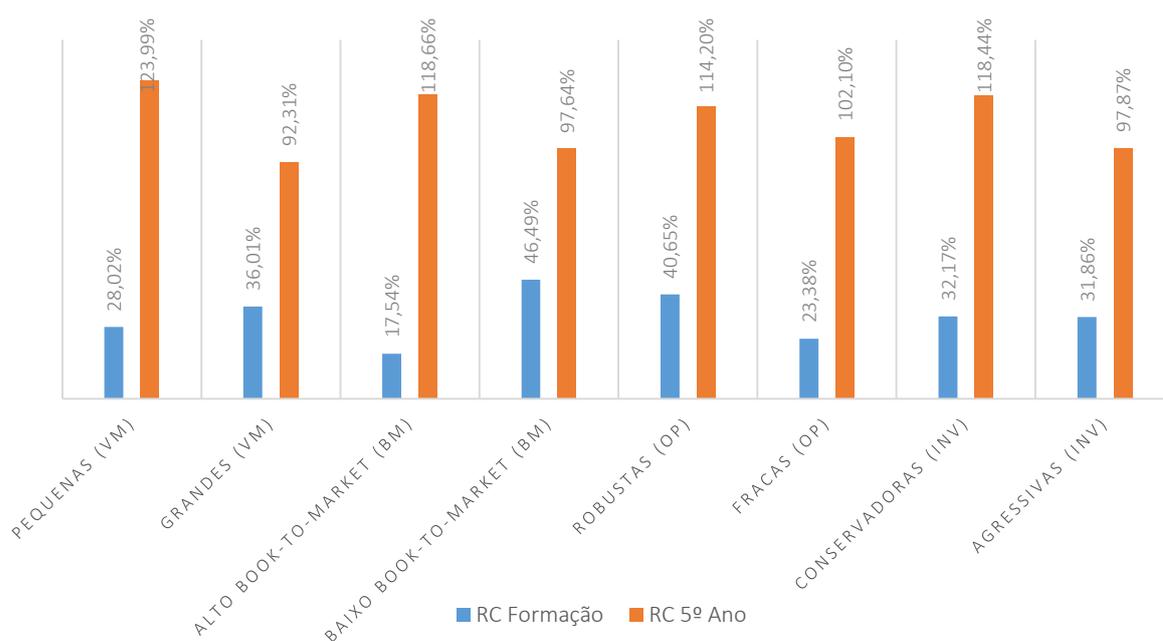
**Figura 12 (4) – Retorno Acumulado Médio dos Grupos de Carteiras na Análise**  
 Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

A Figura 12 demonstra que o primeiro grupo de carteiras (da 1 a 4), referentes às que com pequeno valor de mercado em relação à amostra e alto *Book-to-Market*, foram as que

obtiveram o maior retorno acumulado médio nos 20 trimestres de análise em relação ao período de formação, com uma média acima de 140% em cinco anos, enquanto que os outros três grupos tiveram retorno acumulado médio entre 80% e 100% em cinco anos, aproximadamente.

Apesar de se tratar de uma pequena diferença em relação aos outros grupos, aquele que obteve o menor retorno acumulado no período foi o grupo das carteiras 13 a 16, referentes às carteiras de grande valor de mercado com baixo *Book-to-Market*, evidenciando as hipóteses estabelecidas por Fama e French (1996) no modelo de três fatores.

Analisando separadamente o efeito de cada uma das variáveis do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015) sobre o retorno das carteiras, foi calculada a média das carteiras analisadas para cada uma das características do modelo, e analisados os retornos de formação e de análise. Estes valores estão apresentados na Figura 13, a seguir.



**Figura 13 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras pelas variáveis de Fama e French (2015), na Formação e no 20º trimestre (5º ano) de Análise**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

Analisando primeiramente os retornos das carteiras no período de formação (barras em azul), supostamente as grandes (36,01%) tiveram um maior desempenho do que as pequenas (28,02%), invertendo este resultado no período de análise (123,99% para as pequenas contra 92,31% para as grandes). O mesmo processo de inversão ocorre com a variável *Book-to-Market*, tendo as carteiras de alto *Book-to-Market* um retorno na formação de 17,54% e na análise de 118,66%, contra 46,49% na formação e 97,64% na análise das carteiras de baixo

*Book-to-Market*. Por fim, em relação às variáveis de rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) e taxa de crescimento do ativo (*INV*), as carteiras robustas na rentabilidade e conservadoras no investimento tiveram maiores retornos tanto na formação como na análise.

Partindo-se para a análise econométrica, busca-se avaliar como estas variáveis do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015) afetam o retorno da carteira tanto na formação como na análise, e como elas variam ao longo do tempo em conjunto com a variação do retorno. Para tanto, e conforme descrito na seção de coleta dos dados na metodologia, os dados de valor de mercado (*VM*), *Book-to-Market* (*BM*), rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*) e taxa de crescimento do ativo (*INV*) foram coletados tanto para o ano de formação como para cada um dos 20 trimestres de análise.

Destaca-se que Fama e French (2015) rodaram seu modelo de regressão utilizando retornos diferenciais das carteiras. As variáveis do modelo destes autores são, além do CAPM: (1) *SMB* (do inglês *Small Minus Big*, significa o retorno das carteiras pequenas em valor de mercado menos o retorno das grandes); (2) *HML* (do inglês *High Minus Low*, significa o retorno das carteiras com alto *Book-to-Market* menos o retorno das carteiras com baixo *Book-to-Market*); (3) *RMW* (do inglês *Robust Minus Weak*, significa o retorno das carteiras com desempenho robusto menos o retorno daquelas com desempenho fraco em termos de rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido); e (4) *CMA* (do inglês *Conservative Minus Aggressive*, que significa o retorno das carteiras com empresas que têm nível de investimento conservador menos o retorno das carteiras com empresas que têm nível de investimento agressivo).

Na regressão aqui formulada, são utilizados os dados das variáveis *VM*, *BM*, *OP* e *INV*, se utilizando apenas das hipóteses estabelecidas por Fama e French (2015) para a análise desses indicadores.

A partir desta coleta dos dados e da formação das carteiras, as médias de cada variável para cada uma das 256 carteiras já referidas tanto nos períodos de formação como nos períodos de análise foram utilizadas para montar a tabela de dados utilizadas para calcular o modelo de regressão. Como são 256 carteiras analisadas em 20 trimestres, trata-se de uma regressão com dados em painel que contém 5.120 observações. O Quadro 11 apresenta as variáveis com dados coletados para a formulação da regressão, o que não necessariamente significa que todas foram significativas e que foram utilizadas.

**Quadro 11 (4) – Variáveis organizadas na Tabela de Regressão das Carteiras Baseadas no Modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015)**

Quando a variável tiver a expressão “Form”, significa que é o dado do período de formação das carteiras, enquanto que apenas a sigla da variável significa que ela foi coletada no período de análise (20 trimestres seguintes à formação).

<b>Sigla</b>	<b>Significado</b>	<b>Finalidade</b>
RI	Retorno Acumulado da Carteira em cada um dos 20 trimestres de análise	Compor a variável dependente (R <sub>i</sub> -R <sub>f</sub> )
RF	Retorno Acumulado do CDI (ativo livre de risco) em cada um dos 20 trimestres de análise	Compor a variável dependente (R <sub>i</sub> -R <sub>f</sub> ) e o CAPM como variável independente (R <sub>M</sub> -R <sub>F</sub> )
RM	Retorno do Ibovespa (retorno de mercado) em cada um dos 20 trimestres de análise	Compor o CAPM como variável independente (R <sub>M</sub> -R <sub>F</sub> )
RI_FORM	Retorno da Carteira no ano de formação	Compor a variável independente (RI_FORM - RF_FORM)
RF_FORM	Retorno do CDI (ativo livre de risco) no ano de formação das carteiras	Compor a variável independente (RI_FORM - RF_FORM)
VM_FORM	Valor de mercado médio das ações da carteira no ano de formação	Variável independente
BM_FORM	<i>Book-to-Market</i> médio das ações da carteira no ano de formação	Variável independente
OP_FORM	Rentabilidade Operacional do PL média das ações da carteira no ano de formação	Variável independente
INV_FORM	Taxa de crescimento do ativo média das ações da carteira no ano de formação	Variável independente
VM	Valor de mercado médio das ações da carteira nos 20 trimestres de análise	Variável independente
BM	<i>Book-to-Market</i> médio das ações da carteira nos 20 trimestres de análise	Variável independente
OP	Rentabilidade Operacional do PL média das ações da carteira nos 20 trimestres de análise	Variável independente
INV	Taxa de crescimento do ativo média das ações da carteira nos 20 trimestres de análise	Variável independente

Fonte: Elaboração própria com base em Fama e French (2015)

Após a montagem da tabela de regressão, e antes de roda-la, os dados tiveram sua normalidade testada e, após identificar que as séries de dados das variáveis não têm distribuição normal, foi escolhido o teste de correlação de Spearman para testar a correlação entre a variável dependente (R<sub>i</sub> – R<sub>f</sub>) e as variáveis independentes (apresentadas no Quadro acima). Os resultados dos testes de correlação estão apresentados na Tabela 11.

**Tabela 11 (4) – Testes de Correlação de Spearman em relação à [Ri – Rf]**

A variável dependente é Ri – Rf, ou seja, o prêmio pelo risco acumulado de cada carteira em cada um dos 20 trimestres de análise. O total de observações analisadas nesta análise de correlação foi 5.120, a qual se refere a 16 carteiras formadas em 16 iterações de tempo diferentes com 20 trimestres de análise em cada uma delas.

Variável	Coefficiente de Correlação	Significância
RM – RF	0,548	0,0000**
RI_FORM - RF_FORM	-0,196	0,0000**
VM_FORM	-0,203	0,0000**
BM_FORM	0,223	0,0000**
OP_FORM	0,030	0,0324*
INV_FORM	-0,123	0,0000**
VM	0,025	0,0696
BM	-0,174	0,0000**
OP	0,249	0,0000**
INV	0,104	0,0000**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Os resultados das correlações apresentados na Tabela 11 podem ser divididos em três partes: os indicadores associados ao CAPM e ao retorno no período de formação, os indicadores do modelo de Fama e French (2015) calculados no ano de formação e os indicadores deste mesmo modelo calculados no período de cinco anos de análise.

De todos os indicadores analisados, apenas o valor de mercado médio da carteira no período de análise mostrou correlação significativa a 10% com o prêmio pelo risco (variável dependente), tendo todas as outras variáveis sido significativas a 1% ou a 5%.

Agora vejamos a análise dos sinais da correlação: enquanto o prêmio de mercado tem o maior coeficiente de correlação, sendo este positivo, o prêmio pelo risco no período de formação apresentou uma correlação negativa com a variável dependente, evidenciando o *Overreaction*, pois significa que retornos menores no período de formação levam a maiores retornos no período de análise.

Quanto aos coeficientes dos indicadores fundamentalistas presentes no modelo de cinco Fatores de Fama e French (2015), os seus sinais na formação corroboram com as hipóteses formuladas pelos autores: o sinal negativo das variáveis valor de mercado (*VM\_FORM*) e taxa de crescimento do ativo (*INV\_FORM*) demonstram que ações de empresas pequenas e com nível de investimento conservador trazem maiores retornos, enquanto que ações com alto *Book-to-Market* (*BM\_FORM*) e alta rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP\_FORM*) proporcionam maiores retornos.

Já em relação a esses mesmos quatro indicadores com dados coletados no período de análise, em três deles os sinais da correlação se invertem, sendo o único mantido o sinal positivo da rentabilidade operacional do Patrimônio Líquido (*OP*), demonstrando a necessidade de permanência de um robusto nível de rentabilidade para a obtenção de retornos positivos nas ações. Enquanto isso, a variável *Book-to-Market* (*BM*) teve seu sinal invertido de positivo na formação para negativo na análise, demonstrando que as ações aumentaram seus retornos e conseqüentemente seu valor de mercado aumentou, diminuindo este indicador. Por fim, os sinais de valor de mercado (*VM*) e taxa de crescimento do ativo (*INV*) mudaram de negativo para positivo, demonstrando que ao longo do período as ações com maiores retornos também aumentaram seu valor de mercado (obviamente, por isso a pequena significância da correlação), e também aumentaram seu nível de investimento.

Tendo sido feita a análise de correlação, iniciou-se a formulação da equação de regressão com base nos dados em painel. Inicialmente foram colocadas todas as variáveis apresentadas na tabela 11 como variáveis independentes em relação à  $[R_i - R_f]$  como variável dependente, mas o Valor de Mercado no período de análise (*VM*) não teve seu coeficiente significativo e foi retirado.

Depois, por meio da análise de multicolinearidade, verificou-se que o valor de mercado no período de formação (*VM\_FORM*), apesar de significativo, estava gerando um problema de multicolinearidade com o *Book-to-Market* na formação e, por este último ter sido mais significativo, o valor de mercado na formação também foi excluído do modelo. Também foram testados os logaritmos naturais do valor de mercado tanto na formação como na análise, mas estas variáveis apresentaram os mesmos problemas.

Identificando-se um problema de autocorrelação serial, utilizou-se as defasagens da própria variável (autoregressores), as quais foram significativas apenas as do primeiro e do quarto trimestres, confirmando o que se evidencia na análise descritiva da primeira hipótese de que os retornos revertem seu posicionamento doze meses ou quatro trimestres após a formação das carteiras. O teste de White revelou que os resíduos da equação montada até então eram heterocedásticos. No intuito de solucionar este problema, foi adotado na regressão um modelo GARCH (1, 1).

Os resultados da equação de regressão formulada estão apresentados na Tabela 12, a seguir, tendo sido estes dados obtidos através da utilização do *software Eviews Student Version 8.0*.

**Tabela 12 (4) – Regressão com Dados em Painel baseada em Fama e French (2015)**

A variável dependente é  $[R_i - R_f]$ . Foi utilizado o método de regressão *pooled* com dados em painel. O total de observações originais é de 5.120, referente a 16 carteiras x 16 iterações de tempo x 16 trimestres. Entretanto, a amostra ajustada pelo fato da existência de autoregressores e do Modelo GARCH (1, 1) é de 5.116 observações.

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística Z	Significância
RM-RF	0,5648	0,0052	109,2047	0,0000**
RI_FORM-RF_FORM	-0,0398	0,0050	-7,9488	0,0000**
BM_FORM	0,0981	0,0020	48,5370	0,0000**
OP_FORM	0,0057	0,0020	2,8299	0,0047*
INV_FORM	0,0222	0,0110	2,0129	0,0441*
BM	-0,0527	0,0011	-47,4107	0,0000**
OP	0,0048	0,0023	2,0597	0,0394*
INV	0,0116	0,0021	5,4209	0,0000**
AR(1)	0,8550	0,0086	98,8806	0,0000**
AR(4)	-0,0394	0,0105	-3,7545	0,0002**
C	0,0004	0,0000	10,3970	0,0000**
RESID(-1)^2	0,1754	0,0047	37,6552	0,0000**
GARCH(-1)	0,8634	0,0017	497,9213	0,0000**
R Quadrado	0,8147	Média da variável dependente		0,0588
R Quadrado Ajustado	0,8144	DP da variável dependente		0,5950
Soma dos Erros da Regressão	0,2563	Critério de inform. Akaike		-0,5400
Soma dos Quadrados dos Resíduos	335,5229	Critério de Schwarz		-0,5234
Log likelihood	1394,3480	Critério de Hannan-Quinn		-0,5342
Estatística de Durbin-Watson	2,2015			

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews SV 8.0*

Observando os resultados da regressão, em especial o nível de significância das variáveis, a maioria delas foi significativa a 1%, sendo apenas duas delas significativas a 5%. Quanto aos sinais dos coeficientes, praticamente todos demonstram o que era esperado conforme as hipóteses previamente definidas. O prêmio de mercado tem seu coeficiente positivo, enquanto que tanto o prêmio pelo risco na formação como o autoregressor de defasagem 4 (4 trimestres ou um ano) tem sinal negativo, corroborando com a estratégia de *Overreaction* na qual retornos negativos na formação trazem retornos maiores na análise, mais especificamente invertendo em doze meses.

Já o autoregressor de defasagem 1 demonstra um *Momentum* de curto prazo, já que os retornos se mantêm no primeiro trimestre. Em relação às variáveis fundamentalistas presentes no modelo de cinco Fatores de Fama e French (2015), apenas o sinal de *INV\_FORM* não foi o esperado, pois sendo positivo não corrobora com os resultados encontrados pelos autores de que empresas mais conservadoras em termos de investimentos são as que têm os maiores retornos nos preços das ações.

Acerca dos pressupostos da regressão, os resultados referentes à normalidade dos resíduos e à ausência de autocorrelação serial estão apresentados na Tabela 13, a seguir.

**Tabela 13 (4) – Pressupostos de Normalidade e Autocorrelação dos Resíduos na Regressão com Dados em Painel baseada em Fama e French (2015)**

A variável dependente é  $[R_i - R_f]$  e os resíduos analisados são aqueles gerados com base na tabela 12.

Normalidade		Autocorrelação Serial	
Teste de Jarque-Bera	203232,1	Estatística de Durbin-Watson	2,201
Significância	0,0000**	Dl	1,632
		Du	1,908

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews SV 8.0*

Apesar do problema da multicolinearidade e da heterocedasticidade terem sido resolvidos, a estatística de Durbin-Watson demonstrou uma autocorrelação inconclusiva, já que o seu valor está entre  $4 - D_l$  e  $4 - D_u$ .

Esta regressão apresentou os motivos fundamentalistas pelos quais os retornos revertem entre o período de formação e o período de análise. Partindo-se agora para uma explanação comportamental dos retornos, utilizou-se o modelo do desvio absoluto médio dos retornos (*CSAD*) proposto por Chang, Cheng e Khorana (2000), conforme equações 25 e 26. Em uma adaptação deste modelo, já que estão sendo usados dados em painel, foram incluídas como variáveis os autoregressores da própria variável dependente nos *lags* 1 e 4, bem como foi aplicado o modelo GARCH (1, 1) para a correção da heterocedasticidade. Os resultados são apresentados na Tabela 14, a seguir.

A relação negativa e significativa entre o desvio absoluto médio dos retornos e o quadrado do retorno de mercado demonstra a ocorrência do efeito manada, o qual é um desvio de comportamento dos investidores.

Por outro lado, uma relação positiva entre o *CSAD* e o valor absoluto dos retornos de mercado também foi significativa, demonstrando a existência também de uma parcela do desvio explicada de maneira linear com o mercado. Desta forma, explica-se o retorno da carteira tanto pelos aspectos de subvalorização das ações como pelos desvios de comportamento dos investidores.

**Tabela 14 (4) – Regressão com o CSAD**

A variável dependente é o [CSAD]. Foi utilizado o método de regressão *pooled* com dados em painel. O total de observações originais é de 5.120, referente a 16 carteiras x 16 iterações de tempo x 20 trimestres. Entretanto, a amostra ajustada pelo fato da existência de autoregressores e do Modelo GARCH (1, 1) é de 5.116 observações.

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística Z	Significância
C	0,2610	0,0067	38,8981	0,0000**
ABS_RM	0,9082	0,0235	38,7151	0,0000**
RM2	-0,3496	0,0196	-17,7980	0,0000**
AR(1)	0,7908	0,0072	109,3381	0,0000**
AR(4)	-0,0544	0,0099	-5,5155	0,0000**
C	0,0018	0,0001	16,3713	0,0000**
RESID(-1)^2	0,2150	0,0065	32,9808	0,0000**
GARCH(-1)	0,8048	0,0026	306,9827	0,0000**
R Quadrado	0,753331	Média da variável dependente		0,761685
R Quadrado Ajustado	0,753138	Desvio-Padrão da variável dependente		0,571526
Soma dos Erros da Regressão	0,283964	Critério de inform. Akaike		-0,162729
Soma dos Quadrados Resid.	412,1288	Critério de Schwarz		-0,152502
Log likelihood	424,2606	Critério de Hannan-Quinn		-0,159149
Estatística de Durbin-Watson	1,678319			

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews SV 8.0*

A Tabela 15, a seguir, traz os resultados dos testes de normalidade e autocorrelação serial para a regressão do CSAD, tendo em vista que não foram encontrados problemas de multicolinearidade e que a heterocedasticidade foi corrigida pelo GARCH (1, 1).

**Tabela 15 (4) – Pressupostos de Normalidade e Autocorrelação dos Resíduos na Regressão do CSAD como variável dependente**

A variável dependente é [CSAD] e os resíduos analisados são aqueles gerados com base na tabela 14.

Normalidade	Autocorrelação Serial		
Teste de Jarque-Bera	176664,8	Estatística de Durbin-Watson	1,678
Significância	0,0000**	Dl	1,686
		Du	1,852

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews SV 8.0*

Sendo assim, percebe-se que não se pode rejeitar a hipótese de autocorrelação serial positiva dos resíduos, já que o valor de Durbin-Watson ficou entre Dl e Du.

Independente disso, um passo seguinte para explicar os retornos anormais das carteiras foi dado no sentido de aplicar o modelo multifatorial desenvolvido e demonstrado na Tabela 12. Desta forma, os coeficientes foram utilizados para calcular o retorno esperado conforme o modelo para cada uma das ações presentes nas carteiras analisadas, sendo então calculado o retorno anormal a partir da adaptação feita da fórmula de Shefrin e Statman (1994) e

apresentada na Eq. 19, na qual o retorno anormal é o retorno observado menos aquele previsto pelo modelo definido.

A partir daí, é aqui apresentada uma proposta de adaptação do método de Chang, Cheng e Khorana (2000), sendo calculado o CSAR (*Cross Section Abnormal Return* ou retorno anormal médio) para cada carteira em cada período de análise, conforme equação 37.

$$CSAR_t = \frac{\sum |R_{i,t} - E(R_{5F,t})|}{n-1} \quad (37)$$

Onde:

$CSAR_t$  é o desvio absoluto anormal dos retornos da carteira no período  $t$ ;

$R_{i,t}$  é o retorno observado da ação  $i$  no mês  $t$ ;

$E(R_{5F,t})$  se refere ao retorno esperado para ação  $i$  no mês  $t$  pelo modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015); e

$n$  significa o número de ações na carteira

A equação 37 apresenta a média dos retornos anormais de cada carteira e, ao ser aplicado o mesmo teste de não linearidade do *CSAD*, teremos o CSAR médio como variável dependente. Estabelecendo a relação desse retorno anormal com o retorno médio de mercado, espera-se que o parâmetro  $\beta_2$  seja negativo e significativo, caracterizando que o retorno anormal tem uma relação não-linear com o retorno médio do mercado e que, portanto, trata-se de um desvio nos preços causados pelo comportamento dos *noise traders* no mercado (já que os modelos de precificação preveem relações lineares).

Desta forma, foi calculado o CSAR e rodada a regressão com os mesmos termos do teste de não-linearidade do *CSAD*, tendo o CSAR como variável dependente. Como o modelo desenvolvido na Tabela 12 possui processos autoregressivos até quatro trimestres anteriores, o número de observações diminuiu para atender a este pressuposto, totalizando 4.096 observações (16 trimestres de análise x 16 carteiras x 16 iterações de tempo). Os resultados são apresentados na Tabela 16.

Da regressão apresentada na Tabela 16, tendo sido os coeficientes significativos, é possível interpretar que a diferença entre o retorno observado da ação no período e o retorno apresentado pelo modelo desenvolvido na Tabela 12 pode ser explicado por uma parte linear, por um processo autoregressivo de *lag* 1 (o que corrobora com a aplicação do GARCH 1,1 no

modelo apresentado na Tabela 12) e por uma parte não linear, com coeficiente negativo e significativo, indicando um desvio de comportamento dos investidores.

**Tabela 16 (4) – Regressão com o CSAR**

A variável dependente é o [CSAR]. Foi utilizado o método de regressão *pooled* com dados em painel. O total de observações é 4.096, referente a 16 carteiras x 16 iterações de tempo x 16 trimestres.

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Estatística T	Probabilidade
ABS_RM	0,7953	0,0433	18,3764	0,0000**
RM2	-0,3810	0,0381	-10,0009	0,0000**
AR(1)	0,6721	0,0130	51,5100	0,0000**
R-Quadrado	0,2155	Média da Variável Dependente		0,4090
R-Quadrado Ajustado	0,2151	Desvio-Padrão da Variável Depente		0,3082
Soma dos Erros	0,2730	Critério de Informação de Akaike		0,2425
Soma dos Quadrados dos Resíduos	286,0888	Critério de Schwarz		0,2474
Log likelihood	-462,6274	Critério de Hannan-Quinn		0,2442
Estatística Durbin-Watson	2,4071			

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Eviews SV 8.0*

Portanto, essa análise implica em elucidar o retorno das ações tanto por indicadores fundamentalistas, conforme os apresentados no modelo de Fama e French (2015), como por variáveis comportamentais, tal como o *CSAD* e o *CSAR* e a verificação de sua relação não linear com o mercado.

Desta forma, conclui-se a análise da Hipótese II desta pesquisa, não sendo possível rejeitar a hipótese de que os retornos das ações são explicados tanto por variáveis fundamentalistas, as quais indicam subvalorização ou não dos papéis, bem como por variáveis comportamentais, as quais demonstram que os desvios de comportamento dos investidores fazem os retornos observados se afastarem para cima ou para baixo do retorno previsto conforme o modelo de cinco fatores de Fama e French (2015).

Esse desvio dos retornos causado pelo comportamento dos investidores tem, no futuro, um reajuste, conforme análise dos arbitradores, sendo estes reajustes os causadores do *Overreaction*. Desta forma, parte-se para a análise da Hipótese III, a qual se inicia com a descrição da sistemática proposta de otimização de portfólios a partir dos resultados obtidos nas seções I e II de Análise dos Resultados.

### 4.3 Resultados da hipótese III: a sistemática proposta de otimização de portfólios

Partindo dos resultados das Hipóteses I e II para a construção da sistemática de otimização proposta, até o momento os resultados apresentados demonstram que ocorre sim o *Overreaction* no Brasil, que é uma anomalia na qual as ações vencedoras se tornam perdedoras e vice-versa, e que o desempenho das ações negociadas na BM&FBOVESPA têm seu comportamento explicado tanto por variáveis fundamentalistas – as estudadas no modelo de cinco fatores de Fama e French (2015) – como por variáveis comportamentais (relação não-linear e negativa entre o CSAD e o retorno de mercado).

Portanto, a sistemática de otimização proposta se inicia com o cálculo de uma pontuação que será a base para a otimização das carteiras no período de formação. Conforme dito na metodologia, caso o *Overreaction* se apresentasse significativo, ele também seria incluído no modelo de pontuação, o qual ficou em sua versão final como:

$$P_{i,t} = \sum(P_P + P_{VM} + P_{BM} + P_{OP} + P_{INV}) \quad (38)$$

Onde:

$P_{i,t}$  é a pontuação fundamentalista da ação  $i$  na carteira no período  $t$ ; e

$P_P$  é a pontuação referente ao fato da ação ser perdedora no período de formação (pois espera que se reverta); e

$P_{VM}$ ,  $P_{BM}$ ,  $P_{OP}$  e  $P_{INV}$  são as pontuações de cada um dos quatro indicadores fundamentalistas presentes no modelo de Fama e French (2015).

A maximização da pontuação da carteira na formação (mantendo-se o mesmo nível de risco da carteira igualmente ponderada) é concretamente a sistemática de otimização proposta, enquanto que a otimização pela Média-Variância na formação foi calculada com a função objetivo no *Solver* do *Microsoft Excel 2010* de maximizar o retorno dado o mesmo nível de risco da carteira igualmente ponderada. Apresenta-se a função de otimização proposta para o período de formação na equação 39.

$$W_{i,t} = f(\max_{E_{i-1}} P_C) \quad (39)$$

Onde:

$W_{i,t}$  é o peso de cada ação  $i$  na carteira no período  $t$ ;

$f(\max P_C)$  é a função da maximização da pontuação fundamentalista da carteira  $C$  no período de formação  $F_{t-1}$ .

Já a sistemática proposta aplicada periodicamente consiste em maximizar a pontuação da carteira no período  $t$ , sendo esta pontuação ponderada pela classificação prevista dos Cenários (Quadros 7 e 8), lembrando-se que foi utilizada uma função “SE” no *Microsoft Excel 2010* para identificar as características de ambos os cenários, tomando a decisão de diminuir, manter ou aumentar os pesos do ativo na carteira naquele período. A equação 40 demonstra a função de otimização das carteiras nos períodos de análise.

$$W_{i,t} = f[\max \sum (P_{i,t} \times FD_{i,t})] \quad (40)$$

Onde:

$W_{it}$  é o peso da ação  $i$  determinada pelos dados do período  $t$ ;

$F(\max)$  é a função da maximização de

$P_{it}$ , que são os pontos fundamentalistas das ações  $i$  nos períodos  $t$ , pontos estes ponderados por  $FD_{it}$ , que é o fator de decisão de diminuir, aumentar ou manter a participação da ação  $i$  na carteira no período  $t+1$ .

Por fim, a otimização pela Média-Variância periodicamente consiste em realizar a mudança de pesos em função da maximização do retorno, dado o mesmo nível de risco da carteira igualmente ponderada. Acerca da periodicidade escolhida tanto para aplicar a sistemática proposta como o método de Média-Variância, foi escolhida a anual por ter sido verificada durante a análise da Hipótese II que a reversão dos retornos ocorre anualmente. Salienta-se que – por se tratar de apenas uma ponderação da carteira por ano – os custos de transação foram desconsiderados nesta análise.

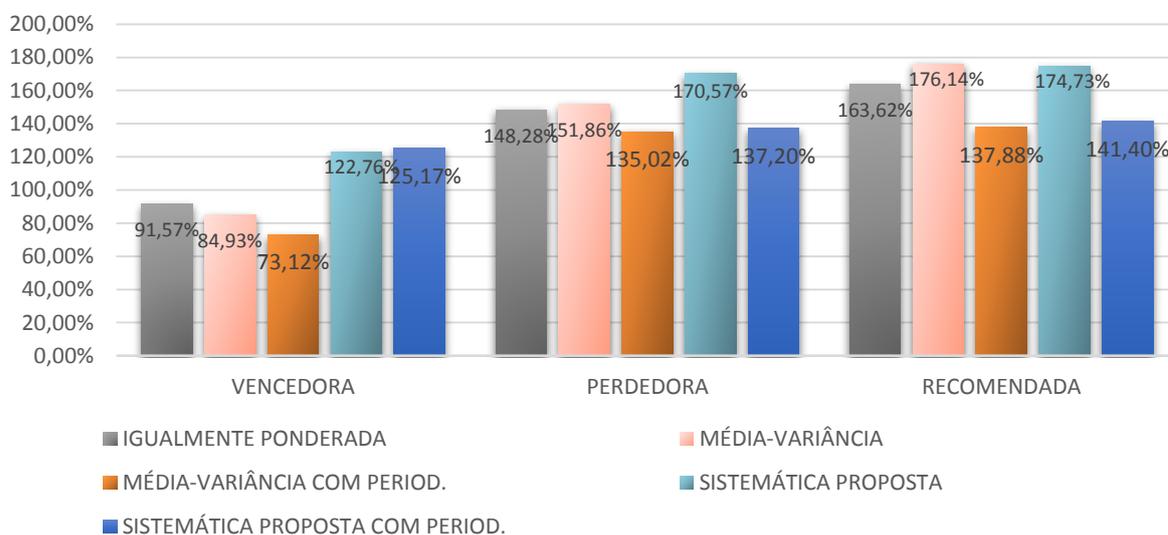
Sendo assim, os métodos de otimização aplicados foram cinco, quais sejam: (1) Igualmente Ponderada (IP); (2) Média-Variância (MV); (3) Sistemática Proposta (SP); (4) Média-Variância com Periodicidade (MVP); e (5) Sistemática Proposta com Periodicidade (SPP), tendo sido estes métodos aplicados às três carteiras: (a) a com a maior pontuação fundamentalista, denominada a partir daqui de recomendada; (b) a carteira perdedora; e (c) a

carteira vencedora. Portanto, trata-se de três carteiras x 5 métodos = 15 resultados diferentes. Primeiramente, são apresentados os resultados descritivos.

### 4.3.1 Resultados descritivos da hipótese III

Os métodos de otimização foram aplicados e os retornos foram analisados durante 20 trimestres ou cinco anos de análise. O primeiro resultado, relativo aos retornos das carteiras, está demonstrado na Figura 14.

Compreendendo o esquema de cores da Figura 14, as barras cinzas referem-se aos retornos das carteiras quando as ações são igualmente ponderadas; já as barras rosa e laranja representam os métodos de otimização pela Média-Variância, sendo a rosa referente à sua aplicação somente na formação da carteira e a laranja com periodicidade anual. Por fim, as barras azuis representam os métodos de otimização propostos, sendo o mais claro referente à sua aplicação apenas na formação da carteira, enquanto que o azul mais escuro representa a sistemática proposta aplicada anualmente.



**Figura 14 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras no 20º trimestre de Análise**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

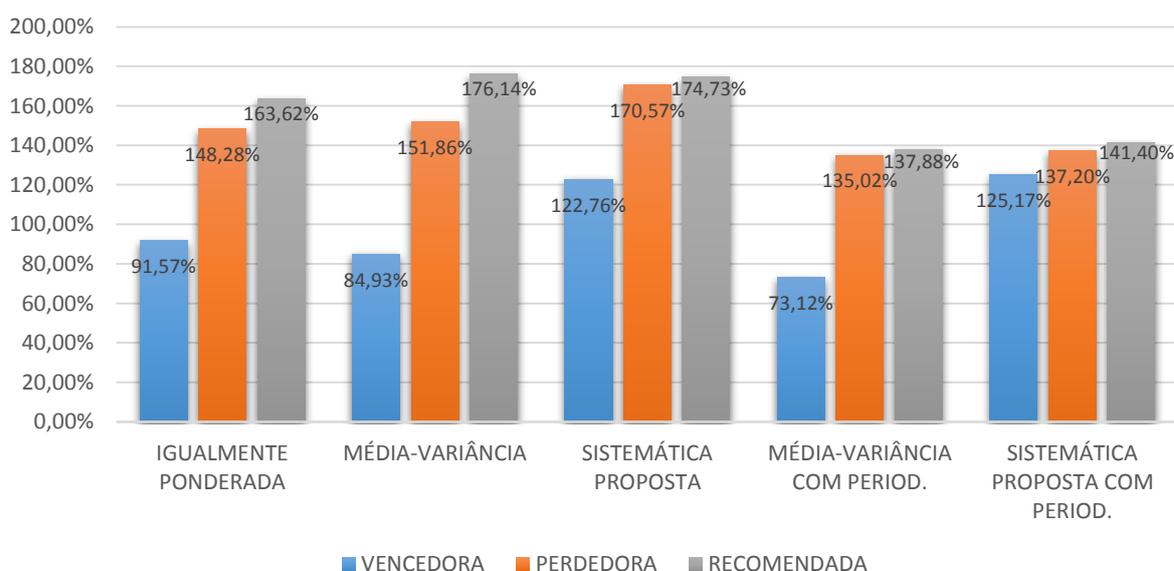
Iniciando a análise descritiva pela carteira vencedora, percebe-se que o retorno médio acumulado em 20 trimestres quando as ações são igualmente ponderadas é de 91,57%, e que a aplicação da otimização pela Média-Variância (tanto apenas na formação como periodicamente) diminuiu a rentabilidade da carteira. Entretanto, quando aplicada a

sistemática proposta de otimização, o retorno médio da carteira vencedora aumentou para 122,76% quando aplicada apenas na formação e aumentou para 125,17% quando aplicada anualmente.

Analisando agora a carteira perdedora, percebe-se que o fato de aplicar tanto a otimização pela Média-Variância como pela sistemática proposta anualmente faz o retorno da carteira perdedora diminuir. Já quando aplicados estes métodos apenas na formação da carteira, o retorno aumentou de 148,28% para 151,86% pelo método da Média-Variância. Já aplicando a sistemática proposta, o retorno aumentou para 170,57%.

Tratando agora da carteira recomendada, o retorno acumulado dela no geral é melhor que o das outras carteiras (vencedora e perdedora), inclusive quando são igualmente ponderadas. Assim como na carteira perdedora, a aplicação periódica dos dois métodos de otimização analisados fez o retorno médio acumulado em 20 trimestres diminuir. Já a aplicação dos dois métodos apenas no período de formação da carteira trouxe aumento dos retornos, tendo a otimização pela Média-Variância uma performance melhor do que a sistemática proposta.

Observando os mesmos dados em outro formato de Gráfico, a Figura 15 traz os retornos médios acumulados das carteiras agrupados desta vez pelos métodos de otimização e não pelas carteiras.



**Figura 15 (4) – Retorno Acumulado Médio das Carteiras no 20º trimestre de análise, agrupados por métodos de otimização**

Fonte: Elaboração Própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*

A Figura 15 traz a interpretação descritiva de que a carteira recomendada é melhor do que a carteira perdedora, e de que a carteira perdedora é melhor do que a carteira vencedora, independente dos métodos de otimização. Percebe-se que a aplicação de ambos os métodos com periodicidade nas carteiras perdedora e recomendada diminuiu o retorno de ambas, enquanto que aumentou o retorno da carteira vencedora quando aplicada a sistemática proposta com periodicidade.

Esta interpretação evidencia que a carteira vencedora é aquela na qual mais ocorre o efeito manada, desvio de comportamento dos investidores aqui estudado, e por isso a sistemática proposta corrigiu os pesos das ações na carteira, buscando aumentar o retorno a partir da diminuição da participação de ações que estejam sendo afetadas pelo efeito manada durante o período de análise. Já o fato da carteira recomendada ter tido um desempenho melhor pelo método da Média-Variância demonstra uma carteira formada com base em análise fundamentalista e que, portanto, é uma carteira predominantemente racional, com ações que não estão sendo afetadas pelo efeito manada. Essas evidências serão comprovadas ou refutadas na análise estatística dos resultados.

Incrementando a análise descritiva dos resultados, foram calculados os Índices de Sharpe para todas as carteiras no ano de formação e no período de análise, de acordo com os métodos de otimização. Como as carteiras são formadas a cada ano de 1995 a 2010 (e analisadas nos cinco anos seguintes), sendo três tipos de carteiras (recomendada, perdedora e vencedora) otimizadas por cinco métodos de otimização diferentes, foram  $16 \times 3 \times 5 \times 2 = 480$  Índices de Sharpe calculados. Como são muitas informações, aqui são apresentadas as médias dos resultados por tipo de carteira e por método de otimização (Tabela 17), sendo o detalhamento de cada uma delas apresentado nos apêndices.

Interpretando os resultados apresentados na Tabela 17, primeiramente analisando os tipos de carteiras, caso fosse selecionada uma carteira para investimento apenas considerando o seu Índice de Sharpe no período de Formação, a carteira vencedora deveria ser a escolhida, obviamente por possuir os maiores retornos na formação, o que maximiza o seu Índice de Sharpe em relação às outras duas carteiras analisadas. Entretanto, quando verificados os índices de Sharpe no período de análise, a carteira recomendada é a que demonstra a melhor relação risco-retorno, independentemente do método de otimização escolhido.

**Tabela 17 (4) – Índices de Sharpe na Formação e na Análise, por Tipo de Carteira e por Método de Otimização**

A linha “média” traz o resultado médio dos 16 índices de Sharpe calculados para cada cruzamento analisado, pois as carteiras são formadas de 1995 a 2010 (16 anos) para gerar mais informações. A linha “Qtde. Melhores” traz a quantidade de vezes nas 16 formações em que uma carteira foi melhor do que a outra pelo Índice de Sharpe. Os valores marcados em negrito demonstram as melhores carteiras por método e as células marcadas em cinza demonstram o melhor método por carteira.

MÉTODO DE PONDERAÇÃO		ÍNDICES DE SHARPE NA FORMAÇÃO			ÍNDICES DE SHARPE NA ANÁLISE		
		Recomendada	Perdedora	Vencedora	Recomendada	Perdedora	Vencedora
Igualmente Ponderada	Média	0,1520	0,0461	<b>0,4540</b>	<b>0,2523</b>	0,1741	0,1794
	Qtde. Melhores	0	0	16	10	3	3
Média-Variância	Média	<b>0,5560</b>	0,3087	<b>0,7598</b>	<b>0,2281</b>	0,1413	0,1629
	Qtde. Melhores	3	2	11	11	2	3
Sistemática Proposta	Média	0,0755	-0,0131	<b>0,2970</b>	<b>0,1874</b>	0,1520	0,1371
	Qtde. Melhores	4	1	11	8	4	4
Média-Variância Periódica	Média	0,5560	0,3087	<b>0,7598</b>	<b>0,2395</b>	0,1586	<b>0,1855</b>
	Qtde. Melhores	3	2	11	8	2	6
Sistemática Proposta Periódica	Média	0,0755	-0,0131	<b>0,2970</b>	<b>0,1777</b>	0,1164	0,1272
	Qtde. Melhores	4	1	11	8	3	5

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*. Vide apêndices para maiores detalhes.

Analisando a Tabela 17 com a perspectiva dos métodos de otimização, obviamente o método de Média-Variância é o melhor no período de formação, pois é justamente maximizar o Índice de Sharpe o seu objetivo: maximizar o retorno para um dado nível de risco, ou minimizar o risco para dado nível de retorno. Entretanto, no período de análise, a aplicação do método de Média-Variância periodicamente se mostrou mais eficaz em termos de risco-retorno apenas para a carteira vencedora. Contrariamente ao esperado, as carteiras Recomendada e Perdedora obtiveram o melhor índice de Sharpe quando as ações são igualmente ponderadas.

Acerca das quantidades de carteiras melhores presentes na Tabela 17, estas se referem a quantas vezes um tipo de carteira foi melhor do que os outros em cada um dos métodos de otimização. Enquanto na formação pelo método igualmente ponderado as 16 carteiras vencedoras se mostraram as melhores, os outros métodos de otimização conseguiram maximizar o Índice de Sharpe de algumas carteiras recomendadas e perdedoras em relação às vencedoras, mas não o suficiente, gerando a interpretação de que se for observar apenas os dados de risco e retorno na formação, a estratégia mais adequada seria investir em carteiras vencedoras, o que contraria o resultado dos índices de Sharpe no período de análise.

Quando observadas estas mesmas quantidades de carteiras com os maiores índices de Sharpe no período de análise, independentemente do método de otimização, as carteiras recomendadas se mostraram como as melhores em metade ou mais da metade das vezes.

### **4.3.2 Portfolio Change Measure: a base para os testes de hipóteses**

Continuando a análise descritiva dos resultados, apresenta-se agora os resultados da métrica desenvolvida por Grinblatt e Titman (1993) e denominada de *Portfolio Change Measure*, ou “medida de mudança de portfólio”. Conforme descrito na metodologia, a *PCM* foi desenvolvida originalmente pelos autores supracitados para averiguar se mudanças nos pesos dos ativos ao longo do tempo de análise da carteira geram maiores retornos. No caso aqui apresentado, a *PCM* está sendo utilizada para medir as diferenças de retorno obtido por conta dos métodos de otimização aplicados.

Desta forma, subtraiu-se em cada período com possibilidade de mudança nos pesos dos ativos (início da carteira e nos finais dos quatro primeiros anos de análise) o peso calculado por um método do peso calculado por outro método, sendo então este resultado multiplicado pelo retorno trimestral e então somados todos estes resultados e dividido pela quantidade de carteiras analisadas (16 carteiras para cada tipo, conforme explicado anteriormente). Não se dividiu o resultado pela quantidade de trimestres, pois se deseja saber o retorno acumulado obtido a mais em decorrência da mudança dos pesos ao longo de todo o período.

Como são cinco os métodos de otimização das carteiras aqui estudados, permite realizar 10 comparações diferentes entre eles. Já que a *PCM* foi calculada para os três tipos de carteiras (recomendada, perdedora e vencedora) e cada tipo contém 16 análises diferentes (rebalanceamento da formação, de 1995 a 2010), foram  $10 \times 3 \times 16 = 480$  informações de *PCM* diferentes calculadas. Tal como aconteceu com o Índice de Sharpe, todo este detalhamento será apresentado nos apêndices, sendo aqui apresentadas apenas as médias dos 16 períodos de análise para os três tipos de carteiras. Estes resultados médios estão apresentados nas tabelas 18 a 20.

Analisando especificamente a carteira recomendada a partir da interpretação dos resultados da Tabela 18, estão marcados em negrito os valores vistos como os mais importantes, pois o método da Média-Variância é o único que ganha de todos os outros métodos na *PCM*. Destaca-se a diferença entre a Média-Variância e a Sistemática Proposta,

um pequeno valor que, caso não seja estatisticamente significativo, demonstraria que a sistemática proposta teria a mesma eficácia da Média-Variância.

**Tabela 18 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Recomendada**

Os valores demonstrados na tabela significam quanto na média um investidor teria ganho a mais durante os cinco anos de análise caso tivesse utilizado um método de otimização em detrimento do outro. Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, na fórmula da *PCM* é o peso do método que está descrito na linha da tabela menos o peso do método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira recomendada.

<b>CARTEIRA RECOMENDADA</b>	Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	0,00%	-12,51%	-11,10%	25,75%	22,22%
Média-Variância	<b>12,51%</b>	0,00%	<b>1,41%</b>	<b>38,26%</b>	<b>34,73%</b>
Sistemática Proposta	11,10%	-1,41%	0,00%	36,85%	33,32%
Média-Variância com Periodicidade	-25,75%	-38,26%	-36,85%	0,00%	-3,52%
Sistemática Proposta com Periodicidade	-22,22%	-34,73%	-33,32%	<b>3,52%</b>	0,00%

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*. Vide apêndices para maiores detalhes.

Salienta-se também as relações entre os dois métodos que têm periodicidade com os outros três métodos: a aplicação anual dos métodos de Média-Variância e da Sistemática Proposta diminui o retorno da carteira recomendada, demonstrando não ser eficaz ter uma estratégia de rebalanceamento dos pesos a cada ano. A Tabela 19 apresenta agora os resultados da *PCM* para a carteira perdedora.

Interpretando os resultados da *PCM* para a carteira perdedora apresentados na Tabela 19, destaca-se em negrito todos os valores da Sistemática Proposta, pois este é o único método com resultados melhores do que todos os outros. Destaca-se também a pequena diferença entre a sistemática proposta com periodicidade e a Média-Variância com periodicidade, pois caso estes valores não sejam estatisticamente significativos, indicará não haver diferenças expressivas entre os dois métodos.

**Tabela 19 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Perdedora**

Os valores demonstrados na tabela significam quanto na média um investidor teria ganho a mais durante os cinco anos de análise caso tivesse utilizado um método de otimização em detrimento do outro. Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, na fórmula da *PCM* é o peso do método que está descrito na linha da tabela menos o peso do método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira perdedora.

<b>CARTEIRA PERDEDORA</b>	Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	0,00%	-3,58%	-22,29%	13,26%	11,08%
Média-Variância	3,58%	0,00%	-18,71%	16,84%	14,65%
Sistemática Proposta	<b>22,29%</b>	<b>18,71%</b>	0,00%	<b>35,55%</b>	<b>33,37%</b>
Média-Variância com Periodicidade	-13,26%	-16,84%	-35,55%	0,00%	-2,19%
Sistemática Proposta com Periodicidade	-11,08%	-14,65%	-33,37%	<b>2,19%</b>	0,00%

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*. Vide apêndices para maiores detalhes.

Assim como na carteira recomendada, a aplicação periódica de ambos os métodos diminuiu o retorno da carteira perdedora em relação aos métodos aplicados apenas na formação, mantendo a evidência descritiva da não eficácia do rebalanceamento anual dos pesos. Finalizando a análise da *PCM*, a tabela 20 traz os resultados desta medida para a carteira vencedora.

A *PCM* da carteira vencedora traz um resultado significativo na sistemática proposta com periodicidade (e também apenas na formação), ganhando ela de todos os outros métodos e com diferenças expressivas, exceto na relação entre este método e ele próprio sem a aplicação periódica. Como a sistemática proposta procura modificar os pesos das ações na carteira a partir da identificação dos desvios de comportamento dos investidores, gera-se então uma evidência descritiva de que os desvios de comportamento identificados pela sistemática proposta ocorrem na carteira vencedora e, sendo corrigidos pelo método aplicado, proporcionam um resultado maior.

Destaca-se ainda que tanto o método de Média-Variância aplicado apenas na formação e este mesmo método aplicado periodicamente diminuem o resultado da carteira vencedora em relação aos outros métodos. Isto pode se tornar uma evidência em relação ao efeito manada, pois dar maior peso a ativos vencedores na formação só propagaria a manada (ou seja, o investidor estaria agindo como um *noise trader*, investindo tardiamente em ações com

altos retornos), trazendo prejuízos nos períodos seguintes, quando da saída dos arbitradores destas posições ao realizar lucros.

**Tabela 20 (4) – Portfolio Change Measure da Carteira Vencedora**

Os valores demonstrados na tabela significam quanto na média um investidor teria ganho a mais durante os cinco anos de análise caso tivesse utilizado um método de otimização em detrimento do outro. Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, na fórmula da *PCM* é o peso do método que está descrito na linha da tabela menos o peso do método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira vencedora.

<b>CARTEIRA VENCEDORA</b>	Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	0,00%	6,64%	-31,19%	18,45%	-33,60%
Média-Variância	-6,64%	0,00%	-37,83%	11,81%	-40,24%
Sistemática Proposta	31,19%	37,83%	0,00%	49,64%	-2,41%
Média-Variância com Periodicidade	-18,45%	-11,81%	-49,64%	0,00%	-52,05%
Sistemática Proposta com Periodicidade	<b>33,60%</b>	<b>40,24%</b>	<b>2,41%</b>	<b>52,05%</b>	0,00%

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *Microsoft Excel 2010*. Vide apêndices para maiores detalhes.

A partir dos resultados desta análise descritiva, apresenta-se no próximo subtópico as evidências testadas e os resultados dos testes de hipóteses, realizados tanto com os retornos como com os Índices de Sharpe.

### 4.3.3 Resultados estatísticos da hipótese III: testes de Friedman

As análises descritivas apresentadas até o momento referentes à Hipótese III serviram de base para a formulação das evidências a serem confirmadas ou refutadas pelos testes de hipóteses e pela análise de correlação. Estas evidências são formuladas por carteiras, já que os resultados esperados são diferentes para cada uma delas.

Primeiramente, em relação à carteira recomendada, pela escolha dos ativos ter sido baseada em uma análise fundamentalista através do modelo de cinco fatores de Fama e French (2015), interpreta-se que uma carteira baseada em um modelo de arbitragem não possa

ter desvios de comportamento, e por isso o método da Média-Variância se mostrou como o melhor para otimizar este tipo de carteira.

Desta forma, em relação à carteira recomendada, não rejeitar o fato de que a Média-Variância pode ser considerado o melhor método de otimização para a carteira recomendada é testado por uma análise ANOVA ou através do Teste de Friedman (caso os dados sejam não paramétricos). Já o fato da carteira recomendada ser um portfólio que não tenha desvios de comportamento pode ser comprovado através da inexistência de correlação negativa e significativa entre o desvio absoluto médio dos retornos da carteira (CSAD) e o quadrado do retorno de mercado.

Já sobre a carteira perdedora, justamente pelo fato dos ativos presentes nela terem tido os maiores prejuízos no ano de formação, é necessário ponderar a participação de cada uma na carteira pela pontuação fundamentalista calculada, maximizando a participação daquelas ações com baixo retorno em decorrência de estarem subavaliadas, e por isso a sistemática proposta sem periodicidade funcionaria melhor para esta carteira, pois a sistemática proposta apenas na formação maximiza a pontuação fundamentalista, mas não busca corrigir desvios de comportamento. Por supostamente estas ações estarem subavaliadas, elas também não teriam desvios de comportamento, e por isso a aplicação anual da sistemática proposta diminuiria o retorno.

Sendo assim, espera-se, para a carteira perdedora, que os resultados da análise ANOVA ou do Teste de Friedman tenham resultados significativos de diferença entre a sistemática proposta aplicada apenas na formação e os outros métodos, não rejeitando o fato de que este seria o melhor método para aplicar na carteira perdedora. Para rejeitar a hipótese de existência de desvios de comportamento dos investidores que investiram nas ações da carteira perdedora, espera-se que seja não negativa e significativa a correlação entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado.

Por fim, sobre a carteira vencedora, explica-se que pelo fato desta comportar as 15 ações com os maiores ganhos no período de formação, trata-se de ações sobrevalorizadas em relação ao mercado e que, portanto, os arbitradores futuramente irão realizar seus lucros e sair destas posições. Portanto, pode ocorrer o efeito manada, o qual consiste na atuação tardia dos *noise traders*, os quais compram tardiamente ações vencedoras, prolongando os efeitos de retorno, caracterizando o efeito *Momentum*. Entretanto, os arbitradores, ao verificarem que estas ações estão sobrevalorizadas ainda mais, saem das posições e realizam lucros, diminuindo os preços e trazendo prejuízos para os *noise traders*. Como a sistemática proposta

com periodicidade traz um fator de decisão que busca identificar este momento de atuação dos *noise traders* como o momento de sair das posições, a análise descritiva evidenciou que este método é mais eficaz na otimização da carteira vencedora.

Portanto, espera-se que o resultado da ANOVA ou do Teste de Friedman traga diferenças significativas e positivas da sistemática proposta com periodicidade e os outros métodos de otimização. Para provar a ocorrência do efeito manada, espera-se uma correlação negativa e significativa entre o CSAD da carteira perdedora e o quadrado do retorno de mercado. A partir desta descrição dos resultados esperados, procede-se à apresentação dos resultados dos testes.

Os primeiros resultados apresentados são referentes à normalidade da série de dados, para se decidir pelo teste ANOVA ou pela Teste de Friedman, ambos propícios a analisar diferenças em blocos, sendo o primeiro aplicado a dados com distribuição normal e o segundo aplicado a dados não paramétricos. A Tabela 21 apresenta os resultados dos testes de normalidade de Kolmogorov-Smirnov e o de Shapiro-Wilk, já estando o teste de Kolmogorov-Smirnov corrigido pela significância de Lilliefors.

**Tabela 21 (4) – Testes de Normalidade dos Retornos Trimestrais Acumulados**

O nome da série de dados consiste na definição da carteira e do método de otimização, conforme as seguintes siglas: IP para “Igualmente Ponderada”, MV para “Média-Variância”, SP para “Sistemática Proposta”, MVP para “Média-Variância com Periodicidade” e SPP para “Sistemática Proposta com Periodicidade”.

Retornos acumulados por trimestre	Kolmogorov-Smirnov		Shapiro-Wilk	
	Estatística	Sig.	Estatística	Sig.
Recomendada_IP	0,0928	0,0000**	0,9663	0,0000**
Recomendada_MV	0,0921	0,0000**	0,9571	0,0000**
Recomendada_SP	0,1173	0,0000**	0,9585	0,0000**
Recomendada_MVP	0,0578	0,0119*	0,9832	0,0008**
Recomendada_SPP	0,1320	0,0000**	0,9420	0,0000**
Perdedora_IP	0,0854	0,0000**	0,9624	0,0000**
Perdedora_MV	0,1649	0,0000**	0,7928	0,0000**
Perdedora_SP	0,0672	0,0014**	0,9770	0,0001**
Perdedora_MVP	0,0622	0,0045**	0,9723	0,0000**
Perdedora_SPP	0,0935	0,0000**	0,9314	0,0000**
Vencedora_IP	0,0909	0,0000**	0,9783	0,0001**
Vencedora_MV	0,0841	0,0000**	0,9395	0,0000**
Vencedora_SP	0,0828	0,0000**	0,9793	0,0001**
Vencedora_MVP	0,0854	0,0000**	0,9721	0,0000**
Vencedora_SPP	0,0815	0,0000**	0,9824	0,0006**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Pelos resultados apresentados, chega-se à conclusão de que os dados não possuem uma distribuição normal e, portanto, são considerados como não paramétricos, optando-se pela utilização do Teste de Friedman.

A partir dos resultados da Tabela 21, conclui-se pela utilização do Teste de Friedman para as análises de todas as carteiras. Os resultados para a carteira recomendada estão apresentados na Tabela 22.

Interpretando os resultados do Teste de Friedman para a carteira recomendada, a maior média dos retornos acumulados nos trimestres foi quando da utilização do método de Média-Variância. Entretanto, a diferença entre este e a sistemática proposta não foi significativa, como também não foi em relação ao método de igual ponderação.

As diferenças analisadas pelo teste foram significativas apenas da Média-Variância em relação aos dois métodos com periodicidade de rebalanceamento de pesos. Portanto, comprova-se que o rebalanceamento anual dos pesos na carteira recomendada diminuiu o resultado da carteira. Já sobre o método a ser utilizado na carteira recomendada, não se pode afirmar que a Média-Variância seria a melhor opção, já que o resultado não deu significativo, sendo uma definição de modelo de otimização para a carteira recomendada um item inconclusivo, a princípio.

**Tabela 22 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Recomendada, por método de otimização**

Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, a diferença do retorno da carteira pelo método que está descrito na linha da tabela menos o retorno da carteira pelo método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira recomendada. Resultados em negrito são significativos a 5%, e em itálico são significativos a 10%.

CARTEIRA RECOMENDADA		Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	Estatística	Mean Rank = 3,04	-0,294	0,056	0,256	0,184
	Significância		0,188	1,000	0,404	1,000
Média-Variância	Estatística	0,294	<b>Mean Rank = 3,33</b>	<i>0,350</i>	<b>0,550</b>	<b>0,478</b>
	Significância	0,188		<i>0,051</i>	<b>0,000**</b>	<b>0,001**</b>
Sistemática Proposta	Estatística	-0,056	<i>-0,350</i>	Mean Rank = 2,98	0,200	0,128
	Significância	1,000	<i>0,051</i>		1,000	1,000
Média-Variância com Periodicidade	Estatística	-0,256	<b>-0,550</b>	-0,200	Mean Rank = 2,78	-0,720
	Significância	0,404	<b>0,000**</b>	1,000		1,000
Sistemática Proposta com Periodicidade	Estatística	-0,184	<b>-0,478</b>	-0,128	0,720	Mean Rank = 2,86
	Significância	1,000	<b>0,001**</b>	1,000	1,000	

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Tendo visto a carteira recomendada, parte-se para a análise dos resultados do Teste de Friedman aplicado à carteira perdedora, conforme dados da Tabela 23.

**Tabela 23 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Perdedora, por método de otimização**

Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, a diferença do retorno da carteira pelo método que está descrito na linha da tabela menos o retorno da carteira pelo método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira perdedora. Resultados em negrito são significativos a 5%, e em itálico são significativos a 10%.

CARTEIRA PERDEDORA		Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	Estatística	Mean Rank = 3,05	0,122	-0,191	0,125	0,194
	Significância		1,000	1,000	1,000	1,000
Média-Variância	Estatística	-0,122	Mean Rank = 2,93	-0,312	0,003	0,072
	Significância	1,000		0,124	1,000	1,000
Sistemática Proposta	Estatística	0,191	0,312	Mean Rank = 3,24	0,316	<b>0,384</b>
	Significância	1,000	0,124		0,116	<b>0,021*</b>
Média-Variância com Periodicidade	Estatística	-0,125	-0,003	-0,316	Mean Rank = 2,92	0,069
	Significância	1,000	1,000	0,116		1,000
Sistemática Proposta com Periodicidade	Estatística	-0,194	-0,072	<b>-0,384</b>	-0,069	Mean Rank = 2,86
	Significância	1,000	1,000	<b>0,021*</b>	1,000	

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Os resultados para a carteira perdedora, apresentados na Tabela 23, demonstram que a otimização pela Sistemática Proposta na formação trouxe o maior retorno acumulado nos trimestres, mas que as diferenças não são significativas em relação à aplicação de outros métodos. A única diferença significativa foi entre esta sistemática e ela mesma aplicada com periodicidade anual, demonstrando que a aplicação periódica da sistemática proposta diminui os pesos da carteira. Apresenta-se agora a última tabela dos testes de Friedman por carteira, sendo a tabela 24 referente à carteira vencedora.

Os resultados da tabela 24 confirmam os resultados descritos a partir do momento em que encontram diferenças significativas entre a Sistemática Proposta (tanto aplicadas apenas na formação como com periodicidade) e os outros modelos, demonstrando ser a sistemática proposta o melhor modelo para otimizar carteiras vencedoras. Entretanto, não foi possível concluir se a sistemática proposta com periodicidade é melhor do que a sistemática proposta aplicada apenas na formação.

**Tabela 24 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Retornos da Carteira Vencedora, por método de otimização**

Salienta-se que os valores apresentados são da linha em relação à coluna, ou seja, a diferença do retorno da carteira pelo método que está descrito na linha da tabela menos o retorno da carteira pelo método que está descrito na coluna. Nesta tabela apresentam-se os resultados para a carteira vencedora. Resultados em negrito são significativos a 5%, e em itálico são significativos a 10%.

<b>CARTEIRA VENCEDORA</b>		Igualmente Ponderada	Média-Variância	Sistemática Proposta	Média-Variância com Periodicidade	Sistemática Proposta com Periodicidade
Igualmente Ponderada	Estatística	Mean Rank = 2,90	<b>0,450</b>	<b>-0,625</b>	<i>0,322</i>	<b>-0,631</b>
	Significância		<b>0,003**</b>	<b>0,000**</b>	<i>0,100</i>	<b>0,000**</b>
Média-Variância	Estatística	<b>-0,450</b>	Mean Rank = 2,45	<b>-1,075</b>	<i>-0,128</i>	<b>-1,081</b>
	Significância	<b>0,003**</b>		<b>0,000**</b>	<i>1,000</i>	<b>0,000**</b>
Sistemática Proposta	Estatística	<b>0,625</b>	<b>1,075</b>	Mean Rank = 3,53	<b>0,947</b>	<i>-0,006</i>
	Significância	<b>0,000**</b>	<b>0,000**</b>		<b>0,000**</b>	<i>1,000</i>
Média-Variância com Periodicidade	Estatística	<i>-0,322</i>	<i>0,128</i>	<b>-0,947</b>	Mean Rank = 2,58	<b>-0,953</b>
	Significância	<i>0,100</i>	<i>1,000</i>	<b>0,000**</b>		<b>0,000**</b>
Sistemática Proposta com Periodicidade	Estatística	<b>0,631</b>	<b>1,081</b>	<i>0,006</i>	<b>0,953</b>	Mean Rank = 3,53
	Significância	<b>0,000**</b>	<b>0,000**</b>	<i>1,000</i>	<b>0,000**</b>	

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Finalizando este subtópico da análise, busca-se responder à seguinte pergunta: qual modelo de otimização é melhor para cada carteira? De acordo com os resultados dos testes de Friedman, no caso das carteiras recomendada e perdedora, não há diferenças significativas entre os modelos, optando-se, portanto, pelo método igualmente ponderado, sendo este o que gera o menor custo de transação e a melhor relação risco-retorno, conforme Tabela 17, com os dados do Índice de Sharpe. Já em relação à carteira vencedora, ainda não é possível chegar a uma conclusão, pois o Teste de Friedman aponta a Sistemática Proposta como a melhor, mas o Índice de Sharpe demonstra que, em média, a melhor relação entre risco e retorno é encontrada quando as carteiras vencedoras são otimizadas pela Média-Variância de forma anual.

Para dirimir esta dúvida, foi aplicado também o Teste de Friedman comparando os Índices de Sharpe das carteiras vencedoras pelos cinco métodos de otimização. Espera-se que as diferenças entre eles não sejam significativas, optando-se então pela Sistemática Proposta como modelo para otimizar as carteiras vencedoras.

**Tabela 25 (4) – Teste de Friedman de Comparação de Médias entre os Índices de Sharpe da Carteira Vencedora, por método de otimização**

Quando o Teste de Friedman não apresenta resultados significativos, como é o caso, a comparação entre pares não é apresentada pelo *IBM SPSS Statistics 20.0*, não sendo possível demonstrar os resultados comparados entre os métodos.

Estatística do Teste	3,850
Graus de liberdade	4
Significância	0,427

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Conforme resultados da Tabela 25, as diferenças entre os Índices de Sharpe da carteira vencedora não são significativas entre si. Portanto, conclui-se que pelo fato da diferença entre os índices de Sharpe não ser significativa e a diferença dos retornos pelos métodos de otimização ser significativa, opta-se pelo método da Sistemática Proposta para otimizar carteiras vencedoras. Entretanto, não é possível concluir se é melhor aplicar o método apenas na formação ou periodicamente durante a análise. Como as diferenças entre os dois não são significativas, opta-se por aplicar a Sistemática Proposta apenas na formação, já que gera menores custos de transação.

#### 4.3.4 Resultados da hipótese III: CSAD e o efeito manada

Nesta seção, a análise estatística continua com o objetivo de explicar o motivo pelo qual cada carteira analisada teve um desempenho melhor em um método de otimização específico, buscando esta explicação nos desvios de comportamento dos investidores, medido pelo desvio absoluto médio dos retornos (CSAD) e a sua relação com o quadrado do retorno de mercado.

Conforme descrito nas bases teóricas, quando a dispersão de uma ação calculada pelo CSAD aumenta em relação aos movimentos não lineares do mercado, não se evidencia o efeito manada. Entretanto, quando esta dispersão diminui em relação aos movimentos não lineares do mercado, demonstra-se uma concentração de investidores realizando essas operações, em massa, de uma única vez, como uma manada. Portanto, a correlação entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado (aqui medido pelo Ibovespa), quando negativa e significativa, indica a ocorrência do efeito manada.

Foram calculados os CSADs de todas as carteiras e com base nos retornos de todos os métodos de otimização aplicados, e então calculados as correlações entre estes e o quadrado do retorno do Ibovespa, tanto para o período geral como para cada ano especificamente. Os

resultados são apresentados por carteira. Primeiramente, são apresentados na Tabela 26 os testes de normalidade das séries de dados do CSAD e do quadrado do retorno de mercado, para tomar a decisão de calcular a correlação de Pearson ou de Spearman.

**Tabela 26 (4) – Testes de Normalidade do CSAD, por Carteira e método de otimização**

O nome da série de dados consiste na definição da carteira e do método de otimização, conforme as seguintes siglas: IP para “Igualmente Ponderada”, MV para “Média-Variância”, SP para “Sistemática Proposta”, MVP para “Média-Variância com Periodicidade” e SPP para “Sistemática Proposta com Periodicidade”. Os resultados dos testes demonstram que os dados como um todo seguem uma distribuição não paramétrica.

Variáveis	Kolmogorov-Smirnov		Shapiro-Wilk	
	Statistic	Sig.	Statistic	Sig.
RM <sup>2</sup>	0,234	0,000**	0,696	0,000**
CSAD_Recomendada_IP	0,052	0,035*	0,980	0,000**
CSAD_Recomendada_MV	0,080	0,000**	0,949	0,000**
CSAD_Recomendada_SP	0,106	0,000**	0,933	0,000**
CSAD_Recomendada_MVP	0,073	0,000**	0,933	0,000**
CSAD_Recomendada_SPP	0,087	0,000**	0,938	0,000**
CSAD_Perdedora_IP	0,123	0,000**	0,862	0,000**
CSAD_Perdedora_MV	0,243	0,000**	0,587	0,000**
CSAD_Perdedora_SP	0,082	0,000**	0,943	0,000**
CSAD_Perdedora_MVP	0,059	0,009**	0,959	0,000**
CSAD_Perdedora_SPP	0,118	0,000**	0,759	0,000**
CSAD_Vencedora_IP	0,092	0,000**	0,967	0,000**
CSAD_Vencedora_MV	0,116	0,000**	0,879	0,000**
CSAD_Vencedora_SP	0,124	0,000**	0,889	0,000**
CSAD_Vencedora_MVP	0,127	0,000**	0,922	0,000**
CSAD_Vencedora_SPP	0,127	0,000**	0,880	0,000**

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Conforme dados da tabela 26, as séries de dados relativos aos CSADs das carteiras seguem uma distribuição não paramétrica e, portanto, será calculada a correlação de Spearman entre os dados. A tabela 27 traz os resultados da correlação para a carteira recomendada.

Os resultados da tabela 27 demonstram que, na carteira recomendada original (igualmente ponderada) não se verifica a presença do efeito manada, pois as correlações entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado ou não são significativas, ou quando são significativas são positivas. Destaca-se que a sistemática proposta com periodicidade, aplicada em uma carteira que originalmente não apresentava o efeito manada, demonstrou

correlação negativa e significativa nos anos 03 e 05. Ou seja, gerou um desvio onde originalmente não existia.

**Tabela 27 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Recomendada**

O nome da série de dados consiste na definição da carteira e do método de otimização, conforme as seguintes siglas: IP para “Igualmente Ponderada”, MV para “Média-Variância”, SP para “Sistemática Proposta”, MVP para “Média-Variância com Periodicidade” e SPP para “Sistemática Proposta com Periodicidade”. Os resultados estão apresentados para o período total e por ano de análise. Um asterisco indica significância a 5% e dois asteriscos indicam significância a 1%.

Carteira Recomendada		Período Total	Ano 01	Ano 02	Ano 03	Ano 04	Ano 05
Igualmente Ponderada	Correlação de Pearson	0,504**	0,733**	0,487**	0,217	0,128	0,104
	Significância	0,000	0,000	0,000	0,085	0,313	0,412
Média-Variância	Correlação de Pearson	0,542**	0,632**	0,292*	0,363**	0,369**	0,360**
	Significância	0,000	0,000	0,019	0,003	0,003	0,003
Sistemática Proposta	Correlação de Pearson	0,513**	0,507**	0,384**	0,295*	0,218	0,301*
	Significância	0,000	0,000	0,002	0,018	0,084	0,016
Média-Variância com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,533**	0,632**	0,444**	0,241	0,143	0,357**
	Significância	0,000	0,000	0,000	0,055	0,261	0,004
Sistemática Proposta com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,145**	0,507**	<b>-0,057</b>	<b>-0,274*</b>	<b>-0,085</b>	<b>-0,472**</b>
	Significância	0,009	0,000	<b>0,656</b>	<b>0,029</b>	<b>0,503</b>	<b>0,000</b>

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

A tabela 28 demonstra os resultados da correlação para a carteira perdedora.

**Tabela 28 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Perdedora**

O nome da série de dados consiste na definição da carteira e do método de otimização, conforme as seguintes siglas: IP para “Igualmente Ponderada”, MV para “Média-Variância”, SP para “Sistemática Proposta”, MVP para “Média-Variância com Periodicidade” e SPP para “Sistemática Proposta com Periodicidade”. Os resultados estão apresentados para o período total e por ano de análise. Um asterisco indica significância a 5% e dois asteriscos indicam significância a 1%.

Carteira Perdedora		Período Total	Ano 01	Ano 02	Ano 03	Ano 04	Ano 05
Igualmente Ponderada	Correlação de Pearson	0,423**	0,606**	0,493**	0,076	-0,008	-0,100
	Significância	0,000	0,000	0,000	0,551	0,950	0,432
Média-Variância	Correlação de Pearson	0,513**	0,689**	0,574**	0,372**	0,243	,250*
	Significância	0,000	0,000	0,000	0,002	0,052	0,046
Sistemática Proposta	Correlação de Pearson	0,421**	0,559**	0,360**	0,182	<b>-0,032</b>	0,012
	Significância	0,000	0,000	0,003	0,150	<b>0,802</b>	0,926
Média-Variância com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,389**	0,689**	0,300*	0,071	0,151	<b>-0,059</b>
	Significância	0,000	0,000	0,016	0,575	0,234	<b>0,641</b>
Sistemática Proposta com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,241**	0,559**	<b>-0,085</b>	<b>-0,303*</b>	0,106	0,011
	Significância	0,000	0,000	<b>0,503</b>	<b>0,015</b>	0,404	0,928

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Os resultados das correlações entre o CSAD da carteira perdedora pelos diversos métodos de otimização são semelhantes aos da carteira recomendada: a carteira original (Igualmente Ponderada) não apresenta correlações negativas e significativas. Nos métodos tradicionais de otimização, quando há correlação negativa, esta não é significativa. Por fim, salienta-se que na sistemática proposta com periodicidade apareceu uma correlação negativa e significativa, gerando um desvio onde originalmente não tinha.

Por fim, apresentam-se os resultados para a carteira vencedora na Tabela 29.

**Tabela 29 (4) – Correlação entre o CSAD e o RM2 da Carteira Vencedora**

O nome da série de dados consiste na definição da carteira e do método de otimização, conforme as seguintes siglas: IP para “Igualmente Ponderada”, MV para “Média-Variância”, SP para “Sistemática Proposta”, MVP para “Média-Variância com Periodicidade” e SPP para “Sistemática Proposta com Periodicidade”. Os resultados estão apresentados para o período total e por ano de análise. Um asterisco indica significância a 5% e dois asteriscos indicam significância a 1%.

Carteira Vencedora		Período Total	Ano 01	Ano 02	Ano 03	Ano 04	Ano 05
Igualmente Ponderada	Correlação de Pearson	0,213**	0,423**	0,174	<b>-0,169</b>	<b>-0,355**</b>	<b>-0,316*</b>
	Significância	0,000	0,000	0,168	<b>0,183</b>	<b>0,004</b>	<b>0,011</b>
Média-Variância	Correlação de Pearson	0,254**	0,519**	0,336**	0,121	<b>-0,289*</b>	<b>-0,287*</b>
	Significância	0,000	0,000	0,007	0,341	<b>0,020</b>	<b>0,021</b>
Sistemática Proposta	Correlação de Pearson	0,235**	0,327**	0,005	0,087	<b>-0,225</b>	<b>-0,204</b>
	Significância	0,000	0,008	0,966	0,496	<b>0,074</b>	<b>0,106</b>
Média-Variância com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,153**	0,519**	-0,233	<b>-0,022</b>	<b>-0,300*</b>	<b>-0,135</b>
	Significância	0,006	0,000	0,064	<b>0,861</b>	<b>0,016</b>	<b>0,288</b>
Sistemática Proposta com Periodicidade	Correlação de Pearson	0,133*	0,327**	0,068	<b>-0,136</b>	<b>-0,083</b>	<b>-0,292*</b>
	Significância	0,017	0,008	0,592	<b>0,286</b>	<b>0,513</b>	<b>0,019</b>

Fonte: Elaboração própria com o auxílio do *IBM SPSS Statistics 20.0*

Percebe-se nos resultados da Tabela 29 que a carteira vencedora original contém o efeito manada nos anos 4 e 5, com base em correlação negativa e significativa, a qual o método de Média-Variância (tanto com periodicidade como apenas na formação) não foi capaz de corrigir. Já em relação à sistemática proposta, quando aplicada com periodicidade, ainda deixa de corrigir o quinto ano. Por fim, a Sistemática Proposta aplicada apenas na formação leva a correlações negativas e não significativas, demonstrando uma correção dos pesos para que o retorno da carteira não seja afetado pelo efeito manada.

Uma outra explicação possível para a ocorrência de correlações negativas e significativas entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado na Sistemática Proposta com periodicidade é o fato desta técnica de análise ser originalmente aplicada para identificar o

efeito manada em curtos prazos de tempo, e não em um horizonte temporal de um ano. Portanto, o modelo não identificou corretamente a presença do efeito manada nas carteiras pelo fato da sua periodicidade ser anual. Esta é uma das limitações da pesquisa, a qual será comentada nas conclusões.

Desta forma, conclui-se que as carteiras recomendada e perdedora têm maiores retornos quando seus ativos são igualmente ponderados, enquanto que a carteira vencedora maximiza seu retorno quando aplicada a sistemática proposta na formação. Os motivos que levam a esta conclusão são a caracterização de que as carteiras recomendada e perdedora são mais baseadas em análises fundamentalistas, sendo carteiras predominantemente racionais, enquanto que a carteira vencedora é influenciada pelo desvio de comportamento dos investidores denominado efeito manada, necessitando ser corrigida pela sistemática proposta com periodicidade. Como a aplicação da periodicidade não afetou significativamente o retorno, opta-se por aplicar a sistemática proposta apenas na formação, para reduzir os custos de transação.

A partir deste momento, são apresentadas as conclusões desta pesquisa, comparando os resultados obtidos com os autores mencionados no referencial teórico e demonstrando atendimento aos objetivos da tese.

## 5 Conclusões

---

Conforme descrito na introdução, a pergunta de pesquisa na qual se baseou este estudo foi: “Será que uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo do efeito manada e do excesso de confiança no mercado de capitais brasileiro pode melhorar o retorno do investimento em relação ao método de Markowitz (1952) de seleção de portfólios?”.

Este questionamento surgiu a partir de investigações prévias sobre a estratégia de investimento em *Overreaction*, salientando que o segundo estágio do processo de seleção de portfólios de Markowitz (1952) não estaria de acordo com esta estratégia, já que daria maior peso às ações com a melhor relação risco-retorno na formação da carteira, o que não é o caso das ações perdedoras.

Buscando uma explicação para a reversão dos retornos no longo prazo a partir dos desvios de comportamento dos investidores, principalmente aqueles denominados como efeito manada e excesso de confiança (FERREIRA, 2008), sugeriu-se desenvolver uma sistemática de otimização de portfólios que considerasse os desvios de comportamento dos investidores.

O desenvolvimento desta sistemática proposta se deu em três etapas, referentes às três hipóteses da pesquisa, quais sejam: (1) a evidenciação do efeito *Overreaction* no Brasil, dando bases para a utilização desta estratégia; (2) a explicação de que os retornos das carteiras e os seus desvios de preços em relação ao modelo de precificação é causado tanto por fatores fundamentalistas (ações abaixo do seu valor justo) como por fatores comportamentais (efeito manada principalmente); e (3) que com base nos resultados anteriores, é possível criar uma sistemática de otimização de carteiras que considere esses desvios de comportamento na tomada de decisão sobre quando aumentar, diminuir ou manter a participação de um ativo na carteira.

A partir da análise dos dados conforme proposto na metodologia, foi possível chegar aos resultados da Hipótese I, a qual trata da ocorrência do *Overreaction* no Brasil. A partir das análises efetuadas, não se pode rejeitar a hipótese de ocorrência do *Overreaction* no Brasil no longo prazo (cinco anos), quando as ações perdedoras se tornam vencedoras e vice-versa. Esta afirmação tem base no resultado do teste de comparação de médias de Mann-Whitney U.

Apesar da modelagem ARIMA identificada não ser totalmente adequada pela heterocedasticidade e não normalidade dos resíduos, os passos para construí-la permitiram identificar os prazos de análise para rebalanceamento das carteiras na Hipótese III. A análise

descritiva demonstrou que, na média, a carteira perdedora passa a ganhar da carteira vencedora a partir do 12º mês de análise.

Diante destes dois ciclos apresentados pela análise, definiu-se que a periodicidade de rebalanceamento das carteiras durante a construção da Hipótese III seria feita a cada ano, totalizando então dentro do período cinco análises para rebalanceamento: na formação da carteira e nos finais dos primeiros quatro anos de análise.

A segunda parte da análise dos resultados, referente à Hipótese II, inicia com a correlação entre a variável dependente e as variáveis independentes, sendo identificada uma coerência com os resultados esperados por Fama e French (2015) no seu modelo de cinco fatores, gerando uma inversão em algumas das variáveis no período de análise, característico do *Overreaction*.

Já para explicar os desvios de comportamento dos investidores, foi utilizado o cálculo do *CSAD*, identificando uma relação negativa e significativa entre esta medida de dispersão e o quadrado do retorno de mercado, a qual representa os desvios de comportamentos dos investidores. O resultado significativo e negativo encontrado do Beta que relaciona o *CSAD* com o quadrado do retorno de mercado demonstra a presença de desvios de comportamento em geral no mercado brasileiro. Este resultado é contrário ao encontrado por Almeida (2011), o qual utilizou o modelo do *CSAD* criado por Chang, Cheng e Khorana (2000) no Brasil e em outros países da América Latina, tendo identificado resultados relevantes apenas no Chile.

Em uma continuidade da análise do *CSAD*, propõe-se uma adaptação desta medida, aqui chamada de *CSAR*, sendo o desvio absoluto médio dos retornos observados em relação àqueles calculados pelo modelo de Cinco Fatores de Fama e French (2015). Sendo assim, buscou-se verificar se as diferenças entre os retornos observados e os esperados pelo modelo tinham uma relação não linear com o mercado. Este resultado foi significativo, demonstrando que os preços se desviaram daqueles esperados pelos modelos racionais em função de desvios comportamentais.

Portanto, e com base nestes resultados, foi criada a sistemática proposta, a qual consiste em três etapas: (1) seleção dos ativos que irão compor a carteira recomendada; (2) otimização na formação da carteira buscando valorizar as ações mais subvalorizadas; (3) Otimização anual com vistas a corrigir os retornos das ações afetados pelos desvios de comportamentos dos investidores (efeito manada), através das variáveis de decisão de diminuição, manutenção ou aumento do peso da ação na carteira.

Essas variáveis de decisão foram calculadas com base nos cenários estabelecidos para a análise dos desvios de comportamento. Por exemplo, ficou definido que seria a hora de diminuir o peso de uma ação na carteira quando sua pontuação fundamentalista estivesse diminuindo, os retornos estivessem aumentando e, em conjunto com a correlação entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado ser negativa e significativa, com Beta mudando e liquidez aumentando, caracterizando a atuação tardia dos *noise traders* e o momento de realizar lucros e se posicionar com maior peso em outro ativo.

Os resultados obtidos em termos descritivos a partir da “medida de mudança de portfólio”, ou *Portfolio Change Measure*, demonstraram que a carteira recomendada teria melhor retorno caso aplicada a otimização pela Média-Variância apenas na formação, corroborando com o fato de se tratar de uma carteira essencialmente fundamentalista. Entretanto, os testes de hipóteses demonstraram não ser significativas as diferenças entre os modelos, fazendo com que a carteira recomendada quando igualmente ponderada fosse mais eficiente do que pelos outros métodos.

No caso das carteiras perdedoras, em termos de resultados descritivos do retorno, a sistemática proposta seria a melhor. Isto tem lógica a partir do momento em que a sistemática proposta maximiza, dentre as perdedoras, o peso daquelas mais subavaliadas em relação ao seu preço justo. Entretanto, os testes estatísticos não foram significativos, chegando-se também à conclusão de que a carteira igualmente ponderada é a melhor, pois diminui os custos de transação.

Já no caso da carteira vencedora, a sistemática proposta tanto na formação como periodicamente mostrou um retorno muito positivo e acima dos outros métodos de otimização quando do cálculo da *PCM*. Estes resultados foram confirmados pelo Teste de Friedman, não sendo significativa apenas a relação entre a sistemática proposta sem periodicidade e com periodicidade. Como a sistemática proposta aplicada apenas na formação tende a ter menos custos de transação, a princípio se escolheu este método, sendo necessário avaliar outros dados.

Os índices de Sharpe das carteiras resultaram que, na média, o método de Média-Variância com periodicidade seria melhor em termos de risco e retorno para a carteira vencedora. Ao analisar estatisticamente a diferença entre os índices de Sharpe calculados pelos cinco métodos de otimização analisados, esta não foi significativa e optou-se, portanto, pelo método da sistemática proposta aplicada na formação como método mais adequado para a carteira vencedora.

A análise de correlação entre o CSAD e o quadrado do retorno de mercado, por ano de análise e por carteira, demonstrou os motivos da melhor aceitação da sistemática proposta pela carteira vencedora: esta possui desvios de comportamento evidenciados por correlação negativa, significativa e não linear entre o CSAD e o mercado. Enquanto isso, o CSAD não foi significativo para as carteiras recomendada e perdedora, quando igualmente ponderadas.

Os resultados obtidos corroboram com Bohm e Wenzelburger (2005), os quais demonstraram que as carteiras dos investidores racionais no plano de média-variância são consideradas eficientes no sentido ex-ante (formação da carteira), quando comparadas com as dos *noise traders*. Entretanto, os autores comprovaram não existir uma relação direta entre a sua eficiência ex-ante e o seu desempenho empírico ex-post (medido pelo Índice de Sharpe), e que os *noise traders* podem sim ter uma performance ex-post melhor do que os investidores que baseiam a escolha de sua carteira no plano de média-variância eficiente. Ou seja, é possível obter retornos maiores com outros modelos que não seja pela Média-Variância.

Desta forma, complementa-se a análise feita por Grinblatt, Titman e Wermers (1995) e se corrobora com Cronqvist e Siegel (2014) e com Jegadeesh e Titman (2011), os quais identificaram a propensão dos indivíduos a escolher títulos que se desempenharam bem no passado recente, causando o *Momentum*, sendo o *Momentum* aqui explicado pelo efeito manada.

O fato da diferença entre o método de otimização pela Média-Variância e pela sistemática proposta não ter sido significativa nas carteiras recomendada e perdedora corrobora com o resultado de Das et. al. (2010), pois estes comprovaram que combinações de subportfólios eficientes no plano de média-variância resultam em um portfólio agregado eficiente e que, como a abordagem de contabilidade mental é matematicamente equivalente à de média-variância, subportfólios baseados na contabilidade mental também são eficientes no plano de média-variância. Em outras palavras, o método aqui proposto é tão eficiente quanto a Média-Variância, não sendo possível afirmar qual dos métodos é o melhor.

Fazendo uma relação entre os resultados obtidos e o nível de eficiência do mercado brasileiro, Nakamura (2000) e mais recentemente Noda, Martelanc e Securato (2014) não rejeitaram a hipótese de eficiência do mercado de capitais brasileiro (medido pelo Ibovespa e outros índices e sua relação com uma carteira de referência). Ou seja, sendo o mercado relativamente eficiente, na maioria das carteiras analisadas (recomendada e perdedora) os retornos pela sistemática proposta não foram os melhores pelo fato de serem carteiras essencialmente fundamentalistas, e são as que já proporcionam os maiores retornos. A

sistemática proposta também considera a maximização da pontuação fundamentalista da carteira vencedora na sua formação e, portanto, conclui-se que, no geral, o mercado de capitais brasileiro é racional, com a presença de desvios de comportamento em ações específicas e provavelmente em periodicidades menores.

Portanto, é possível afirmar que o objetivo geral de desenvolvimento de uma sistemática de otimização de portfólios que acompanhe o dinamismo das anomalias de mercado presentes no mercado de capitais brasileiro foi atendido, bem como os seus objetivos específicos.

Conclui-se este trabalho apresentando as suas limitações e as perspectivas para estudos futuros. Primeiramente, sobre os dados coletados no Economática, algumas ações apresentaram dados de cotações diárias inconsistentes, não compatibilizando o retorno trimestral com aquele calculado pelas cotações diárias e prejudicando o modelo de otimização.

Depois do desenvolvimento da sistemática proposta, permite-se sugerir uma melhoria nessa sistemática como parte de pesquisas futuras: a otimização periódica calcula os pesos de forma a maximizar uma pontuação que é composta pelo fator de decisão de manter, diminuir ou aumentar a participação de uma ação na carteira e pelos pontos fundamentalistas da ação. Mas, e quando ocorrer de aquela ação ainda continuar subavaliada e a pontuação fundamentalista continuar diminuindo a medida em que aumentam os retornos? Ainda não foi possível diagnosticar este ponto de decisão de meio-termo entre a expectativa se a pontuação continuará ou não diminuindo de um período para o outro.

Conforme descrito na análise da hipótese III, uma das possíveis limitações da análise dos desvios de comportamento é a aplicação de um modelo de identificação do efeito manada no curto prazo (*CSAD*) a dados anuais. Para isso, a sistemática proposta de otimização teria que ter pontos de decisão sobre mudar ou não os pesos das carteiras em períodos menores, e os dados diários das ações precisariam ser mais precisos.

Por fim, sugere-se como pesquisas futuras a aplicação destes métodos de otimização em dados de ações de outras bolsas de valores, de outros países, buscando selecionar estes dados conforme estudos já realizados. Como no caso do Brasil as bases teóricas afirmam que se trata de um mercado relativamente eficiente com a presença do efeito manada em alguns casos (comprovado pelas regressões e correlação com o *CSAD*), conclui-se que, dentre as opções analisadas, realizar investimentos com base em avaliação fundamentalista é o que gera as melhores relações entre risco e retorno nas ações negociadas na BM&FBOVESPA.

## Referências

- ALMEIDA, R. P. de. O comportamento manada em mercados acionários Latino-Americanos. 2011. 76 f. *Dissertação (Mestrado em Administração)* – Programa de Pós-Graduação em Administração, UFSC, Florianópolis, 2011.
- BLACK, F.; JENSEN, M. C.; SCHOLES, M. The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests. *Studies in The Theory of Capital Markets*. New York: Praeger Publishers Inc., 1972.
- BOHM, V.; WENZELBURGER, J. On the performance of eficiente portfolios. *Journal of Economic Dynamics & Control*, v. 29, p. 721 – 740, 2005.
- BRITO, N. R. O. (Org.). *O efeito da diversificação de risco no mercado acionário brasileiro*. Gestão de Investimentos. São Paulo: Atlas, 1989.
- CAMARGOS, Marcos Antônio de.; BARBOSA, Francisco Vidal. Teoria e evidência da eficiência informacional do mercado de capitais brasileiro. *Caderno de Pesquisas em Administração*, São Paulo, v. 10, n. 1, p. 41-55, jan./mar. 2003.
- CARHART, M. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, v. 52, p. 57–82, 1997.
- CERETTA, Paulo Sergio. COSTA Jr, Newton C. A. da. Quantas ações tornam um portfolio diversificado no mercado de capitais brasileiro? In: *Mercado de Capitais: Análise Empírica no Brasil*. São Paulo: Atlas, 2006, c. 1.
- CHANG, E. C.; CHENG, J. W.; KHORANA, A. An Examination of Herd Behavior in Equity Markets: An International Perspective. *Journal of Banking and Finance*, v. 24, p. 1651-1679, 2000.
- CHIRA, I.; MADURA, J. Reference Point Theory and Pursuit of Deals. *The Financial Review*, 50, 2015.
- CHOPRA, N.; LAKONISHOCK, J.; RITTER, J. R. Measuring abnormal performance: do stocks overreact? *Journal of Financial Economics*, 31, pp. 235-268, 1992.
- CRONQVIST, H.; SIEGEL, S. *The Genetics of Investment Biases*, 113, 2014.
- DAMODARAN, Aswath. *Avaliação de Investimentos: ferramentas e técnicas para a determinação do valor de qualquer ativo*. São Paulo: Financial Times – Prentice Hall, 2006.
- DAS, S.; MARKOWITZ, H.; SCHEID, J.; STATMAN, M. Portfolio Optimization With Mental Accounts. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 45, n. 2, p. 01 – 24, 2010.
- DeBONDT, W. F.M.; THALER, R. Does the stock market overreact? *The Journal of Finance*, v.40, nº 3, July 1985, pp.793-805, 1985.
- DURAND, R. B.; LIMKRIANGKRAI, M.; FUNG, L. The Behavioral Basis of Sell-Side Analysts' Herding. *Journal of Contemporary Accounting and Economics*, 10, p. 176-190, 2014.

- EVANS, J. L.; ARCHER, S. H. Diversification and Reduction of Dispersion: an empirical analysis. *The Journal of Finance*, v. 23. Dec. 1968.
- FAMA, E. Efficient Capital Markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25, pp. 383-417, 1970.
- FAMA, E. Efficient Capital Markets II. *The Journal of Finance*, v. 46, n. 5, December 1991.
- FAMA, E.F.; FRENCH, K. Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *The Journal of Finance*, v.51, nº1. pp.55-84, March 1996.
- FAMA, E.F.; FRENCH, K. A Five-Factor Asset Pricing Model. *Journal of Financial Economics*, vol. 116, 2015, p. 01 - 22.
- FERREIRA, V. R. M. *Psicologia Econômica: estudo do comportamento econômico e da tomada de decisão*. Editora Elsevier, 2008.
- GIBBONS, M.; ROSS, S.; SHANKEN, J. A test of the efficiency of a given portfolio. *Econometrica*. vol.57, n.5, pp.1121-1152, Set. 1989.
- GONÇALVES Jr, CLEBER; PAMPLONA, EDSON DE O.; MONTEVECHI, JOSÉ A. Seleção de Carteiras Através do Modelo de Markowitz para Pequenos Investidores (Com o Uso de Planilhas Eletrônicas). *IX Simpep*, Outubro de 2002. Bauru, SP.
- GRAHAM, J. R.; HARVEY, C. R.; PURI, M. Managerial Attitudes and Corporate Actions. *Journal of Financial Economics*, 109, 2013.
- GRINBLATT, M.; KELOHARJU, M. The Investment Behavior and Performance of Various Investor Types: a Study of Finland's Unique Data Set. *Journal of Financial Economics*, v. 55, p. 43 – 67, 2000.
- GRINBLATT, M.; TITMAN, S. Performance Measurement without Benchmarks: An Examination of Mutual Funds Returns. *The Journal of Business*, v. 66, n. 1, p. 47 – 68, Jan. 1993.
- GRINBLATT, M.; TITMAN, S.; WERMERS, R. Momentum Investment Strategies, Portfolio Performance, and Herding: A Study of Mutual Fund Behavior. *The American Economic Review*, v. 85, n. 5, p. 1088 – 1105, Dec. 1995.
- GUDMONDSSON, S. V.; LCHNER, C. Cognitive Biases, Organization, and Entrepreneurial Firm Survival. *European Management Journal*, 31, 2013.
- GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C.; *Econometria Básica*. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2011.
- GUPTA-MUKHERJEE, S. When active fund managers deviate from their peers: Implications for fund performance. *Journal of Banking & Finance*, v. 37, p. 1286 – 1305, 2013.
- HAGLER, C. E. M.; BRITO, R. D. O. Sobre a Eficiência dos Índices de Ações Brasileiros. *Revista de Administração da USP – RAUSP*, v. 42, p. 74–85, 2007.
- HILLIER, D.; KORCZAK, A.; KORCZAK, P. The Impact of Personal Attributes on Corporate Insider Trading. *Journal of Corporate Finance*, 30, 2014.

HONG, H.; STEIN, J. C. A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets. *The Journal of Finance*, v. 54, n. 6, 1999.

JEGADEESH, N.; TITMAN, S. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, v.48, n. 1, pp. 65-91. March 1993.

JEGADEESH, Narasimhan. TITMAN, Sheridan. Profitability of Momentum Strategies. An Evaluation of Alternative Explanations. *The Journal of Finance*, v. 56, n. 2, April 2001.

JEGADEESH, N.; TITMAN, S. Momentum (August 29, 2011). *Working Paper*. Disponível em SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1919226> ou <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1919226> Acesso em: 20 mai. 2013.

JENSEN, M. C. The Performance of Mutual Funds in the period 1945-1964. *The Journal of Finance*. Vol. 23, n. 2, pp. 389-416. May, 1968.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect Theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, v.47, n.2, p.263291, Mar. 1979.

KUDRYAVTSEV, A.; COHEN, G.; HON-SNIR, S. Rational or Intuitive: Are Behavioral Biases Correlated Across Stock Market Investors? *Contemporary Economics*, v. 7, n. 2, p. 31-53, 2013.

LAMONT, Owen A.; THALER, Richard H. The Law of One Price in Financial Markets. *Journal of Economic Perspectives*, v. 17, n. 4, 2, p. 191-202, 2003.

LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, v. 47, n. 1, p. 13-37, 1965.

MACKINLAY, A. C. An Analysis of Multivariate Financial Tests. *Ph.D. Dissertation*. Graduate School of Business: University of Chicago, Chicago, 1985.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*. v. 07, nº 01, mar. 1952.

MENDEL, Brock; SHLEIFER, Andrei. Chasing Noise. *Journal of Financial Economics*, v. 104, p. 303-320, 2011.

MOSSIN, J. Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*. October 1966, p. 768-783.

NAKAMURA, W. T. Estudo Empírico sobre a Eficiência da Carteira Teórica do Índice Bovespa. *Revista de Administração Mackenzie*. Ano 1, n.1, p. 67-81, 2000.

NODA, R. F.; MARTELANC, R.; SECURATO, J. R. Eficiência da Carteira de Mercado no Plano Média – Variância. *Revista Brasileira de Finanças*, v. 12, n. 01, p. 67 – 88, Mar. 2014.

PEVZNER, M.; XIE, F.; XIN, X. When firms talk, do investors listen? The Role of Trust in Stock Market Reactions to Corporate Earnings Announcements. *Journal of Financial Economics*, 117, 2015.

SHARPE, W. F. Capital Asset Prices: A Theory Market Equilibrium under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, v. 19, n. 3, set. 1964.

SHARPE, W. F. Mutual fund performance. *Journal of Business*. vol. 39, n. 1, Jan. pp. 119 – 138, 1966.

SHARPE, W. F. Diversification and Portfolio Risk. *Financial Analysts Journal*, v. 23, n. 6, Nov./Dec. 1972.

SHEFRIN, H. STATMAN, M. Behavioral Capital Asset Pricing Theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 29, n. 3, Set. 1994.

SHEFRIN, H. STATMAN, M. Behavioral Portfolio Theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 35, n. 2, Jun. 2000.

SHLEIFER, Andrei and SUMMERS, Lawrence H. The Noise Trader Approach to Finance. *Journal of Economic Perspectives*. v. 4, n. 2, p. 19-33, 1990.

STATMAN, M. How many stocks make a diversified portfolio. *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, v. 22, n. 3, Sep. 1987.

STATMAN, M. Behavioral Finance: Past battle and future engagements, *Financial Analysts Journal*, November/December: 18-27, 1999.

STATMAN, M., THORLEY, S., VORKINK, K. Investor overconfidence and trading volume. *Review of Financial Studies*, v. 19, n. 4, 1531–1565, 2006.

TREYNOR, J. L. How to Rate Management of Investment Funds. *Harvard Business Review*. Vol. 43, n° 1, pp. 63 -75, Jan-Feb 1965.

WANG, J.; SHENG, J.; YANG, J. Optimism Bias and Incentive Contracts in Portfolio Delegation. *Economic Modelling*, 33, 2013.

## **Apêndices**

---

## APÊNDICE A - Índices de Sharpe na Formação e Análise - Carteiras Recomendadas

ANOS	ÍNDICES DE SHARPE NA FORMAÇÃO					ÍNDICES DE SHARPE NA ANÁLISE				
	IP	MV	SP	MVP	SPP	IP	MV	SP	MVP	SPP
1995	0,0319	<b>0,3066</b>	-0,2589	<b>0,3066</b>	-0,2589	<b>0,3783</b>	0,2396	0,2874	0,2976	0,1634
1996	0,1019	<b>0,9799</b>	0,1354	<b>0,9799</b>	0,1354	0,2851	0,1813	0,3356	0,0863	<b>0,3452</b>
1997	0,0819	<b>0,4855</b>	0,3205	<b>0,4855</b>	0,3205	0,3252	<b>0,3837</b>	0,3330	0,2995	0,3258
1998	0,1326	<b>0,2685</b>	-0,0324	<b>0,2685</b>	-0,0324	<b>0,2782</b>	0,2370	0,1851	0,2028	0,2274
1999	0,3444	<b>0,5813</b>	0,3549	<b>0,5813</b>	0,3549	0,3666	0,2099	0,2365	<b>0,4760</b>	0,2645
2000	0,1714	<b>0,3768</b>	0,2892	<b>0,3768</b>	0,2892	0,3145	0,3264	0,3477	<b>0,3663</b>	0,2210
2001	0,1335	<b>0,2833</b>	0,2075	<b>0,2833</b>	0,2075	<b>0,3639</b>	0,3588	0,3585	0,3535	0,1202
2002	0,2864	<b>0,5489</b>	0,3767	<b>0,5489</b>	0,3767	0,3412	0,4374	0,1756	<b>0,4964</b>	0,1191
2003	0,2353	<b>0,5694</b>	0,0645	<b>0,5694</b>	0,0645	<b>0,2019</b>	0,1365	0,1188	0,1920	0,1620
2004	0,3978	<b>1,1114</b>	0,2802	<b>1,1114</b>	0,2802	0,1501	<b>0,1710</b>	0,0909	0,1679	0,0933
2005	0,2459	<b>0,9202</b>	-0,4812	<b>0,9202</b>	-0,4812	<b>0,1891</b>	0,1203	0,0891	0,1687	0,1468
2006	0,0701	<b>0,6863</b>	-0,1588	<b>0,6863</b>	-0,1588	0,2159	0,1314	0,1118	0,1486	<b>0,2243</b>
2007	0,1297	<b>0,4850</b>	0,3621	<b>0,4850</b>	0,3621	<b>0,2108</b>	0,1158	0,1490	0,1411	0,1181
2008	-0,0026	<b>0,9079</b>	-0,1412	<b>0,9079</b>	-0,1412	0,1890	<b>0,3091</b>	0,0096	0,1121	0,2407
2009	0,2059	<b>0,2923</b>	0,0571	<b>0,2923</b>	0,0571	0,1520	<b>0,1582</b>	0,0467	0,1579	0,1180
2010	-0,1339	<b>0,0919</b>	-0,1670	<b>0,0919</b>	-0,1670	0,0756	0,1327	0,1236	<b>0,1649</b>	-0,0468
MÉDIA	<b>0,1520</b>	<b>0,5560</b>	<b>0,0755</b>	<b>0,5560</b>	<b>0,0755</b>	<b>0,2523</b>	<b>0,2281</b>	<b>0,1874</b>	<b>0,2395</b>	<b>0,1777</b>
QTDE.	<b>0</b>	<b>16</b>	<b>0</b>	<b>16</b>	<b>0</b>	<b>6</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>4</b>	<b>2</b>

## APÊNDICE B - Índices de Sharpe na Formação e Análise - Carteiras Perdedoras

ANOS	ÍNDICES DE SHARPE NA FORMAÇÃO					ÍNDICES DE SHARPE NA ANÁLISE				
	IP	MV	SP	MVP	SPP	IP	MV	SP	MVP	SPP
1995	0,0889	<b>0,4467</b>	-0,0792	<b>0,4467</b>	-0,0792	<b>0,4746</b>	0,2358	0,3860	0,2976	0,1634
1996	0,0863	<b>0,5535</b>	-0,1901	<b>0,5535</b>	-0,1901	<b>0,4783</b>	0,3321	0,2978	0,0863	0,3452
1997	0,0115	<b>0,2211</b>	-0,0986	<b>0,2211</b>	-0,0986	0,1182	0,2673	0,0861	0,2995	<b>0,3258</b>
1998	-0,0962	<b>-0,0003</b>	-0,1394	<b>-0,0003</b>	-0,1394	0,0976	0,1277	0,1512	0,2028	<b>0,2274</b>
1999	0,1227	<b>0,3046</b>	0,0631	<b>0,3046</b>	0,0631	0,2297	0,2023	0,1432	<b>0,4760</b>	0,2645
2000	0,0714	<b>0,3559</b>	0,1035	<b>0,3559</b>	0,1035	0,2058	0,1860	0,2530	<b>0,3663</b>	0,2210
2001	0,1175	<b>0,1984</b>	0,0719	<b>0,1984</b>	0,0719	0,2517	0,2754	0,1999	<b>0,3535</b>	0,1202
2002	0,1111	<b>0,4260</b>	0,2783	<b>0,4260</b>	0,2783	0,1769	0,2724	0,1905	<b>0,4964</b>	0,1191
2003	0,2169	<b>1,0319</b>	-0,0444	<b>1,0319</b>	-0,0444	0,1991	<b>0,2053</b>	0,0781	0,1920	0,1620
2004	0,1519	<b>0,3500</b>	0,2380	<b>0,3500</b>	0,2380	0,1992	<b>0,2288</b>	0,2124	0,1679	0,0933
2005	0,1642	<b>0,5402</b>	0,0632	<b>0,5402</b>	0,0632	0,1506	0,0962	0,1560	<b>0,1687</b>	0,1468
2006	0,1339	<b>0,4266</b>	0,0396	<b>0,4266</b>	0,0396	0,1523	0,0929	0,0896	0,1486	<b>0,2243</b>
2007	-0,0258	<b>0,0278</b>	-0,0245	<b>0,0278</b>	-0,0245	0,0729	0,0476	0,0927	<b>0,1411</b>	0,1181
2008	-0,2865	<b>-0,2370</b>	-0,2983	<b>-0,2370</b>	-0,2983	0,0288	0,0386	0,0453	0,1121	<b>0,2407</b>
2009	0,1186	<b>0,4036</b>	0,0162	<b>0,4036</b>	0,0162	-0,0161	-0,3296	0,0484	<b>0,1579</b>	0,1180
2010	-0,2482	<b>-0,1097</b>	-0,2085	<b>-0,1097</b>	-0,2085	-0,0347	-0,0187	0,0025	<b>0,1649</b>	-0,0468
MÉDIA	<b>0,0461</b>	<b>0,3087</b>	<b>-0,0131</b>	<b>0,3087</b>	<b>-0,0131</b>	<b>0,1741</b>	<b>0,1413</b>	<b>0,1520</b>	<b>0,2395</b>	<b>0,1777</b>
QTDE.	0	16	0	16	0	2	2	0	8	4

## APÊNDICE C - Índices de Sharpe na Formação e Análise - Carteiras Vencedoras

ANOS	ÍNDICES DE SHARPE NA FORMAÇÃO					ÍNDICES DE SHARPE NA ANÁLISE				
	IP	MV	SP	MVP	SPP	IP	MV	SP	MVP	SPP
1995	0,2365	<b>0,3715</b>	-0,0785	<b>0,3715</b>	-0,0785	0,3347	<b>0,4035</b>	0,0789	0,3494	0,1854
1996	0,5516	<b>0,8813</b>	0,6249	<b>0,8813</b>	0,6249	0,2019	0,3423	0,1557	<b>0,4422</b>	0,1215
1997	0,3949	<b>1,1373</b>	0,7188	<b>1,1373</b>	0,7188	0,1695	0,2453	0,2208	<b>0,3099</b>	0,2975
1998	0,3661	<b>0,7296</b>	0,3661	<b>0,7296</b>	0,3661	<b>0,2783</b>	0,2158	0,2118	0,1649	0,1636
1999	0,4697	<b>0,6534</b>	0,5416	<b>0,6534</b>	0,5416	0,1087	0,0952	0,1018	0,1002	<b>0,1108</b>
2000	0,5866	<b>0,7080</b>	0,1196	<b>0,7080</b>	0,1196	<b>0,4193</b>	0,2141	0,2842	-0,0053	-0,0486
2001	0,5228	<b>1,1852</b>	-0,2903	<b>1,1852</b>	-0,2903	<b>0,4052</b>	0,2803	0,2053	0,3846	0,2381
2002	0,4123	<b>0,6180</b>	0,2025	<b>0,6180</b>	0,2025	<b>0,1977</b>	0,1523	0,1692	0,1616	0,1097
2003	0,4345	<b>0,6309</b>	0,3025	<b>0,6309</b>	0,3025	0,1452	0,1271	<b>0,2979</b>	0,1984	0,1760
2004	0,8081	<b>1,7560</b>	0,7458	<b>1,7560</b>	0,7458	0,1154	0,1322	0,0799	0,1202	<b>0,1856</b>
2005	0,5268	<b>0,6923</b>	0,0385	<b>0,6923</b>	0,0385	0,1319	0,1252	0,2013	<b>0,2956</b>	0,1965
2006	0,5464	<b>0,7741</b>	0,4462	<b>0,7741</b>	0,4462	0,1138	0,1170	0,1075	0,1270	<b>0,1358</b>
2007	0,4074	<b>0,5717</b>	0,2415	<b>0,5717</b>	0,2415	<b>0,1859</b>	0,1134	-0,0332	0,0338	0,0989
2008	0,2799	<b>0,4875</b>	0,1927	<b>0,4875</b>	0,1927	0,0782	0,0973	0,0985	<b>0,2717</b>	0,0986
2009	0,3582	<b>0,4175</b>	0,3130	<b>0,4175</b>	0,3130	-0,0294	-0,0122	-0,0108	<b>0,0212</b>	0,0163
2010	0,3615	<b>0,5431</b>	0,2676	<b>0,5431</b>	0,2676	0,0141	-0,0430	<b>0,0250</b>	-0,0071	-0,0508
MÉDIA	<b>0,4540</b>	<b>0,7598</b>	<b>0,2970</b>	<b>0,7598</b>	<b>0,2970</b>	<b>0,1794</b>	<b>0,1629</b>	<b>0,1371</b>	<b>0,1855</b>	<b>0,1272</b>
QTDE.	<b>0</b>	<b>16</b>	<b>0</b>	<b>16</b>	<b>0</b>	<b>5</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>5</b>	<b>3</b>

## APÊNDICE D - Portfolio Change Measure - PCM da Carteira Recomendada

ANOS	Igualm. Pond. - Média-Variância	Igualm. Pond. - Sistem. Proposta	Igualm. Pond. - MV com Period.	Igualm. Pond. - SP com Period.	Média-Variância - Sistem. Proposta	Média-Variância - MV com Period.	Média-Variância - SP com Period.	Sistem. Proposta - MV com Period.	Sistem. Proposta - SP com Period.	MV com Period. - SP com Period.
<b>1995</b>	24,98%	42,97%	114,41%	-63,62%	17,98%	89,43%	-88,61%	71,44%	-106,59%	-178,03%
<b>1996</b>	-85,78%	31,61%	-112,38%	75,68%	117,39%	-26,60%	161,46%	-143,99%	44,07%	188,06%
<b>1997</b>	-47,24%	-35,41%	78,38%	-18,26%	11,83%	125,62%	28,97%	113,79%	17,15%	-96,64%
<b>1998</b>	56,91%	-9,45%	109,56%	134,88%	-66,35%	52,65%	77,97%	119,00%	144,32%	25,32%
<b>1999</b>	0,74%	-89,93%	48,87%	69,02%	-90,67%	48,13%	68,29%	138,80%	158,95%	20,15%
<b>2000</b>	3,02%	-28,77%	-1,49%	25,06%	-31,79%	-4,51%	22,04%	27,28%	53,83%	26,55%
<b>2001</b>	-98,57%	-78,58%	-10,90%	204,05%	19,99%	87,66%	302,61%	67,68%	282,63%	214,95%
<b>2002</b>	-86,53%	-29,13%	-8,12%	182,00%	57,40%	78,41%	268,53%	21,00%	211,13%	190,12%
<b>2003</b>	0,77%	-114,10%	-6,39%	-42,26%	-114,88%	-7,16%	-43,03%	107,71%	71,85%	-35,87%
<b>2004</b>	-58,66%	-121,00%	-40,71%	76,02%	-62,33%	17,96%	134,68%	80,29%	197,01%	116,72%
<b>2005</b>	25,37%	-11,52%	95,11%	-12,07%	-36,89%	69,74%	-37,44%	106,63%	-0,55%	-107,18%
<b>2006</b>	116,56%	58,90%	121,72%	41,10%	-57,66%	5,15%	-75,47%	62,81%	-17,81%	-80,62%
<b>2007</b>	58,90%	41,58%	122,15%	49,79%	-17,32%	63,24%	-9,12%	80,57%	8,20%	-72,36%
<b>2008</b>	-8,64%	112,44%	-6,11%	-124,58%	121,08%	2,53%	-115,93%	-118,55%	-237,01%	-118,47%
<b>2009</b>	-29,19%	88,93%	27,88%	-118,00%	118,11%	57,07%	-88,81%	-61,05%	-206,93%	-145,88%
<b>2010</b>	-72,86%	-36,20%	-120,03%	-123,24%	36,66%	-47,17%	-50,38%	-83,83%	-87,04%	-3,22%
<b>MÉDIA</b>	<b>-12,51%</b>	<b>-11,10%</b>	<b>25,75%</b>	<b>22,22%</b>	<b>1,41%</b>	<b>38,26%</b>	<b>34,73%</b>	<b>36,85%</b>	<b>33,32%</b>	<b>-3,52%</b>

## APÊNDICE E - Portfolio Change Measure - PCM da Carteira Perdedora

ANOS	Igualm. POND. - Média-Variância	Igualm. POND. - Sistem. Proposta	Igualm. POND. - MV com Period.	Igualm. POND. - SP com Period.	Média-Variância - Sistem. Proposta	Média-Variância - MV com Period.	Média-Variância - SP com Period.	Sistem. Proposta - MV com Period.	Sistem. Proposta - SP com Period.	MV com Period. - SP com Period.
<b>1995</b>	-116,81%	23,05%	-76,08%	85,18%	139,86%	40,73%	201,99%	-99,13%	62,12%	161,25%
<b>1996</b>	106,19%	-18,16%	103,87%	32,50%	-124,36%	-2,33%	-73,69%	122,03%	50,67%	-71,36%
<b>1997</b>	-13,35%	-60,36%	-26,65%	-2,02%	-47,00%	-13,30%	11,34%	33,71%	58,34%	24,64%
<b>1998</b>	-1,47%	-144,31%	13,71%	-85,63%	-142,83%	15,19%	-84,15%	158,02%	58,68%	-99,34%
<b>1999</b>	77,74%	12,76%	73,51%	114,41%	-64,98%	-4,23%	36,67%	60,76%	101,65%	40,89%
<b>2000</b>	142,13%	15,79%	94,04%	136,64%	-126,34%	-48,08%	-5,49%	78,26%	120,85%	42,59%
<b>2001</b>	-76,43%	-83,32%	-79,83%	75,27%	-6,89%	-3,41%	151,69%	3,49%	158,59%	155,10%
<b>2002</b>	-63,19%	-66,87%	-32,97%	-160,67%	-3,69%	30,21%	-97,48%	33,90%	-93,79%	-127,69%
<b>2003</b>	9,91%	-54,34%	48,53%	0,88%	-64,25%	38,62%	-9,02%	102,87%	55,23%	-47,64%
<b>2004</b>	20,75%	-40,11%	95,63%	-0,05%	-60,86%	74,88%	-20,80%	135,74%	40,06%	-95,68%
<b>2005</b>	-276,74%	66,47%	65,89%	146,58%	343,21%	342,63%	423,32%	-0,58%	80,11%	80,69%
<b>2006</b>	78,32%	37,76%	-13,37%	-112,50%	-40,56%	-91,70%	-190,82%	-51,14%	-150,26%	-99,13%
<b>2007</b>	50,24%	-73,06%	59,16%	47,21%	-123,30%	8,92%	-3,03%	132,22%	120,27%	-11,95%
<b>2008</b>	-20,10%	-39,54%	-99,83%	0,06%	-19,44%	-79,73%	20,17%	-60,29%	39,61%	99,89%
<b>2009</b>	28,96%	50,95%	-17,15%	-28,15%	21,98%	-46,12%	-57,11%	-68,10%	-79,09%	-10,99%
<b>2010</b>	-3,39%	16,67%	3,74%	-72,49%	20,06%	7,13%	-69,10%	-12,93%	-89,16%	-76,23%
<b>MÉDIA</b>	<b>-3,58%</b>	<b>-22,29%</b>	<b>13,26%</b>	<b>11,08%</b>	<b>-18,71%</b>	<b>16,84%</b>	<b>14,65%</b>	<b>35,55%</b>	<b>33,37%</b>	<b>-2,19%</b>

## APÊNDICE F - Portfolio Change Measure - PCM da Carteira Vencedora

ANOS	Igualm. Pond. - Média-Variância	Igualm. Pond. - Sistem. Proposta	Igualm. Pond. - MV com Period.	Igualm. Pond. - SP com Period.	Média-Variância - Sistem. Proposta	Média-Variância - MV com Period.	Média-Variância - SP com Period.	Sistem. Proposta - MV com Period.	Sistem. Proposta - SP com Period.	MV com Period. - SP com Period.
<b>1995</b>	-12,84%	-27,35%	-66,61%	-83,90%	-14,51%	-53,77%	-71,06%	-39,26%	-56,56%	-17,29%
<b>1996</b>	-93,22%	-112,07%	122,24%	113,62%	-18,85%	215,46%	206,84%	234,31%	225,69%	-8,62%
<b>1997</b>	63,74%	-13,78%	-4,10%	-94,51%	-77,52%	-67,84%	-158,25%	9,69%	-80,73%	-90,41%
<b>1998</b>	48,15%	-27,15%	24,04%	-88,32%	-75,30%	-24,11%	-136,47%	51,19%	-61,17%	-112,36%
<b>1999</b>	-29,67%	-81,27%	29,94%	-47,49%	-51,59%	59,62%	-17,82%	111,21%	33,78%	-77,43%
<b>2000</b>	35,66%	27,21%	-99,37%	14,20%	-8,44%	-135,03%	-21,46%	-126,59%	-13,01%	113,57%
<b>2001</b>	-15,09%	-162,08%	18,11%	-125,45%	-146,99%	33,21%	-110,36%	180,20%	36,63%	-143,57%
<b>2002</b>	-22,98%	-11,94%	-36,42%	27,15%	11,04%	-13,44%	50,13%	-24,48%	39,09%	63,57%
<b>2003</b>	31,24%	28,18%	-67,72%	41,36%	-3,07%	-98,96%	10,12%	-95,90%	13,18%	109,08%
<b>2004</b>	16,44%	-123,78%	58,61%	-180,06%	-140,22%	42,17%	-196,50%	182,39%	-56,28%	-238,67%
<b>2005</b>	0,52%	-36,91%	20,41%	-74,70%	-37,43%	19,88%	-75,22%	57,31%	-37,79%	-95,10%
<b>2006</b>	8,41%	-49,92%	43,67%	-81,16%	-58,34%	35,26%	-89,57%	93,59%	-31,23%	-124,83%
<b>2007</b>	84,59%	222,83%	188,91%	188,70%	138,24%	104,31%	104,11%	-33,93%	-34,13%	-0,20%
<b>2008</b>	31,71%	-61,87%	6,30%	-91,89%	-93,58%	-25,41%	-123,60%	68,17%	-30,02%	-98,19%
<b>2009</b>	-28,10%	-45,14%	-55,79%	-61,99%	-17,04%	-27,69%	-33,89%	-10,65%	-16,85%	-6,20%
<b>2010</b>	-12,40%	-24,07%	112,95%	6,81%	-11,68%	125,34%	19,20%	137,02%	30,88%	-106,14%
<b>MÉDIA</b>	<b>6,64%</b>	<b>-31,19%</b>	<b>18,45%</b>	<b>-33,60%</b>	<b>-37,83%</b>	<b>11,81%</b>	<b>-40,24%</b>	<b>49,64%</b>	<b>-2,41%</b>	<b>-52,05%</b>