UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

**ESTUDO DE ANOMALIAS EM MODELOS DE FORMAÇÃO DE PREÇOS E O
EFEITO SOBRE AS EMPRESAS DE DIFERENTES CLASSIFICAÇÕES DE RISCO**

Clarice Carneiro Martins

Orientador: Prof. Dr. José Roberto Securato

São Paulo

2014

Prof. Dr. Marco Antonio Zago
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Reinaldo Guerreiro
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Roberto Sbragia
Chefe do Departamento de Administração

Prof. Dr. Lindolfo Galvão Albuquerque
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Administração

CLARICE CARNEIRO MARTINS

**ESTUDO DE ANOMALIAS EM MODELOS DE FORMAÇÃO DE PREÇOS E O
EFEITO SOBRE AS EMPRESAS DE DIFERENTES CLASSIFICAÇÕES DE RISCO**

Dissertação apresentada ao Departamento de
Administração da Faculdade de Economia e
Administração e Contabilidade da
Universidade de São Paulo como requisito
para a obtenção do título de Mestre em
Administração

Orientador: Prof. Dr. José Roberto Securato

Versão Corrigida

SÃO PAULO

2014

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Martins, Clarice Carneiro

Estudo de anomalias em modelos de formação de preços e o efeito sobre as empresas de diferentes classificações de risco / Clarice Carneiro Martins. – São Paulo, 2014.

88 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, 2014.

Orientador: José Roberto Securato.

1. Finanças 2. Anomalias de mercado 3. Estratégia contrária 4. Classificação de crédito I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 332

**À minha mãe, minha inspiração,
para sempre presente.**

Ao término desta dissertação e de dois anos e meio de profundo aprendizado e crescimento pessoal, chego à parte mais difícil desta etapa que é fazer um justo agradecimento a todos aqueles que me apoiaram e me doaram forças para continuar e chegar até aqui.

Em primeiro lugar agradeço de coração ao Prof. Dr. José Roberto Securato, meu orientador, por ter me dado esta chance, ter escolhido me orientar, apostando e acreditando em mim. E pela sua orientação, paciência e tudo que me ensinou pelos últimos dois anos.

Aos professores da banca, Prof. Dr. Eduardo Kazuo Kayo e ao Prof. Dr. Edson Ferreira de Oliveira, agradeço imensamente pelas sugestões, correções e posteriores discussões que ajudaram com que este trabalho crescesse e tomasse forma. Sem suas contribuições, eu não estaria aqui.

Neste momento de transição de etapas, meu sentimento de gratidão vai além das paredes da academia, porque muitos contribuíram para minha formação pessoal. E por isso, com muito amor, agradeço aos principais alicerces da minha formação, pai, mãe, avós, e tios que me ensinaram valores e força para buscar sem nunca desistir. Ao meu avô Ressencler, que me ensinou o gosto pelo conhecimento aprofundado e acadêmico. À minha avó Maria Valdir, que sentava ao meu lado quando eu era criança, todos os dias, para fazer a lição de casa, ela não sabe o quanto isso fez a diferença. E à Tia Ana Regina que além do apoio, como professora e estudiosa da língua portuguesa que é, ainda fez a revisão deste texto.

Ao meu companheiro Marcos um sincero e profundo: “Chegamos!” Por que ele acompanhou incansavelmente todos os momentos bons e difíceis deste mestrado sempre ao meu lado, torcendo pelo meu sucesso.

E, *last but definitely not least*, agradeço aos amigos de caminhada acadêmica: Joelson Sampaio, obrigada pelas incansáveis dicas teóricas financeiras e econométricas até por *email* durante o seu período de estudo fora do país. André Roncaglia Carvalho, obrigada pelas discussões enriquecedoras sobre vida e livros. E aos dois pelo companheirismo de inúmeros encontros de estudo às seis da manhã, domingos ou feriados, únicos horários que as agendas combinavam. À amiga Carlândia Brito S. Fernandes, pelo companheirismo durante um semestre inteiro de estudos econométricos. Às amigas Maria Eugênia Buosi e Karen Hiramatsu Manganotti por terem sido sempre presentes mesmo na distância, sempre com sorrisos e bom humor.

**“A educação é a arma mais poderosa que
você pode usar para mudar o mundo.”**

Nelson Mandela

RESUMO

Este trabalho procura aprofundar o estudo de anomalias ao CAPM no mercado acionário brasileiro e explorar as relações destas anomalias com a característica dificuldade financeira, a qual é representada pela classificação de risco das empresas, usando estratégias de compra e venda a descoberto baseadas nas anomalias. As anomalias estudadas serão o efeito de momento, momento nos lucros, a volatilidade idiossincrática, o crescimento dos ativos, o investimento em capital e o efeito contrário. Nosso objetivo é examinar o impacto da característica dificuldade financeira sobre o retorno esperado das ações de empresas do grupo de menor classificação de risco. Para cumprir nosso objetivo, inicialmente usamos todas as ações da Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) para comparar estas com a amostra de empresas que possuem classificação de crédito de longo prazo. O período estudado é de Janeiro de 2000 a Dezembro de 2012. Os métodos usados foram baseados em ordenação de carteiras e regressões univariadas e multivariadas de corte transversal. Encontramos algumas evidências de que empresas com classificação de crédito sugerem retornos anormais diferentes daqueles da amostra de todas as empresas. Este resultado foi significativo, negativo e persistente em todas as especificações. Evidenciamos também que para empresas do menor tercil de classificação de crédito, o efeito contrário está presente e com retornos anormais positivos e significantes de 2,02% a.m. Isto nos dá alguma evidência de que a deterioração de crédito poderia ter um impacto no retorno ajustado exigido pelos investidores.

ABSTRACT

In this paper, we extend the CAPM anomalies study field in the Brazilian stock market and we explore the relationship between these anomalies and financial distress, represented by a credit rating classification, using anomaly-based trading strategies. The anomalies selected for this study are: momentum effect, earnings momentum, idiosyncratic volatility, asset growth, capital investment and the reversal effect. Our main goal is to investigate the impact of financial distress on the expected return of companies in lowest credit rating group. To fulfill this goal, first we use all the stocks in the São Paulo Stock Exchange (Bovespa), to compare these with the subset of companies which have a long-term credit rating. We studied the period from January 2000 through December 2012. The procedures carried in this study are based on portfolio sorts and cross-sectional univariate and multivariate regressions. We find evidence that the subsample of companies with a credit rating have abnormal returns different from that of the whole sample. These results are statistically significant, negative and persistent across all specifications. We also find some evidence that for companies in the lowest tercile of credit rating, the reversal effect is present and with positive and statistically significant abnormal returns in the magnitude of 2.02% per month. This gives some evidence that credit deterioration could have an impact on the risk-adjusted return required by investors.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	3
LISTA DE TABELAS	4
1 INTRODUÇÃO	5
1.1 Situação Problema	5
1.2 Objetivo.....	6
1.3 Metodologia	6
1.4 Justificativa e Delimitação do Estudo	7
1.5 Descrição dos Capítulos.....	8
2 REVISÃO DA TEORIA.....	9
2.1 Retorno esperado	9
2.2 O modelo de avaliação do retorno esperado – Modelo de Sharpe.....	10
2.3 O modelo de Fama e French	12
2.4 Outros modelos	14
2.5 Dificuldade financeira das empresas	17
2.6 Avaliação de crédito por agências de classificação de risco.....	20
2.6.1 Histórico.....	20
2.6.2 Papel das empresas de <i>rating</i>	22
2.6.3 Importância e uso de <i>ratings</i> de crédito na regulação.....	24
2.6.4 Metodologia das agências de <i>rating</i>	26
3 METODOLOGIA E DADOS.....	27
3.1 A metodologia seguida	27
3.2 Dados	28
3.3 Anomalias estudadas.....	32
3.3.1 Efeito de momento nos preços.....	32
3.3.2 Índice de surpresa nos lucros	34
3.3.3 Volatilidade idiossincrática.....	35
3.3.4 Crescimento do ativo	37
3.3.5 Investimento em capital	38
3.3.6 Efeito contrário	39
3.4 Descrição da Metodologia	41
3.4.1 Ordenação de carteiras.....	41
3.4.2 Regressão <i>cross section</i> de cada anomalia individualmente.....	42
3.4.3 Regressão <i>cross section</i> do conjunto de anomalias	45
3.4.4 Problemas gerados pelo tamanho das empresas	46
4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	48
4.1 Resultados da ordenação de carteiras	48
4.1.1 Efeito momento nos preços.....	50
4.1.2 Índice de surpresa nos lucros (<i>earnings momentum</i>).....	51
4.1.3 Volatilidade idiossincrática.....	52
4.1.4 Crescimento do ativo	53
4.1.5 Investimento em capital	53
4.1.6 Efeito contrário	54
4.1.7 Teste de robustez o efeito contrário x efeito momento.....	57
4.2 Resultados das regressões <i>cross section</i> individuais de cada anomalia.....	58
4.2.1 Regressões sem divisão por carteiras.....	58
4.2.2 Regressões com a amostra dividida em carteiras.....	64

4.3	Resultados das regressões <i>cross section</i> com todas as anomalias	70
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	73
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	76

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMEX: American Stock Exchange
BM: Índice *book-to-market*
Bovespa: Bolsa de Valores de São Paulo
CAPM: Capital Asset Pricing Model
CML: Capital Market Line
CRSP: Center for Research on Security Prices of the University of Chicago
E/P: Índice *earnings-price*
EPS: Índice *earnings-per-share*
EUA: Estados Unidos da América
FED: Federal Reserve Department
FINBRAX: Brazilian Center for Research in Financial Economics
FIPE: Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas
IGP-DI: Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna
LPA: Lucro por ação
ME: *Market equity*
NAIC: National Association of Insurance Commissioners
NASDAQ: National Association of Securities Dealers Automated Quotations
NYSE: New York Stock Exchange
S&P: Standard & Poor's
SEC: Securities Exchange Commission
SUE: *Standardized unexpected earnings*
VI: Volatilidade idiossincrática

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Número de empresas e mediana da divisão por capitalização de mercado ano-a-ano.....	31
Tabela 2 – Número de empresas e valor de corte da divisão por índice livro-preço ano-a-ano.....	32
Tabela 3 – Resultados das ordenações de carteira	49
Tabela 4 – Tabela de resultados de ordenações de carteira para efeito contrário.....	58
Tabela 5 – Regressões <i>cross section</i> univariadas de cada anomalia individualmente.....	60
Tabela 6 – Divisão por tamanho das empresas com classificação de risco	62
Tabela 7 – Regressões <i>cross section</i> univariadas para cada anomalia por carteiras P1 e P5 ...	65
Tabela 8 – Divisão de empresas por tamanho – Empresas da carteira P5, empresas de maior retorno passado nos últimos 12 meses	67
Tabela 9 – Divisão das empresas da carteira P5 por tamanho – Amostra com apenas empresas com classificação de crédito	68
Tabela 10 – Resultados das regressões <i>cross section</i> com todas as anomalias	71

1 INTRODUÇÃO

1.1 Situação Problema

Há mais de meio século, se discute na academia a validade do Capital Asset Pricing Model (CAPM) de Sharpe (1964) e Lintner (1965). Enquanto o CAPM é um modelo de um fator e explica o retorno de um ativo em relação somente ao retorno de mercado, muito outros modelos têm sido discutidos.

Em estudos empíricos, quando temos outras variáveis que demonstram ter uma relação empírica significativa com o retorno das ações, ou seja, este retorno não está sendo explicado pelo CAPM, chamamos esta variável de anomalia (FAMA; FRENCH, 2008). Muitas anomalias têm sido estudadas, algumas com resultados empíricos positivos, como por exemplo o efeito tamanho de Banz (1981), ou o *value effect* de Fama e French (1992). Titman, Wei e Xie (2004) descobriram que empresas com alto investimento em capital têm menores retornos. Sendo assim, o tamanho das empresas, o índice valor de livro por valor de mercado (*book-to-market*) e gastos com capitais são exemplos de anomalias.

A medida que esses estudos são divulgados, pesquisadores brasileiros procuram adaptá-los para o mercado brasileiro. Alguns resultados semelhantes já foram vistos, como por exemplo o estudo de Securato e Málaga (2004), no qual o autor encontra uma significância estatística para os fatores: beta de mercado, tamanho da empresa e o índice valor de livro por valor de mercado.

Porém, num período mais recente, Mussa, Rogers e Securato (2009) têm uma conclusão diferente em seu trabalho. Os resultados dos autores não indicam que o modelo de três fatores seja suficiente para explicar a variação dos retornos das ações do mercado brasileiro.

Com tantos resultados conflitantes, outra linha de estudos empíricos é estudar a formação de preço de ativos com outros modelos, que não os derivados do CAPM.

Uma outra questão introduzida mais recentemente é a questão do efeito de classificações de risco pelas agências de *rating*. Vários estudos vêm incluindo variáveis de classificação de risco de crédito para testar seu efeito no retorno de ativos. Porém, esta linha de testes ainda é incipiente no mercado brasileiro.

Tendo em vista este cenário, neste trabalho, vamos relacionar a análise de anomalias de mercado com a classificação de risco das empresas da Bolsa de Valores de São Paulo.

1.2 Objetivo

O objetivo geral deste trabalho é examinar o impacto da característica **dificuldade financeira**: 1) sobre o retorno das ações de um conjunto de empresas, e 2) sobre a variação de um conjunto de informações, consideradas anomalias.

1.3 Metodologia

Neste trabalho, vamos explorar as relações de algumas anomalias, propostas por Avramov *et al* (2013), com a característica dificuldade financeira, representada pela classificação de risco das empresas, no mercado acionário brasileiro, e adicionar ao estudo uma anomalia presente com frequência nos estudos empíricos deste mercado, o efeito contrário. As anomalias estudadas serão: o efeito de momento, um índice de surpresa nos lucros (*earnings momentum*), a volatilidade idiossincrática, o crescimento dos ativos, o investimento em capital e o efeito contrário.

O trabalho dos autores engloba dois momentos distintos para alcançar o objetivo de entender o impacto da característica dificuldade financeira, no retorno das empresas: primeiro, uma análise de carteiras ordenadas para entender o comportamento das variáveis estudadas, aqui denominadas anomalias. E, posteriormente, eles usam regressões *cross section* univariadas e multivariadas, seguindo a metodologia de Fama e MacBeth (1973).

Fama e French (2008) validam estes dois métodos como procedimentos comumente usados na literatura para identificar anomalias e as duas metodologias, ordenação de carteiras e análise de regressão, têm suas vantagens e desvantagens (discutidos na seção três).

Tanto na ordenação de carteiras como na análise de regressão, faremos o estudo de cada anomalia e sua relação com empresas com e sem classificação de risco. Dentre as empresas com classificação de risco, iremos ainda separar esta amostra em subgrupos de melhor ou pior *rating*, maior e menor porte, visando obter sinais de efeitos diferenciados da anomalia nos retornos destes grupos.

A escolha de usar estas duas metodologias em paralelo para o estudo de anomalias é adequada já que o resultado das duas, ordenação de carteira e regressão, podem variar um pouco, mas elas geralmente suportam as mesmas conclusões gerais (FAMA; FRENCH, 2008, p. 1655).

1.4 Justificativa e Delimitação do Estudo

Empresas com alta probabilidade de falhar em suas obrigações financeiras, geralmente têm suas ações movendo-se juntas. Neste caso, este risco não pode ser diversificado e talvez não seja capturado pelo CAPM. O risco pela dificuldade financeira poderia então ajudar a explicar anomalias (CAMPBELL; HILSCHER; SZILAGYI, 2008).

De acordo com Avramov *et al* (2003, p.140), as implicações da característica dificuldade financeira ainda não foram completamente exploradas em trabalhos acadêmicos no mercado norte-americano. Verificamos que o mesmo também ocorre para o mercado acionário brasileiro.

Existe ainda uma limitação quanto à disponibilidade de *ratings* de crédito para a situação da empresa como um todo. Haja vista, que de um universo de mais de 400 empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, só achamos uma fração com menos de $\frac{1}{4}$ destas com classificações de risco publicadas pelas agências especializadas, e isto diminuiu a eficiência do trabalho, devido ao menor tamanho da amostra disponível.

1.5 Descrição dos Capítulos

Neste primeiro capítulo, apresentamos o objetivo do trabalho, uma visão geral da metodologia, a justificativa e as delimitações do trabalho e descrição dos capítulos. No capítulo 2, iremos apresentar um histórico da teoria da formação de preços de ativos e dos principais testes empíricos realizados internacionalmente e no Brasil, assim como um histórico das classificações de risco dadas por agências de *rating*. Em seguida, no capítulo 3, apresentaremos a metodologia escolhida para este trabalho, o detalhamento das variáveis escolhidas, assim como, os dados a serem usados. No capítulo 4, apresentaremos os resultados obtidos e no capítulo 5, faremos uma conclusão do estudo e propostas para futuros trabalhos empíricos.

2 REVISÃO DA TEORIA

2.1 Retorno esperado

Em cursos básicos de finanças se ensina o significado e a importância do cálculo do retorno esperado do acionista, geralmente representado por k_e , do inglês *cost of equity*. Mas o que não está claro para os gerentes de finanças, que usam esta medida para estimativas do retorno de projetos de investimento, é a volatilidade e imprecisão que existe no cálculo desta variável (FAMA; FRENCH, 1997, p. 153-154).

Na literatura, há muitos modelos para cálculo do retorno esperado para o acionista. Eugene F. Fama e Kenneth R. French (1993) fazem uma comparação entre dois dos modelos mais disseminados até hoje, o Capital Asset Pricing Model (CAPM), de Sharpe (1964) e o modelo de três-fatores criado pelos próprios autores. Eles dizem que o primeiro problema a se perceber com o cálculo do retorno esperado é a escolha do modelo a ser usado e afirmam não haver consenso na literatura sobre qual modelo é o melhor (FAMA; FRENCH, 1997, p. 154).

Nos testes apresentados pelos autores, podemos verificar que é comum diferenças de mais de 2% a.a. entre o retorno calculado com o modelo CAPM e com o modelo de três-fatores, dependendo da especificação usada (FAMA; FRENCH, 1997, p. 174).

Fora a dificuldade em achar um modelo de maior exatidão, ainda temos outros dois grandes problemas na estimação do retorno esperado para o acionista, segundo os autores Fama e French. Eles propõem que os principais problemas para este cálculo são: 1) imprecisão na estimativa do *risk loadings*; e 2) imprecisão na estimativa do fator de prêmio pelo risco. Os autores concluem que devido às magnitudes das diferenças dos cálculos pelos diferentes métodos, existe uma grande incerteza e esta incerteza torna o cálculo do custo de capital tremendamente impreciso (FAMA; FRENCH, 1997, p. 154).

Uma das virtudes da academia é que mesmo com estudos como este, opiniões divergentes ainda existem, e o assunto não está sedimentado. Muitos pesquisadores continuam estudando a inserção de fatores de risco inusitados no modelo CAPM ou no modelo de três-fatores de

Fama e French. Outros modelos procuram melhorar o cálculo do prêmio pelo risco. Sendo assim, a discussão é rica e plena. Vamos ver alguns dos modelos mais significativos e que marcam a tendência dos estudos atuais.

2.2 O modelo de avaliação do retorno esperado – Modelo de Sharpe

O modelo CAPM, desenvolvido por Sharpe (1964) e Lintner (1965), demonstra a relação risco e retorno com base em: a taxa livre de risco (R_f), o retorno esperado em uma carteira de mercado (R_m) e um coeficiente para a medida de risco do ativo que é medido pelo beta (β) do ativo.

Sharpe (1964, p. 425,435) apresenta o conceito de que, em equilíbrio e com diversificação, o investidor é capaz de conseguir os retornos esperados ao longo da *capital market line* (CML), que é o gráfico da combinação de um investimento em um ativo livre de risco com um investimento em uma carteira eficiente de ativos de risco. Qualquer investimento que recaia sobre a CML é melhor do que investir somente em uma carteira de ativos de risco.

Porém, para conseguir uma condição de equilíbrio, Sharpe (1964, p. 433) assume duas premissas: i) que um ativo livre de risco exista e que todos os investidores possam emprestar ou tomar emprestado nas mesmas condições; ii) que haja homogeneidade nas expectativas dos investidores, ou seja, que estes concordem em suas expectativas em relação a valores esperados, desvios padrão e correlação entre ativos.

O autor define ainda uma carteira de mercado, M, situada na tangência da fronteira eficiente com a CML. Esta carteira M é a carteira diversificada que contém, em teoria, todos os títulos de mercado. A diferença entre o retorno esperado da carteira M de mercado e o retorno oferecido pelos ativos livres de risco forma o prêmio pelo risco de mercado, representado por $(R_m - R_f)$.

Para esclarecer o beta, este é uma medida de sensibilidade do retorno de um ativo em relação às movimentações de mercado e pode ser obtido através da regressão dos retornos de um ativo com os retornos de mercado. Presumindo-se que o investidor é diversificado, o risco

que sobra na sua carteira é somente o risco sistêmico, que não é diversificável, e esse risco chamamos de beta. Esta relação é comumente expressada pela seguinte relação:

$$\text{Efeito do Risco total} = \text{Efeito Risco Sistêmico} + \text{Efeito do Risco Não-sistêmico}$$

Onde, o risco não-sistêmico está representando o risco inerente ao risco específico dos ativos da carteira. E o risco sistêmico é aquele que não se pode eliminar com a diversificação e é este que o cálculo do beta visa capturar.

Em conclusão, Sharpe (1964) demonstra que a eficiência do mercado, como explicada por uma carteira eficiente, implica em uma relação linear entre o retorno esperado em um ativo e seu beta de mercado, ou seja, o risco sistêmico. Ele demonstra também que o beta de mercado é suficiente para descrever esta relação, dado uma carteira de investimentos diversificada.

Equação do CAPM pode ser representado por:

$$E(r_i) = r_f + \beta[E(r_m) - r_f]$$

Onde:

$E(r_i)$ = retorno esperado do ativo i

r_f = retorno do ativo livre de risco

$E(r_m)$ = retorno esperado da carteira de mercado

β = beta de mercado, sensibilidade do ativo i aos movimentos de mercado

No início da década de 70, vários autores testaram empiricamente o modelo CAPM e validaram sua efetividade com testes no período que antecedia 1969. São exemplos desses trabalhos: Black, Jensen, e Scholes (1972) e Fama e MacBeth (1973). E no período posterior (1963-1990), trabalhos como os de Reinganum (1981), Lakonishok e Shapiro (1986), e Fama e French (1992) demonstraram que esta relação teórica entre o beta de mercado e o retorno das empresas não mais estavam presentes nos resultados empíricos (FAMA; FRENCH, 1992, p. 428).

2.3 O modelo de Fama e French

A partir de 1964, muitos trabalhos foram publicados tentando validar ou refutar o CAPM empiricamente. Alguns trabalhos proeminentes foram os de Black, Jensen e Scholes (1972) e de Fama e MacBeth (1973), os quais, com dados da época, acharam validação empírica para o modelo CAPM. Outros trabalhos conseguiram mostrar a existência de anomalias no CAPM, ou seja, variáveis com relevância estatística que afetam o retorno esperado de um ativo, e refutam a validade do beta como única variável explicativa para o retorno deste ativo. Alguns desses trabalhos são: Banz (1981), Reinganum (1981), Lakonishok e Shapiro (1986), entre outros.

Os pesquisadores Fama e French tiveram um papel importante em definir uma nova linha de testes do CAPM. Em 1992, eles introduziram na literatura acadêmica, o modelo de dois-fatores, a ser seguido pelo modelo de três-fatores em 1993, e a partir de então, muitos pesquisadores vêm seguindo esta linha de estudo, tentando melhorar o modelo ou refutá-lo por completo.

Para os autores Fama e French, o modelo de Banz (1981), o qual introduziu na literatura o efeito tamanho, ou no original, *size effect*, era até então o mais proeminente trabalho a demonstrar a existência de uma anomalia empírica ao CAPM (FAMA; FRENCH, 1992).

A pesquisa de Banz (1981, p. 3-18) examina a relação entre a variável valor total de mercado, que é o valor de mercado de uma ação multiplicado pelo número de ações disponíveis no mercado, e o retorno da empresa. Essa é a variável usada para determinar o efeito tamanho e de acordo com Banz, ela adiciona valor explicativo à regressão feita com o beta. Ou seja, este estudo demonstrou que empresas de pequeno porte, em média, têm maior retorno ajustado pelo risco do que as empresas de grande porte. Porém, o autor adiciona uma palavra de cautela e conclui que já que não existe uma fundamentação teórica para este efeito, não se sabe se o efeito tamanho é mesmo o fator determinante de tais resultados, ou se este é apenas uma *proxy* para um ou mais fatores verdadeiros correlacionados como o fator tamanho.

Outras pesquisas de destaque desta época foram as de Stattman (1980) e de Rosenberg, Reid, e Lanstein (1985), os quais acharam evidência empírica de uma relação positiva entre o retorno das ações do mercado americano e o índice valor de livro por valor de mercado, o qual é a razão entre o valor de livro das ações ordinárias da empresa pelo valor total de mercado das mesmas (índice livro-preço).

Fama e French (1992, p. 428) testaram nesta pesquisa a validade estatística das variáveis beta de mercado, tamanho da empresa (*market equity*, ME), índice de lucro-preço (*earnings-price*, E/P), endividamento (*leverage*) e índice livro-preço (*book-to-market*, BM) conjuntamente e esperavam que algumas destas variáveis fossem redundantes em explicar os retornos esperados, dada uma relação apresentada por Ball (1978), a qual veremos a seguir. O teste foi feito numa *cross section* de retornos médios das bolsas NYSE, AMEX e NASDAQ.

A hipótese de Ball (1978, p. 103-126) é que existe uma variável que age como uma *proxy* para as variáveis omitidas e outros erros de especificação do CAPM. Esta variável é o resultado contábil (*earnings*) e todas as medidas derivadas dele. Neste estudo, Ball acha evidência empírica de que esta hipótese não pode ser rejeitada.

Desta teoria, Fama e French testam a validade das variáveis beta de mercado, tamanho, índice de preço-lucro, endividamento e índice livro-preço conjuntamente e espera que algumas destas, devido sua relação com o resultado contábil, sejam redundantes e possam ser retiradas da regressão.

Os resultados de Fama e French nos mostram, que a relação entre o beta de mercado e o retorno esperado, não foi verificada no período 1963-1990. Eles mostram também, que em um período maior, de 1941 a 1990, a relação é fraca. Em suma, os testes dos autores não suportam a predição básica do modelo de Sharpe (1964), que diz que o retorno médio das ações seria positivamente relacionado com seus betas (FAMA; FRENCH, 1992, p. 428).

Nas regressões univariadas, os testes empíricos de Fama e French mostram também uma relação forte entre o retorno médio e cada uma das variáveis: tamanho, E/P, endividamento e índice livro-preço (FAMA; FRENCH, 1992, p. 428).

Para estimar os betas, Fama e French usam o método de Fama e MacBeth (1973). Porém para estimar as outras variáveis (tamanho, E/P, endividamento e índice livro-preço), os autores ressaltam que não há necessidade do uso de carteiras, dado que estas variáveis possuem valores muito bem definidos e medidos para cada ação individualmente, ou seja, não há necessidade de formar carteiras e tirar as médias para estas variáveis como é feito no procedimento de Fama e MacBeth (FAMA; FRENCH, 1992, p. 430).

Sobre a relação entre beta e tamanho, o estudo mostra que, quando a amostra é controlada para o tamanho, não há evidência de relação entre o beta e o retorno das empresas. E uma relação mais forte ainda captada pelo estudo é de que quando há variação no beta, que não é correlacionada com o tamanho, a relação entre beta e retorno é estável, mesmo quando o beta é a única variável explicativa (FAMA; FRENCH, 1992, p. 433-438).

Sobre a relação entre índice E/P, endividamento e índice livro-preço, o trabalho nos mostra que o efeito do índice livro-preço é mais forte que o efeito tamanho. Quando os dois efeitos são incluídos nas regressões, o parâmetro estimado do efeito tamanho tem 1,99 desvios-padrão de zero; e o parâmetro estimado do índice livro-preço tem 4,44 desvios de zero. Além disso, os autores também acham evidência de que a combinação tamanho e índice livro-preço absorve qualquer significância das variáveis endividamento e E/P (FAMA; FRENCH, 1992, p. 440-441).

2.4 Outros modelos

Muitos estudos têm sido publicados sobre anomalias apresentadas no modelo CAPM, de Sharpe-Lintner. Em busca de modelos que possam representar uma correlação mais forte entre o comportamento do preço de um ativo e seu retorno esperado, muitos modelos multi-fatores derivados do CAPM têm sido criados e repetidamente estudados.

Como citado por Fama e French (1992, p. 427), a mais proeminente contradição empírica do modelo CAPM até então apresentada era a de Banz (1981). Banz estudou a relação empírica entre retornos e tamanho da firma, medido pelo valor total de mercado das ações ordinárias do NYSE. Seu estudo conclui que as empresas menores no período da amostra, em média,

tenham maior retorno ajustado pelo risco do que empresas maiores. O autor chama esta anomalia de *size effect*, ou efeito tamanho, e afirma que este efeito existe há pelo menos 40 anos e é evidência de que o CAPM está mal-especificado (BANZ, 1981, p. 3). Outros autores, posteriormente, testaram este efeito também.

Em Lakonishok e Shapiro (1986, p. 115-116), um novo estudo é feito analisando a relação histórica entre retorno de ações no mercado e as variáveis: beta, desvio padrão e tamanho da firma. Eles revisitam o estudo de Banz (1981) e testam a hipótese de que: uma explicação parcial para o efeito tamanho em uma empresa pequena é que, por causa de custos de transação e outras barreiras de negociação, as quais limitam a diversificação do investidor, o CAPM de Sharpe-Lintner, o qual assume diversificação completa para todos os investidores, está mal-especificado e sendo assim uma medida de risco inapropriada tem sido usada para calcular os retornos ajustados ao risco.

A conclusão a qual chegam os autores, é que nem o beta nem as medidas alternativas usadas (variância ou desvio padrão residual) podem explicar uma variação em retornos através de setores; apenas o tamanho da firma parece importar (LAKONISHOK; SHAPIRO, 1986, p. 131). Este estudo leva à conclusão de que o beta do CAPM não tem importância estatística (quando analisado nos níveis padrão de significância estatística).

Em Reinganum (1981), a premissa de que a medida de sensibilidade de um ativo aos movimentos do mercado, o beta, é um importante determinante do preço de equilíbrio deste ativo é reexaminada. Os resultados dos testes empíricos demonstraram que os betas estimados não são sistematicamente relacionados ao retorno de diferentes ativos. O retorno médio de um ativo com alto beta não é confiavelmente diferente do retorno médio de um ativo com baixo beta (REINGANUM, 1981, p. 439-462).

Há muitos outros trabalhos que avaliaram individualmente a relação de alguma variável com o beta. Alguns que foram precursores e suas respectivas variáveis são: Bhandari (1988) e grau de alavancagem; os já mencionados Stattman (1980) e Rosenberg *et al* (1985) e o índice livro-preço; Basu (1977) e o índice lucro-preço (*earnings-price*), entre outros.

Modelos adaptados do CAPM para o mercado brasileiro:

Muitos estudos têm sido feitos para testar a validade do CAPM, no mercado acionário brasileiro. Seguindo a mesma linha dos estudos internacionais, temos testado a inserção de variáveis que podem ser correlacionadas com o retorno das empresas para testar sua significância econômica e/ou estatística.

Em Securato e Málaga (2004), foi estudada a validade do modelo de Fama e French (1992) de três fatores no mercado acionário brasileiro. Foi investigado se as variáveis propostas por Fama e French, fator mercado, efeito tamanho e índice livro-preço, explicariam as variações dos retornos das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa). O período estudado foi de 1995-2003. E o resultado obtido indica que: i) o modelo multifator Fama e French de três fatores é superior ao CAPM em explicar a variação dos retornos das ações analisadas também no mercado brasileiro; ii) os fatores adicionais tamanho e índice livro-preço parecem ser correlacionados com o risco sistêmico e iii) os três fatores estudados são “significantes e necessários, se complementando na explicação dos retornos de carteiras de diferentes características” (p. 119).

É importante que em um estudo como este, adequações para o mercado local sejam feitas e neste caso tivemos algumas, tais como: o uso do índice de Poupança como *proxy* para a taxa livre de risco, ao invés da taxa de retorno de um ativo do governo, e a necessidade de deflacionar os retornos mensais usando um índice usual como o IGP-DI.

Lucena e Pinto (2008) e Chague (2007) também apresentam trabalhos sobre a validade do modelo de três fatores no mercado acionário brasileiro e corroboram as conclusões de que o modelo é superior ao CAPM em explicar as variações dos retornos das ações.

Mas assim como a literatura internacional, estudos locais também têm suas contradições. E Rogers e Securato (2009) apresentaram um trabalho onde a conclusão sobre o modelo de três fatores de Fama e French, no mercado acionário brasileiro, diverge dos anteriores. Segundo os autores, a conclusão dos seus testes é de que apesar do modelo de três fatores aparentemente captar a relação explicativa de retornos futuros, os fatores que realmente teriam o poder explicativo seriam apenas o tamanho da empresa e o excesso de retorno do mercado. Sendo assim, eliminando o índice livro-preço do modelo por não ter significância estatística (p. 160).

Apesar desta constatação de Rogers e Securato (2009), outro estudo, conduzido por Almeida e Eid Jr., traz de volta a relevância do índice livro-preço. Neste estudo, Almeida e Eid Jr (2010, p. 417-441) usaram a evolução do índice quanto às suas variações no valor de mercado e no valor patrimonial para mostrar que este contém informação sobre os fluxos de caixa futuros e que esta informação pode ser usada para melhorar estimativas de retornos futuros. O estudo resultou em mostrar que somente os dados de livro-preço mais recentes eram relevantes para prever os retornos dos ativos.

Em 2009, Mussa, Rogers e Securato (p. 192-216) apresentaram um trabalho com “originalidade metodológica no mercado nacional” e “tema ainda incipiente e polêmico no meio acadêmico brasileiro”. Eles usaram uma metodologia preditiva para testar e comparar o modelo CAPM, o modelo de quatro fatores de Carhart (1997), e o modelo de três fatores de Fama e French (1993). Para o modelo de quatro fatores de Carhart (1997), é adicionado ao modelo de Fama e French (1993) uma variável fator de risco de momento. Em seu modelo Carhart, encontrou evidências empíricas para assegurar uma superioridade explicativa ao modelo de três-fatores.

Neste trabalho, os autores concluem que “os resultados indicaram que nenhum dos três modelos testados foram suficientes na explicação das variações dos retornos das ações do mercado brasileiro” (MUSSA; ROGERS; SECURATO, 2009, p. 213).

Os autores ressaltam alguns pontos: primeiro que o modelo de quatro fatores teria uma superioridade em termos do R^2 ajustado em relação aos modelos anteriores propostos (três fatores e CAPM). O segundo ponto é que o beta de mercado não se mostrou significativo no modelo CAPM, porém, juntamente com o índice livro-preço, este foi significativo nos modelos de três fatores e de quatro fatores. O próximo ponto importante a ressaltar, é de que nem o fator tamanho ou fator de momento foram significativos em nenhum dos modelos ou períodos testados, contradizendo estudos anteriores a respeito do efeito tamanho (MUSSA; ROGERS; SECURATO, 2009, p. 213).

2.5 Dificuldade financeira das empresas

A característica dificuldade financeira tem sido explorada por vários autores na pesquisa de formação de preços para ajudar a explicar as anomalias a serem estudadas nesta pesquisa (CAMPBELL; HILSCHER; SZILAGYI, 2008; CHAN; CHEN, 1991; DICHEV; PIOTROSKI, 2001; HAND; HOLTHAUSEN; LEFTWICH, 1992).

Como disseram os autores Chan e Chen (1991, p. 1467), e como vimos em seções acima, estudos demonstraram que existe diferenças de retorno, e por conseguinte de risco, entre empresas de pequeno e grande porte. Porém, os autores ressaltam um ponto que não é visto frequentemente: o motivo pelo qual existe esta diferença de retornos entre empresas pequenas e grandes não é evidenciado em alguns estudos. Uma empresa ser de pequeno porte apenas não significa automaticamente ter mais risco.

A base teórica toma como premissa a ideia de que algumas empresas têm uma probabilidade alta de que podem vir a falhar com suas obrigações financeiras, e estas empresas, genericamente, chamamos de empresas em dificuldade financeira (*financially distressed companies*). As ações destas empresas tendem a mover-se juntas. E por isso, o risco de estar em uma situação financeira crítica (*distress risk*) não pode ser diversificado e investidores racionais exigem um prêmio para aceitar tal risco. Esta degradação da empresa pode ser correlacionada com vários motivos, e neste caso, este risco pode não ser capturado pelo CAPM e teríamos uma situação onde o risco de *distress* poderia ajudar a explicar anomalias encontradas nas pesquisas empíricas (CAMPBELL; HILSCHER; SZILAGYI, 2008, p. 2899-2900).

Há evidência empírica de retornos anormais e baixos para empresas em dificuldade financeira. Para estas, o retorno é mais baixo do que aquele de uma empresa de baixo risco de falência, porém, estas mesmas empresas, em dificuldade financeira, apresentam beta alto e alto carregamento nos fatores de risco do efeito tamanho e do efeito capturado pelo índice livro-preço (*value effect*). Isto é inconsistente com a ideia proposta em trabalhos como Fama e French (1992, 1993) de que os efeitos tamanho e *value* compensariam pelo risco de *distress*, sugerindo que este risco ainda não esteja corretamente precificado pelo mercado (CAMPBELL; HILSCHER; SZILAGYI, 2008, p. 2902).

Campbell, Hilscher e Szilagyi (2008) usam um modelo próprio para gerar uma probabilidade de falência para cada empresa. O modelo usa uma especificação em painel com variáveis de

mercado e variáveis contábeis. Este modelo indica a probabilidade de falência e é a partir desta probabilidade que as empresas são classificadas em alto ou baixo risco de *distress* e seus retornos avaliados.

Outras pesquisas se propõem a estudar o retorno em excesso para ações de empresas após seus títulos de dívida (*bonds*) sofrerem uma mudança de *rating*. Temos o trabalho de Hand, Holthausen e Leftwich (1992), o qual analisa este efeito sobre os retornos das ações em dois momentos: na mudança de *rating* e também na entrada da empresa em uma lista de observação (S&P Credit Watch List). Os autores encontram retornos anormais para as ações das empresas em ambos os casos. Para empresas sendo adicionadas na lista de observação da agência de *rating* S&P, há evidência de um retorno médio em excesso significativo para *downgrades*, mas não para *upgrades*. E no anúncio de uma mudança de *rating*, o mesmo é observado. Quando há um *downgrade* de um título de dívida, as ações da empresa têm um retorno médio em excesso, estatisticamente significativo, negativo de 1,52% no primeiro dia após anúncio da mudança.

Dichev e Piotroski (2001) estudam o retorno de longo-prazo de empresas cujos títulos de dívida (*bonds*) sofreram uma mudança de *rating*. Neste trabalho, eles usam uma base de dados de todas as mudanças de *rating* de títulos de dívida da agência Moody's, entre 1970 e 1997, totalizando aproximadamente 4.700 observações, e analisam o retorno das ações das empresas que sofreram alguma alteração de *rating* nos seus títulos de dívida. Os autores não encontram qualquer evidência de retorno anormal quando os títulos sofreram *upgrades*. Porém, há evidência de retorno anormal negativo de 10% a 14% a.a., no primeiro ano após *downgrades*. Estes resultados são ainda exacerbados para pequenas empresas e empresa com baixa qualidade de crédito.

Chan e Chen (1991) usam como medida de dificuldade financeira uma análise dos dividendos pagos pelas empresas. Empresas não gostam de reduzir (ou aumentar) o dividendo pago, pois sabem que o mercado vê isto como uma forte sinalização. Dado que as empresas evitam ao máximo a redução de seus dividendos pagos, os autores veem este evento como uma sinalização forte de que a empresa passa por alguma dificuldade financeira.

Por que usar mudanças nos *ratings* de *bonds* como característica de sinalização de dificuldade financeira? Em primeiro lugar, mudanças de *ratings* são informações comuns e

bem divulgadas no mercado. E em segundo lugar, estudos sugerem que essas alterações de *ratings* captam real mudanças econômicas da empresa (DICHEV; PIOTROSKI, 2001, p. 173).

2.6 Avaliação de crédito por agências de classificação de risco

Para este nosso estudo será importante conhecer as agências de crédito, seu histórico e suas metodologias. Por exemplo, precisamos saber: Qual o papel de uma agência de crédito no mercado financeiro? Quais são as agências de crédito mais conhecidas? Que tipos de *ratings* existem no mercado e qual a finalidade de cada um? Os *ratings* por agências de crédito são eficientes estimadores de *default* para as emissões de crédito?

2.6.1 Histórico

A história das agências de *rating* data de mais de um século atrás, nos remetendo a 1841, quando Louis Tappan criou a primeira agência de crédito mercantil, em Nova York. Estas agências classificavam a habilidade dos mercadores em pagar suas obrigações financeiras. Em 1959, a agência de *rating* de Tappan lançou o seu primeiro guia de classificação. Uma outra empresa de classificação de crédito mercantil foi criada em 1949 por John Bradstreet, a qual publicou um livro de *ratings* em 1957. Estava lançada a indústria de *ratings* de crédito que deu base ao que conhecemos hoje (CANTOR; PACKER, 1995, p. 10-11).

Hoje temos três agências de *rating* que dominam o mercado global de classificação de instrumentos de crédito que são: Moody's Investors Service (Moody's), Standard & Poor's Ratings Services (S&P's) e Fitch Ratings (Fitch).

John Moody & Company, empresa precursora à Moody's Investors Service, divisão responsável pelos serviços de classificação de instrumentos de dívida e outros instrumentos financeiros, foi fundada em 1900, por John Moody. Neste mesmo ano, John Moody & Company publicou o Moody's Manual of Industrial and Miscellaneous Securities, o qual provia informações e estatística sobre ações e bonds de instituições financeiras, agências governamentais, e de empresas mineradoras, alimentícias, de utilidade pública e manufaturas.

Desta forma, John Moody foi o primeiro a classificar instrumentos de dívidas do mercado financeiro (“Moody’s website,” [s.d.]).

A história da Standard & Poor’s também começa no século XIX, com a publicação de Poor’s Manual of the Railroads of the United States, um guia com informações essenciais para investidores da indústria ferroviária americana. Em 1922, Poor’s Publishing começa a classificar *bonds* corporativos e instrumentos financeiros municipais. Standard Statistics entra na indústria de classificação em 1923. Em 1941, as duas empresas são fundidas e nasce a Standard & Poor’s Corp. (“Standard & Poor’s website,” [s.d.]).

A Fitch Ratings foi fundada em 1913, por John Knowles Fitch, como Fitch Publishing Company. A Fitch foi fundada como uma editora de estatísticas financeiras. E foi em 1924, que a então Fitch Publishing Company iniciou com a escala de “AAA” a “D” para análise de instrumentos financeiros (“Fitch Ratings website,” [s.d.]).

Havia ainda uma quarta agência de *rating* proeminente no início do século XX. Duff & Phelps (Duff) foi criada em 1932, mas a unidade de classificação de crédito foi vendida em 1994 (“Duff & Phelps website,” [s.d.]).

O histórico destas empresas mostra uma trajetória de expansão, profundidade e frequência em relação às empresas cobertas e os tipos de coberturas. Hoje, estas agências analisam e classificam desde os títulos de dívida mais básicos de longo prazo emitidos por governos soberanos, como também muitos outros tipos de instrumentos de dívida, sejam eles: municipais, corporativos, títulos de securitização, ações preferenciais, notas de médio prazo, colocações privadas, *commercial papers*, certificados de depósito bancário, e muitos outros (Cantor and Packer, 1995, p.11).

Do trabalho de Partnoy (1999, p. 648), vemos que as empresas de *rating* cresceram muito de tamanho desde a década de 70. A agência de *rating* de hoje é muito mais lucrativa e tem muita influência no mercado. Outro ponto de interesse que o autor ressalta é que os métodos de avaliação não mudaram muito desde os anos 30.

Para ilustrar este ponto temos alguns dados:

- Em 1975, as agências de *rating* avaliaram 600 novas emissões de títulos de dívida corporativos e o mercado tinham aproximadamente 5.500 destes já avaliados (Pinches e Singleton, 1978, p. 31);
- Em 1995, a agência Moody's avalia aproximadamente 20.000 novas emissões nos E.U.A e 1.200 emissões internacionais, e a S&P avalia um número um pouco menor em cada categoria, somadas as duas empresas avaliam aproximadamente US\$7 trilhões (House, 1995, p. 245-246).

2.6.2 Papel das empresas de *rating*

O principal papel das agências de *rating* é “indicar a probabilidade de *default* ou de atraso nos pagamentos dos títulos” (CANTOR; PACKER, 1995, p. 12).

Segundo o trabalho dos autores Poon, Firth e Fung (1999, p.268), face à grande variedade de instrumentos financeiros, investidores têm, cada vez mais, necessitado de avaliações independentes da qualidade de crédito destes instrumentos para a tomada de decisões financeiras. As classificações de crédito de agências como S&P's, Moody's e Fitch têm sido bastante usadas por investidores individuais e reguladores como uma medida objetiva e de qualidade da classificação destes instrumentos financeiros. É importante ressaltar que com este posicionamento, as agências de *rating* e suas classificações afetam a quantia de dinheiro que poderá ser levantada em uma operação de crédito e também o custo desta operação.

Cantor e Packer (1995, p. 10) também aderem à visão de que, com o crescimento da complexidade do mercado financeiro e da diversidade do público que usa o mercado de capitais para suas necessidades de crédito, a confiança de investidores e reguladores nas opiniões das agências de classificação de crédito também aumentou.

Estes dois depoimentos e este importante papel das agências de *rating* no mercado financeiro nos levam a algumas considerações sobre a independência e a importância da reputação destas empresas.

As maiores agências são todas independentes ou não, subsidiadas por empresas financeiras. A Moody's é uma subsidiária da Dun and Bradstreet. Standard & Poor's é subsidiária da

McGraw-Hill, uma das maiores empresas do ramo de publicações com um forte viés em informação de negócios e administração. Fitch, inicialmente também no ramo de publicações, hoje é subsidiária da Fimalac S.A, uma empresa de investimentos sediada na França, e da Hearst Corporation, uma empresa americana de comunicações (CANTOR; PACKER, 1995, p. 11).

No passado, agências de *rating* prestavam o serviço de classificação de uma emissão de um instrumento financeiro sem cobrança direta por este serviço. Estas empresas se financiavam através da venda de suas publicações e outros materiais. Porém, a receita vinda de publicações era baixa e não possibilitava cobertura mais frequente das empresas avaliadas. Com o crescimento do mercado financeiro e de sua complexidade, a demanda por serviços mais rápidos e mais complexos também cresceu. A indústria de *ratings* viu neste momento uma oportunidade e passou a cobrar dos emissores de títulos pelo serviço de classificação (CANTOR; PACKER, 1995, p. 14).

Em 1970, Penn Central, uma empresa ferroviária americana, deixou de pagar seus investidores num total de US\$82 milhões em títulos do tipo *commercial paper*. Este evento foi um propulsor para mudanças nas práticas de mercado da indústria de *ratings*. Na década de 60, o mercado de *commercial paper* cresceu muito rápido e com este crescimento também cresceu a falta de atenção dos investidores em que tipo de papéis eles estavam investindo. Quando a Penn Central entrou em *default*, investidores começaram a duvidar das condições financeiras de muitas outras empresas e preferiram resgatar suas aplicações a rolar a dívida destes títulos para novas emissões. Isto gerou uma crise de liquidez. Muitas empresas acabaram realmente entrando em *default* pois não tinham como liquidar todas suas emissões, já que esperavam rolar a dívida no vencimento. Para mediar a situação e acalmar investidores, os próprios emissores procuraram as agências para obter avaliações de seus títulos. Com isso, tornou-se prática de mercado que novas emissões de dívida tenham pelo menos uma avaliação de crédito (CANTOR; PACKER, 1995, p. 14).

Como estamos falando da importância da objetividade e independência das agências de *rating*, a mera aparência de comprometimento destas características pode levar a sérias consequências, talvez comprometendo a solidez de toda a indústria de *rating*. Temos portanto, a análise de Cantor e Packer (1995, p. 14-15) que ressaltam que realmente esta nova estrutura de pagamentos de serviços de avaliação de crédito pelos próprios emissores poderia

encorajar às agências a perder sua imparcialidade e emitir classificações melhores para agradar seus clientes –agora as empresas emissoras. Porém, as agências têm um incentivo muito maior para manter sua reputação como provedoras de avaliações de alta-qualidade e acurácia. Neste mercado, se os investidores perderem a confiança nas avaliações de uma certa agência, emissores não mais usariam esta agência, pois para o emissor, o que interessa é a opinião do investidor. Afinal, o emissor tem uma expectativa de que, com uma boa avaliação, possa obter custos de financiamento mais baixos na sua emissão.

2.6.3 Importância e uso de *ratings* de crédito na regulação

Vimos pelo histórico apresentado acima que o crescimento da indústria de *rating* vem sendo significativo. Com este crescimento e a aceitação pelo público investidor, um público que também aderiu ao uso de classificações de crédito foram os reguladores de instituições e mercados financeiros. Reguladores têm usado as avaliações das agências cada vez mais com o intuito de simplificar a tarefa de regulação, dizem os autores Cantor e Packer (1995, p. 15).

Quadro 1 – Classificação de risco de crédito

	Moody's	S&P
Investment Grade	Aaa	AAA
	Aa1	AA+
	Aa2	AA
	Aa3	AA-
	A1	A+
	A2	A
	A3	A-
	Baa1	BBB+
	Baa2	BBB
	Baa3	BBB-
Títulos Especulativos	Ba1	BB+
	Ba2	BB
	Ba3	BB-
	B1	B+
	B2	B
	B3	B-
	Caa1	CCC+
	Caa2	CCC
	Caa3	CCC-
	Ca	CC
	C	C
		D

Inicialmente, reguladores usaram as classificações das agências de *rating* somente para diferenciar entre títulos do tipo *investment-grade*, aqueles com classificação BBB e acima, dos títulos especulativos, aqueles com classificação BB e abaixo (Quadro 1). Algumas regulações foram criadas de forma a restringir o uso de investimentos especulativos ou exigir que mais capital fosse alocado face ao uso de títulos especulativos, a exemplo do Federal Reserve Board que determinou aos bancos que aumentassem sua reserva de capital caso tivessem títulos especulativos em sua carteira (CANTOR; PACKER, 1995, p. 16-18).

Alguns outros exemplos de usos foram:

- No início da década de 30, reguladores da indústria de seguros contavam com avaliações de crédito para ajudar a determinar o capital a ser reservado pelos títulos carregados;
- Em 1951, a National Association of Insurance Commissioners (NAIC) estabeleceu um sistema de controle de qualidade interna que uniformizou a definição de *investment-grade* em todos os reguladores bancários e de seguros;
- A Securities Exchange Commission (SEC), em 1975, determinou que os negociadores de títulos especulativos, também chamados de *junk bonds*, deveriam reter maior capital contra seus estoques destes títulos;
- Anos mais tarde, o Federal Reserve Board (Fed), começou a incorporar uma classificação mínima AA para algumas regras prudenciais na supervisão de bancos;
- Em 1987 e 1989, o Fed passou a usar também a classificação AA como ponto de corte para o uso de *mortgage-related securities* e *foreign bonds*, respectivamente, como colateral para empréstimos de margem;
- Classificações de curto prazo passaram a ser também ferramentas de regulações, em 1991, quando a SEC adotou regras que impuseram restrições de investimentos para *money market mutual funds*.

(CANTOR; PACKER, 1995, p. 17-18)

Os exemplos servem para vermos a evolução e crescimento do uso de classificações de títulos financeiros no mercado, principalmente sendo este uso e disseminação feitos por reguladores, sedimenta o modelo praticado pelas agências de *rating* e ratifica sua importância.

2.6.4 Metodologia das agências de *rating*

Uma classificação BBB da S&P é igual a uma classificação Bbb da Moody's? Este é um questionamento que investidores devem se fazer. Como comparar as avaliações de diferentes agências é um tema que interessa a pesquisadores e investidores do mercado. A princípio temos que cada agência publica definições formais de suas classificações, porém estas definições proveem pouca informação sobre a diferença entre essas classificações. As definições das agências informam que existe uma probabilidade diferente de *default* associada com cada letra de classificação, mas não se sabe de quanto é esta probabilidade. Além disso, as agências não emitem informação alguma comparando as suas classificações com as de outras agências (CANTOR; PACKER, 1995, p. 23).

Apesar deste problema de comparabilidade entre classificações de diferentes agências, Cantor e Packer (1995, p. 23) nos informa que, na prática, participantes do mercado em geral veem as classificações da Moody's e S&P's como equivalentes, como estas são definitivamente as maiores, outras agências tentariam se alinhar a estas escalas.

Outro ponto a se considerar é que apesar das duas maiores agências não publicarem o nível de *default* para cada um de seus níveis de classificação de risco, será que suas avaliações de uma mesma empresa seriam muito diferentes? Beattie e Searle (1992) nos oferecem dados interessantes neste tema. Em sua pesquisa de 5.284 pares de *ratings* da mesma emissão, por agências diferentes, eles averiguaram que em 44% destes pares, os *ratings* dados eram os mesmos e em 35%, eles diferiam por apenas um incremento, do tipo um sinal de mais (+) ou um sinal de menos (-).

3 METODOLOGIA E DADOS

3.1 A metodologia seguida

Neste trabalho, vamos reproduzir a pesquisa de Avramov *et al* (2013) ao mercado acionário brasileiro adaptando-a e agregando conteúdo para o cenário deste mercado. Eles analisaram as relações de algumas anomalias com a característica dificuldade financeira, representada aqui pela classificação de risco das empresas. Além destas anomalias, adicionamos ao estudo uma anomalia presente com frequência nos estudos empíricos locais, que consiste no **efeito contrário**, o qual trataremos adiante. As anomalias estudadas são: o efeito de momento, um índice de surpresa nos lucros, a volatilidade idiossincrática, o crescimento dos ativos, o investimento em capital e o efeito contrário. Esta pesquisa engloba dois momentos distintos para alcançar o objetivo de entender o impacto da característica dificuldade financeira no retorno das empresas e entender o papel dos *ratings* de crédito na formação de preço de ativos financeiros. Primeiro, faremos uma análise de carteiras ordenadas para entender o comportamento das anomalias e, posteriormente, faremos regressões *cross section* para reforçar (ou refutar) o comportamento das anomalias na formação de preço de cada ativo. Este segundo método serve como uma verificação dos resultados da ordenação de carteiras, e segundo Fama e French (2008, p. 1655), os dois métodos no seu estudo foram indicativos das mesmas conclusões gerais e isto é o que esperamos.

Sobre ordenação de carteiras, Fama e French (2008, p.1654) ressaltam que uma das vantagens é a simplicidade com a qual podemos ver como o retorno médio varia com a variação da anomalia estudada. E uma desvantagem é que, tanto para carteiras de ponderação igual para todas as ações que a compõe (*equal-weight*), quanto para carteiras de ponderação por valor de mercado (*value-weight*), o resultado pode ser dominado por empresas de pequeno porte (para o método de *equal-weight*) ou por empresas de grande porte (para o método de *value-weight*), e isso causa o resultado ser não-representativo da verdadeira importância da anomalia.

Sobre regressões *cross section*, Fama e French (2008, p.1654-1655) comentam sobre suas vantagens no contexto de testar a validade de anomalias: o coeficiente da variável

independente oferece uma estimativa direta do efeito marginal desta variável sobre a variável dependente, neste caso o retorno do ativo. E uma análise do resíduo da regressão permite saber se o efeito da anomalia sobre o retorno é representativo em todo o intervalo de valores da variável. Porém, as regressões também possuem problemas. Mais uma vez, as empresas de pequeno porte podem dominar o resultado das regressões. Um segundo possível problema é quando uma empresa individual tem retornos extremos (muito alto ou muito baixo), exercendo poder exacerbado sobre a regressão.

3.2 Dados

Os dados usados são preços diários das ações, valor de mercado, volume de negociação, lucro por ação (LPA) e classificação de risco de empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, BM&FBovespa (Bovespa). As características usadas nas construções de cada anomalia serão detalhadas no item específico sobre a anomalia em questão. Obtemos todos estes dados através de um terminal da Bloomberg, L.P.

Todos os retornos usados foram ajustados pelo tamanho e índice livro-preço (*book-to-market*, BM), pela metodologia dos três-fatores de Fama e French (1993). Para este fim, usamos a base de ajustes pelo risco, produzida e disponibilizada pela FINBRAX, grupo de pesquisa da Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (FIPE).

O período, inicialmente levantado, foi de Janeiro de 2000 a Dezembro de 2012. Este período foi escolhido por representar um período mais estável e mais parecido com a conjuntura atual do mercado de capitais no Brasil. Períodos anteriores, década de 80 e 90, são marcados por cenários de alta inflação e mudança de moedas e regras econômicas. Porém, os ajustes pelo risco do modelo de três fatores, disponibilizados pela FIPE, vão de Julho de 2000 a Junho de 2012. O período final com o qual trabalhamos foi este.

As classificações de risco usadas para a pesquisa são aquelas de longo prazo. Avramov *et al* (2013, p.141) usam um *rating* da S&P que é uma opinião geral da credibilidade do emissor, independentemente da capacidade de pagamento de uma certa emissão. Porém, em Dichev e Piotroski (2001) há uma outra abordagem. Os autores escolhem *ratings* de emissões de longo

prazo. Se a empresa tiver mais de uma emissão, eles escolheram o *rating* da emissão de maior prazo. Como o objetivo é capturar a saúde financeira da empresa, entendemos que as duas linhas de raciocínio são válidas. Por isso, optamos por buscar a segunda opção, usando o *rating* disponível da emissão de maior prazo. Seguindo esta abordagem, foi possível aumentar o nosso leque de empresas cobertas por algum tipo de classificação de risco. Pela abordagem de uso de uma classificação geral da empresa tínhamos 65 empresas disponíveis, pela abordagem escolhida, temos 90 empresas representadas na amostra.

Além das grandes agências de classificação de risco, Moody's e S&P, pesquisamos também outras agências de menor porte, porém brasileiras: LF Rating (<http://www.lfrating.com>), SR Rating (<http://www.srrating.com.br>), e Austin (<http://www.austin.com.br>). Nenhuma destas apresentou um número maior de classificações para justificar o uso de uma agência local. De fato, as agências brasileiras tiveram um número muito pequeno, entre cinco e dez empresas classificadas disponíveis publicamente.

Durante todos os procedimentos, usamos os retornos ajustados pelo risco de tamanho e índice livro-preço (retornos ajustados). Como apresentado por Fama e French (2008), este retorno pode ser considerado como o retorno anormal (ou excesso de retorno), já que este retorno é a parte não explicada, depois que se retirou os efeitos de tamanho e do índice livro-preço da empresa.

Quadro 2 – Divisão das carteiras para retorno ajustado ao risco

ÍNDICE LIVRO-PREÇO		TAMANHO	
		GRANDES (B)	PEQUENAS (S)
	ALTO (H)	BH	SH
	MÉDIO (M)	BM	SM
	BAIXO (L)	BL	SL

Para construir esta base de retornos ajustados pelo risco, vamos usar a metodologia de seis carteiras usada por Fama e French (1993). As seis carteiras são a intersecção de duas carteiras divididas por tamanho (*big* – B e *small* – S) e três carteiras divididas pelo índice livro-preço (*high* – H, *medium* – M e *low* – L), formando assim seis carteiras conforme Quadro nº 2 acima: carteira BH, empresas de grande porte e alto índice, carteira BM, empresas grandes e de índice médio, carteira BL, empresas de grande porte e baixo índice, carteira SH, empresas de pequeno porte e alto índice, carteira SM, empresas pequenas e índice médio, e por fim, carteiras SL, empresas de pequeno porte e com baixo índice livro-preço. (As iniciais vêm dos termos em inglês, mas foram usadas aqui devido a sua grande abrangência na literatura acadêmica local.)

Para dividir as empresas da base por tamanho, ou seja, dividir entre empresas de maior e menor porte, usamos a mediana da capitalização de mercado de todas as empresas da amostra a cada ano. E para dividir a base pelo índice livro-preço usamos os seguintes pontos de corte: os 30% inferiores para os índices mais baixo, 40% médio para índices médio, e os 30% superiores para os índices mais altos (FAMA; FRENCH, 1993, p. 8).

A divisão por tamanho e índice livro-preço foi atualizada ano-a-ano. Ao passo que novas empresas entravam na amostra, e para refletir a mudança de situação econômica de cada empresa, a ordenação e divisão da base é feita a cada ano. Os valores de capitalização e de livro de cada empresa foram calculados com dados do último dia útil disponível de cada ano. Nas Tabelas 1 e 2, mostramos a evolução do crescimento do número de empresas em cada categoria, ano-a-ano, e os valores médio de cortes para os índices usados em cada categoria.

Tabela 1 – Número de empresas e mediana da divisão por capitalização de mercado ano-a-ano

Ano	No. de empresas	Mediana	Grande (B) / Pequena (S)	No. de empresas por tipo
12/31/99	49	1,138,472,900	B	24
			S	25
12/29/00	161	127,405,200	B	80
			S	81
12/31/01	173	130,758,900	B	86
			S	87
12/31/02	177	109,494,000	B	88
			S	89
12/31/03	178	192,184,050	B	89
			S	89
12/31/04	192	241,465,850	B	96
			S	96
12/30/05	200	305,611,750	B	100
			S	100
12/29/06	226	632,589,300	B	113
			S	113
12/31/07	275	1,122,008,800	B	137
			S	138
12/31/08	284	496,513,200	B	142
			S	142
12/31/09	292	921,686,400	B	146
			S	146
12/31/10	303	1,209,120,100	B	151
			S	152
12/30/11	314	1,209,654,300	B	157
			S	157
12/31/12	314	1,400,526,250	B	157
			S	157
12/31/13	314	1,045,380,600	B	157
			S	157

Tabela 2 – Número de empresas e valor de corte da divisão por índice livro-preço ano-a-ano

Ano	No. de empresas	top 30%	medium 40%		bottom 30%
12/30/99	46	1.57	0.60	1.56	0.58
12/28/00	135	2.70	2.63	1.10	1.14
12/28/01	139	2.78	2.72	1.08	1.07
12/30/02	147	3.14	3.06	1.10	1.09
12/30/03	146	2.07	2.03	0.66	0.66
12/30/04	160	1.77	1.77	0.52	0.51
12/29/05	172	1.42	1.40	0.49	0.49
12/28/06	197	1.23	1.23	0.34	0.33
12/28/07	243	0.62	0.62	0.32	0.32
12/30/08	250	1.44	1.44	0.63	0.63
12/30/09	262	0.99	0.99	0.43	0.42
12/30/10	273	0.99	0.97	0.41	0.41
12/29/11	287	1.14	1.13	0.47	0.46
12/28/12	285	1.10	1.09	0.45	0.45
12/30/13	281	1.24	1.22	0.49	0.49

3.3 Anomalias estudadas

3.3.1 Efeito de momento nos preços

O efeito de momento nos preços é um movimento que sugere, que as ações com ganhos em um certo período passado devem permanecer ganhando por um certo tempo futuro e as ações com perdas passadas devem continuar registrando perdas. Jegadeesh e Titman (1993) documentam esta anomalia e testam estratégias que usam retornos passados acumulados para períodos de três a 12 meses no período de formação e de três a 12 meses também no período de teste, com e sem um período de intervalo entre os períodos.

No mercado brasileiro, temos o trabalho de Bonomo e Dall’Agnol (2003), o qual, ao examinar a existência do efeito contrário, detecta que o efeito de momento não está presente no mercado brasileiro no período testado. Os autores usaram dados de ações do mercado acionário brasileiro no período de Janeiro de 1986 a Julho de 2000.

Kimura (2003) também testa o efeito de momento. O autor estuda ações do mercado brasileiro de Julho de 1994 a Dezembro de 2001. Apesar do período mais recente, a análise foi limitada a 38 ativos. Para um período de aproximadamente seis meses (24 semanas), há

evidência no trabalho do efeito de momento e com significância estatística. Este resultado se assemelha ao apresentado por Jegadeesh e Titman (1993) que evidencia o efeito de momento, para o mesmo período de teste (seis meses), no mercado americano.

Para a anomalia de momento, vamos usar a tradicional construção usada por Jegadeesh e Titman (1993), Fama e French (2008) e Avramov *et al* (2013). Apesar da mesma construção, cada autor usa períodos diferentes de formação e teste. Para que tenhamos comparabilidade, usaremos a estratégia usada por Avramov *et al* (2013), com período de 6 meses de formação e 6 meses de teste (estratégia 6/6), com um intervalo de um mês entre os dois. Dados os resultados presentes no trabalho de Bonomo e Dall’Agnol (2003), resolvemos rodar também estratégias 3/3, 6/3 e 12/12 para que possamos ter maior comparabilidade no âmbito do mercado acionário local, que é uma comparação relevante.

A formulação da variável de momento é dada por:

$$momento = \frac{P_{t-1}}{P_{t-6}} - 1$$

Onde:

P_{t-1} – preço da ação do último dia do mês $t - 1$

P_{t-6} – preço da ação do último dia do mês $t - 6$

O procedimento de teste se dá, primeiramente, pela ordenação das ações pelo seu retorno ajustado cumulativo no período de formação em questão, aqui inicialmente meses $t-6$ a $t-1$. Ordenadas de forma crescente, as ações são divididas em quintis e a carteira de menor retorno é denominada P1 e a de maior retorno é denominada P5. A estratégia de momento envolve comprar, no período t , a carteira ganhadora, ou seja, a carteira P5, e ao mesmo tempo vender a carteira perdedora P1. O próximo passo é segurar as duas posições por seis meses (períodos $t+1$ a $t+6$), e este é o chamado período de teste.

3.3.2 Índice de surpresa nos lucros

A estratégia de momento nos lucros (*earnings momentum*) está condicionada à uma variável de surpresa nos lucros (SUE - *standardized unexpected earnings*), a qual leva em conta a diferença entre dois resultados contábeis de um certo período passado e normaliza esta diferença pelo desvio-padrão do resultado de uma período passado ainda maior (AVRAMOV *et al*, 2013).

Ball e Brown (1968) propõem o teste do resultado contábil da empresa como forma de averiguar a existência de informação neste dado que seja diferente do efeito sistemático de mercado e sim uma informação específica da empresa. Eles pressupõem que, se o resultado contábil não for esperado pelo investidor, esse fato refletiria no preço da ação da empresa e consequentemente no seu retorno. Sua pesquisa mostra evidência de que se o resultado contábil for diferente daquele esperado (surpresa), há uma relação positiva entre surpresa e retorno anormal (medido por um índice), ou seja, empresas que entregam resultados mais positivos do que esperado têm retornos anormais positivos e empresas que entregam resultados menores do que esperado têm retornos anormais negativos.

O resultado contábil será medido pelo lucro-por-ação ou EPS (*earnings-per-share*) que é a sigla mais usada. O EPS é justamente o resultado contábil no fim do período dividido pelo número de ações em circulação. É usual medir EPS trimestrais, já que as empresas têm que publicar informações de resultado trimestralmente. Sendo assim, para a variável SUE, vamos usar EPS trimestrais.

A formulação da variável SUE usada será a de Avramov *et al* (2013):

$$SUE = \frac{EPS_{t-1} - EPS_{t-4}}{\sigma(EPS)_{t-1,t-8}}$$

Onde:

SUE – surpresa nos lucros normalizada

EPS_{t-1} – lucro-por-ação do trimestre $t - 1$

EPS_{t-4} – lucro-por-ação trimestre $t - 4$

$\sigma(EPS)_{t-1,t-8}$ – desvio padrão para EPS entre trimestres $t - 1$ e $t - 8$

Este procedimento, similarmente ao anterior, tem como primeiro passo a ordenação das ações pela variável SUE, calculada conforme acima. Depois de ordenadas de forma crescente, as ações são divididas em quintis. Novamente, a carteira de menor valor da anomalia em questão é denominada P1 e a de maior é denominada P5. Aqui a estratégia em questão é avaliar este índice de surpresa nos lucros, ou seja, esta estratégia nos diz que uma empresa que tem menor SUE é a que teve a menor variação normalizada no lucro e a empresa com maior SUE é a de maior variação normalizada positiva no lucro. Sendo assim, fica claro que nossa carteira ganhadora neste caso será a carteira P5, a carteira de maior SUE, e a carteira perdedora será a carteira P1, carteira de menor SUE. A estratégia de momento nos lucros envolve comprar, no período t , a carteira com maior SUE (P5), vender a carteira de menor SUE (P1), e manter a posição por seis meses.

3.3.3 Volatilidade idiossincrática

A volatilidade idiossincrática (VI) mede a volatilidade desagregada no nível da firma, ou seja, variações ou choques no nível da empresa que também são importantes componentes do retorno da ação. Muito se estuda sobre a volatilidade agregada ou o risco sistemático, mas não sobre a volatilidade idiossincrática. Podemos citar algumas razões pelas quais o estudo da volatilidade idiossincrática é importante, tais como: i) muitos investidores, como por exemplo, fundos ou executivos com ações com restrição de venda, possuem grandes quantidades de ações de uma mesma empresa, ii) a diversificação tradicionalmente proposta de 20 a 30 ativos para uma carteira bem diversificada, mas a adequação dessa regra depende da composição da carteira e do nível de volatilidade idiossincrática dos ativos desta carteira, e iii) arbitradores que tentam explorar um desvio de preço em uma ação específica estão mais suscetíveis a riscos relacionados a volatilidade idiossincrática e não a volatilidade agregada de mercado (CAMPBELL *et al*, 2001, p. 1-2).

Ang *et al* (2006) estudam o efeito da volatilidade idiossincrática no retorno ajustado pelo modelo de três fatores de Fama e French, numa *cross section* de ações do mercado americano no período de Jan/1986 a Dez/2000. Os autores também usam o procedimento de ordenação de carteiras pela anomalia de VI e dividem sua amostra em quintis a cada período de interesse. Igualmente ao nosso trabalho, eles usam um período de formação de um mês e um

período de teste também de um mês. Porém, diferentemente de Avramov *et al* (2013) e o do nosso trabalho, os autores somente testam carteiras ponderadas pelo valor de mercado e somente testam os efeitos da anomalia em regressões *cross section*.

A variável volatilidade idiossincrática que usamos é computada como em Avramov *et al* (2013) e Campbell *et al* (2001) e pode ser representada por:

$$VI = \left(\sum R_{i,daily}^2 \right) - \left(\sum R_{index,daily}^2 \right)$$

Onde:

$R_{i,daily}^2$ – é o retorno da ação de cada empresa medido diariamente e elevado ao quadrado

$R_{index,daily}^2$ – o retorno do índice Bovespa medido diariamente e elevado ao quadrado

Conforme mencionado anteriormente, os procedimentos são consistentes em todas as anomalias somente diferenciando os períodos de defasagem da variável em questão, os períodos de formação e de teste. Sendo assim, iniciamos por ordenar as ações pela variável VI, calculada conforme acima. O próximo passo é dividi-las em quintis. Novamente, denominamos as carteiras de menor e maior valor da anomalia P1 e P5, respectivamente. Agora, nesta estratégia investigamos risco. E de acordo com a teoria de média-variância de Markowitz (1952), espera-se que uma carteira com menor risco deve ter menor retorno e uma carteira com maior risco deve ter maior retorno. Seguindo este raciocínio, a estratégia de volatilidade idiossincrática a ser testada envolve comprar a carteira de menor VI (P1), vender a de maior VI (P5). Como já mencionado, usamos uma estratégia condicionada a um período de formação de um mês, e período de teste também de um mês. E a variável de interesse é a VI_{t-1} , ou seja, com defasagem de um período.

O índice de mercado usado no modelo de Avramov *et al* (2013) foi o Value-weighted CRSP Index. Para este trabalho, iremos construir a variável a partir de dados desagregados. O índice usado foi o índice Bovespa e para calcular o retorno diário, usamos valores diários absolutos do índice.

3.3.4 Crescimento do ativo

Um importante componente do dia-a-dia de uma empresa é como ela decide investir capital, expandir sua operação, ou cortar investimentos, contrair sua atuação. É esperado que o mercado de capitais incorpore estas informações nos preços adequadamente, refletindo boas e más notícias, boas e más decisões no preço das ações. Espera-se que decisões de bons investimentos sejam motivos para retornos futuros maiores e decisões de investimentos não tão promissores tenham o efeito contrário. Há evidência de que eventos de expansão nas empresas tendem a gerar períodos subsequentes de baixo retorno anormal e períodos de contração, seguidos de alto retorno anormal, contrariando a expectativa natural (COOPER; GULEN; SCHILL, 2008).

Com este cenário, o estudo do efeito de variáveis, que refletem crescimento e expansão da empresa na *cross section* de retornos da mesma, é uma outra linha de investigação de anomalias. Apesar de haver muitas variáveis que refletem este evento, os autores Cooper, Gulen, e Schill (2008, p. 1610) escolheram investigar variações no ativo total da empresa. Eles defendem sua escolha ponderando que estudos passados usam componentes deste crescimento ou expansão, e ignoram o cenário geral do crescimento da empresa, o qual estaria melhor refletido no ativo total da empresa.

A construção da nossa variável para a anomalia de crescimento do ativo segue a construção de Cooper, Gulen e Schill (2008) e de Avramov *et al* (2013), e é dada por:

$$\% \text{ Crescimento} = \frac{\text{Ativo Total}_{t-1}}{\text{Ativo Total}_{t-2}} - 1$$

Onde:

% Crescimento – nome dado a variável para a anomalia que estuda o crescimento do ativo

Ativo Total_{t-1} – total de ativos do balanço patrimonial da empresa em Dez de $t - 1$

Ativo Total_{t-2} – total de ativos do balanço patrimonial da empresa em Dez de $t - 2$

A estratégia envolve ordenar as ações pela variável %CrescAtivo e dividi-las em quintis, sempre ao fim do mês de Junho do ano t , com a variável de crescimento do ativo calculada usando dados de Dezembro de $t - 1$ e $t - 2$. Seguindo Fama e French (1992) isto garante que

os dados advindos de demonstrações financeiras, estariam disponíveis ao público no momento do seu uso para cálculo da anomalia. Formadas as carteiras P1 e P5, respectivamente carteiras de menor e maior crescimento, os retornos usados para os testes são os retornos ajustados mensais conforme explicado anteriormente. A estratégia envolve comprar a carteira de menor crescimento em ativos (P1), vender a carteira de maior crescimento (P5), e manter as duas carteiras de julho do ano t a junho do ano $t + 1$.

3.3.5 Investimento em capital

Para suportar a escolha desta anomalia, podemos repetir o argumento de Cooper, Gulen e Schill (2008) de que há uma expectativa de que o mercado reaja a eventos por parte das empresas que significam uma expansão ou uma contração das suas operações. E, portanto, o estudo de variáveis que sinalizam o movimento dos preços das ações mediante movimentos de expansão ou contração são significantes.

Existem também algumas razões pelas quais um investimento em capital deveria ser visto como algo benéfico para a empresa. Por exemplo, maiores gastos com investimentos deveriam ser vistos como maiores oportunidades futuras, ou se o mercado de capitais está financiando um gasto com investimento, deve ter confiança na empresa e nos gestores. Pode-se citar também, motivos para que um investimento em capital não seja visto como um movimento positivo da empresa. Muitos gestores acabam investindo em projetos para se promover, ou para ‘criar um império’ (expressão usada na literatura). E nestes casos, o gestor, ao avaliar o projeto, não estaria visando benefícios de longo prazo para o acionista (TITMAN; WEI; XIE, 2004, p. 678).

Esta anomalia está condicionada a formulação de percentual de investimento em capital usada por Avramov *et al* (2013), e é dada por:

$$\% \text{ Investimento} = \frac{\text{Investimento em capital}_{t-1}}{\text{Total do Imobilizado}_{t-2}}$$

Onde:

% Investimento – nome dado a variável para a anomalia que estuda o investimento em capital

Investimento em capital $_{t-1}$ – investimento total em capital do balanço patrimonial em Dez de $t - 1$

Total do Imobilizado $_{t-2}$ – total do imobilizado do balanço patrimonial em Dez de $t - 2$

A estratégia envolve ordenar as ações pela variável de investimento em capital e dividi-las em quintis. Novamente, como esta é uma variável medida sempre em Dezembro, ao fim do mês de Junho do ano t , com a variável de interesse calculada usando dados de Dezembro de $t - 1$ e $t - 2$, formamos as carteiras P1 e P5, respectivamente carteiras de menor e maior investimento em capital. Esta estratégia requer a compra da carteira de menor índice de investimento em capital (P1), a venda da carteira de maior índice (P5) e a manutenção da posição de julho do ano t a junho do ano $t + 1$.

3.3.6 Efeito contrário

O efeito contrário sugere uma expectativa oposta ao efeito de momento. No efeito de momento espera-se que ações com retornos passados positivos continuem tendo retornos positivos no futuro. O efeito contrário sugere que ações com retornos passados negativos tendem a reverter seu padrão e ter retornos positivos futuros. Inicialmente, esse padrão se baseia no fato que o público investidor, por questões, melhor estudadas na psicologia cognitiva e em finanças comportamentais, tende a sobre-reagir à notícias, sejam estas boas ou ruins. E no curto prazo, esta reação tende a depreciar (apreciar) o valor da ação no caso de notícias ruins (boas). Porém, no longo prazo, as ações voltariam para o seu patamar, tendo em vista que aquilo foi apenas uma sobre-reação.

De Bondt e Thaler (1985) documentam o efeito contrário no mercado americano. Eles usam também uma ordenação de carteiras baseada em retorno passado acumulado em excesso no período de formação, e vão estudar as carteiras extremas, carteiras de ações vencedoras e carteiras de ações perdedoras, durante o período de teste. O período testado é de janeiro de 1926 a dezembro de 1982.

Para o extenso período de 1933 a 1980, os autores acham forte evidência do efeito contrário para uma estratégia de longo prazo de três anos de retornos acumulados no período de formação e três anos de retornos acumulados no período de teste (estratégia 3/3). A estratégia contrária, diferença entre os retornos acumulados da carteira perdedora menos o retorno da carteira ganhadora, atinge 24,6% no período, com significância estatística.

Costa Jr. (1994) examina o efeito contrário no mercado de ações brasileiro, para o período de 1970 a 1989, e determina com significância estatística que o mesmo existe em magnitude maior do que as evidências do mercado americano.

O autor usou dados mensais, porém sem sobreposição de carteiras. Os períodos de formação usados foram de seis a 24 meses e o período de teste foi de dois anos após o fim do período de formação. Igualmente ao padrão usado por De Bondt e Thaler (1985), Costa Jr. também mediu a diferença entre as carteiras extremas de ações perdedoras e ações ganhadoras. O retorno usado foi o retorno médio acumulado anormal.

Aqui, vale mencionar novamente, o trabalho de Bonomo e Dall'Agnol (2003), pois os autores documentam a existência do efeito contrário no curto e no longo prazo no mercado acionário brasileiro, sendo tipicamente esperada a presença do efeito contrário somente no longo prazo. Eles fazem ainda a separação da base para dois períodos, antes e depois de 1994, para estimar o efeito da entrada do Plano Real e seu possível efeito no mercado de capitais. Para o período pós-Plano Real, o efeito contrário desaparece segundo este trabalho.

Para a anomalia de efeito contrário, muito similarmente ao estudado para o efeito de momento, vamos testar as estratégias 3/3, 6/6, 6/3, 12/12, conforme explicado acima, para que tenhamos comparabilidade com os resultados presentes no trabalho de Bonomo e Dall'Agnol (2003) e também para que possamos determinar se o efeito prevalecente é momento ou efeito contrário para cada uma das estratégias. O procedimento é análogo. E somente é preciso ressaltar que a estratégia contrária, opostamente ao efeito de momento, envolve comprar a carteira perdedora, ou seja a carteira de menor retorno P1, e vender a carteira ganhadora, carteira de maior retorno P5.

3.4 Descrição da Metodologia

3.4.1 Ordenação de carteiras

Na primeira etapa, iremos usar o método de ordenação de carteiras como foi apresentado por Avramov *et al* (2013) e Fama e French (2008). Como mencionado anteriormente, o método é interessante pois é de simples implementação e permite vermos como o retorno médio varia com a variação da anomalia estudada.

O método consiste em, inicialmente, ordenar as empresas em ordem crescente de acordo com os valores da anomalia a ser pesquisada e, subsequentemente, dividir a amostra em quintis de acordo com esta ordenação. Em seguida, calcular retornos acumulados de uma estratégia de posições *long-short* nas carteiras extremas, de menor e maior quintil.

Ou seja, primeiro, no período t , ordenamos as empresas de forma crescente de acordo com a variável calculada para representar a anomalia em questão (conforme definições dadas na seção 3.3 acima). Dividimos esse conjunto de empresas, agora ordenadas, em quintis, e cinco carteiras são formadas e nomeadas de P1 a P5. A carteira P1 é a carteira com os menores valores da anomalia em questão e, conseqüentemente, a carteira P5 é a carteira com os maiores valores da anomalia. Vamos trabalhar com as carteiras extremas P1 e P5. Para cada carteira extrema P1 e P5, o retorno desta será calculado como a média de ponderação uniforme (*equally weighted*) do retorno das ações que a constituem.

A estratégia *long-short* engloba comprar uma carteira (*long*) e, no mesmo momento, vender a descoberto (*short*) uma outra carteira de ativos. Em teoria, isto é feito no mesmo momento e com custo zero, pois a venda a descoberto de uma carteira cobriria a compra da outra.

Para as ordenações, usamos os retornos ajustados pelo risco de tamanho e índice livro-preço (retornos ajustados) e como apresentado por Fama e French (2008), este retorno pode ser considerado como o retorno anormal (ou excesso de retorno), já que este retorno é a parte não explicada, depois que foram retirados os efeitos de tamanho e do índice livro-preço da empresa.

Com retornos ajustados e média de ponderação uniforme calculada para carteiras P1 e P5, para cada período t , calcularemos a estratégia, que pode ser entendida como o resultado da operação de: compra de uma carteira de ativos considerada mais lucrativa e venda a descoberto de uma outra carteira de ativos tida como menos lucrativa. Sendo essa a venda da carteira de menor (maior) retorno e compra da carteira de maior (menor) retorno ajustado, dependendo da lógica da anomalia estudada.

3.4.2 Regressão *cross section* de cada anomalia individualmente

Como sugerido por Fama e French (2008), regressões *cross section* servem para nos indicar quais anomalias têm forte efeito marginal sobre a predição de retornos e para corroborar ou refutar o resultado das ordenações.

Porém, regressões, assim como as ordenações, não estão livres de problemas potenciais. Regressões impõem uma forma funcional na relação entre anomalias e retornos. E o primeiro problema é que esta estrutura funcional, que permite à regressão revelar o poder das anomalias nos retornos, pode não estar construída corretamente (FAMA; FRENCH, 2008, p. 1666).

Nesta segunda etapa do trabalho, iremos pesquisar o efeito de cada anomalia nos retornos dos ativos com regressões *cross section* de Fama-MacBeth (1973). Este procedimento é feito em duas partes: primeiro, para cada período t , rodamos a seguinte regressão, que é a regressão do retorno em excesso contra a anomalia estudada:

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_t Z_{i,t-lag} + e_{it} \quad (1)$$

Onde:

r_{it} – retorno ajustado por tamanho e índice livro-preço para o ativo i , no período t

$Z_{i,t-lag}$ – valor da variável condicionada a uma certa anomalia a ser testada, para o ativo i , no período t – defasagem

Em seguida, fazemos a média dos coeficientes alpha e beta para todos os períodos. Este procedimento foi feito para cada uma das anomalias listadas acima, individualmente, e cinco

especificações foram testadas. Primeiro, testamos todas as empresas da amostra, ou seja, todas as empresas da Bovespa selecionadas para este estudo, para verificar se as anomalias têm algum poder preditivo sobre este grupo mais diversificado. Para este primeiro teste, a regressão inicial usada pode ser representada pela regressão (1).

Em seguida, testamos uma especificação com uma variável dummy representando as empresas com *rating* e com uma interação desta variável dummy e a variável independente de interesse. Esse serve para avaliar se o efeito da anomalia muda ou permanece entre os grupos de empresas com e sem *rating*. A regressão pode ser representada por:

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_t Z_{i,t-lag} + \delta_{0t} d_{rating_{it}} + e_{it} \quad (2)$$

Onde:

r_{it} – retorno ajustado por tamanho e índice livro-preço para o ativo i , no período t

$Z_{i,t-lag}$ – valor da variável condicionada a uma certa anomalia a ser testada, para o ativo i , no período $(t - \text{defasagem})$

$d_{rating_{it}}$ – variável *dummy* = 1 para a presença de *rating* na amostra, e 0 para outras empresas

Conforme Wooldridge (2008, pág. 213-218), o coeficiente δ_0 da variável *dummy* de *rating* deve ser interpretado como a diferença de interceptos entre o grupo que a variável *dummy* representa e o grupo base do estudo. Neste caso, a variável *dummy* representa as empresas com *rating* de crédito e então δ_0 representa o retorno diferencial entre empresas com e sem *rating*.

A terceira e quarta especificações testam a subamostra de empresas com *rating* agora divididas entre as de melhor e pior *rating* com o objetivo de observar alguma evidência do efeito destas classificações sobre o retorno das empresas. A regressão pode ser representada por:

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_{1t} Z_{i,t-lag} + \beta_{2t} d_{melhor_rating_{it}} + e_{it} \quad (3)$$

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_{1t} Z_{i,t-lag} + \beta_{2t} d_{pior_rating_{it}} + e_{it} \quad (4)$$

Onde:

r_{it} – retorno ajustado por tamanho e índice livro-preço para o ativo i , no período t

$Z_{i,t-lag}$ – valor da variável condicionada a uma certa anomalia a ser testada, para o ativo i , no período $(t - \text{defasagem})$

$d_{melhor_rating_{it}}$ – variável dummy = 1 para as empresas do primeiro tercil de classificação de risco, o qual representa empresas de melhor classificação de risco

$d_{pior_rating_{it}}$ – variável dummy = 1 para as empresas do terceiro tercil de classificação de risco, o qual representa empresas de pior classificação de risco.

As especificações dois, três e quatro visam atacar o nosso ponto principal pesquisado, o qual é verificar se há um efeito das avaliações de crédito como ferramenta de medição de dificuldade financeira, analisando se a presença deste *rating* sinaliza alguma variação nos retornos das empresas analisadas sob a ótica de várias anomalias.

Por último, fazemos uma especificação para ver se há mudança nos resultados antes e depois da crise de 2008. Como nossa amostra abrange um período longo de 12 anos com uma crise de mercado acontecendo neste intervalo, resolvemos fazer esta especificação para verificar possíveis sinais de mudanças antes ou depois de 2008. Para este fim, fazemos uma análise do tipo diferença-em-diferenças usada para analisar se há diferenças entre dois grupos, um onde há a aplicação de uma política ou uma mudança de condição e no outro grupo onde não há esta alteração, em dois períodos de tempos, um antes e o outro depois da mudança de condição. No caso mais simples, esta especificação pode ser representada por esta regressão (WOOLDRIDGE, 2010, p. 147-148):

$$y = \alpha_0 + \delta_0 dB + \delta_1 d2 + \delta_2 d2 * dB + e \quad (5)$$

Onde:

y – é o resultado de interesse

dB – variável dummy = 1 para grupo que recebeu o tratamento, captura possíveis diferenças entre o grupo com mudança e o grupo sem mudança no período anterior à mudança

$d2$ – variável dummy = 1 para período posterior ao tratamento, captura possíveis diferenças no período posterior à mudança de condição

Seguindo a especificação (5) de Wooldridge e adaptando para o nosso modelo, temos a seguinte especificação:

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_t Z_{i,t-lag} + \delta_{0t} d_rating_{it} + \delta_{1t} d_crise_{it} + \delta_{2t} d_rating_{it} * d_crise_{it} + e_{it} \quad (5.1)$$

Onde:

r_{it} – retorno ajustado por tamanho e índice livro-preço para o ativo i , no período t

$Z_{i,t-lag}$ – valor da variável condicionada a uma certa anomalia a ser testada, para o ativo i , no período $(t - \text{defasagem})$

d_rating_{it} – variável *dummy* = 1 para a presença de *rating* na amostra (grupo que recebeu o tratamento na amostra) e 0 para outras empresas

d_crise_{it} – variável *dummy* = 1 para período posterior a 2008

Conforme usado amplamente na literatura empírica, quando se aplica os procedimentos acima descritos em regressões para períodos superpostos, é necessário usar uma correção para autocorrelação e heterocedasticidade do resíduo (BONOMO; DALL'AGNOL, 2003). O método comumente usado é a correção de Newey-West, onde se estima o número de períodos correlacionados. Para a estimação do número de períodos, Newey e West (1994, p. 634-641) propõe a seguinte fórmula:

$$n = \left[4 (T/100)^{2/9} \right]$$

Onde:

n – é o número de defasagens a ser usado

T – número de observações da amostra

3.4.3 Regressão *cross section* do conjunto de anomalias

Na terceira e última etapa do trabalho, iremos rodar uma regressão *cross section* multivariada para testar o efeito conjunto de todas as anomalias, como variáveis independentes, no retorno das empresas da amostra, a variável dependente.

Novamente, usamos o procedimento de Fama-MacBeth (1973), na qual num primeiro momento fazemos a seguinte regressão, para cada período t :

$$r_{it} = \alpha_t + \beta_t Z_{i,t-lag} + e_{it}$$

Onde:

r_{it} – retorno ajustado por tamanho e índice livro-preço para o ativo i , no período t

$Z_{i,t-lag}$ – conjunto de variáveis condicionadas a cada anomalia a ser testada, para o ativo i , no período $(t - \text{defasagem})$

Similarmente, vamos testar as cinco especificações apresentadas acima para as regressões multivariadas.

3.4.4 Problemas gerados pelo tamanho das empresas

Fama e French (2008), extensivamente, ressaltam um problema existente em ter uma amostra de empresas de diferentes tamanhos, e este problema é evidenciado em ambas as metodologias propostas, ordenação de carteiras e regressão *cross section* FM.

Na metodologia de ordenação de carteiras, focamos nas carteiras das extremidades (P1 e P5). Os retornos de carteiras *equal-weight* de toda a amostra tendem a ser mais afetados pelas empresas de pequeno porte. E para carteiras *value-weight* de toda a amostra tendem a ter o efeito exacerbado dos retornos das empresas de grande porte. Para resolver este problema, é sugerido na literatura fazer a análise da amostra de empresas, separadamente, em carteiras pelo tamanho destas, medido pela capitalização de mercado (*size*) (Fama e French, 2008, p. 1654).

Similarmente, vemos o mesmo problema para as regressões *cross section* Fama e MacBeth, que também são sensíveis ao tamanho das empresas. Ou seja, o retorno das pequenas empresas comumente afeta o resultado da regressão. Uma maneira de contornar este problema é fazer regressões Fama e MacBeth separadamente para cada subamostra por tamanho (Fama e French, 2008, p. 1667).

Fama e French (2008, p.1656) fazem a divisão no 20º e 50º percentil de capitalização de mercado das ações do NYSE. Porém, seguimos com a divisão inicial apresentada acima e sugerida por Fama e French (1993), que é a divisão pela mediana da amostra.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

4.1 Resultados da ordenação de carteiras

Fica evidenciado pelos resultados de Avramov *et al* (2013, p. 143-157) que a rentabilidade das estratégias com as anomalias estudadas diminui com a melhoria de crédito, ou redução da dificuldade financeira. Esta relação fica clara quando observamos a relação entre as anomalias e as empresas de mais baixo *rating*, ou seja, pior qualidade de crédito. Neste grupo, no trabalho dos autores, o resultado da estratégia para todas as anomalias foi positivo e significativo, representando assim um ganho anormal com estas anomalias para o grupo de pior classificação de crédito. Outro ponto a ressaltar nos resultados, é que a rentabilidade das estratégias tem como fonte principal o lado de venda, a descoberto, da operação.

Uma outra maneira de se ver esta relação é pela melhora de crédito. Os autores nos fornecem uma tabela (p. 144) onde temos resultados para cada um dos subgrupos. Observando, cada tercil por qualidade de crédito, da mais baixa qualidade de crédito à melhor qualidade de crédito, gradativamente vemos a rentabilidade das anomalias desaparecer.

As regressões deste trabalho corroboram com o resultado das ordenações. Pelos coeficientes das regressões, vemos que todas as anomalias têm um resultado significativo nas regressões univariadas. Porém, na regressão multivariada, algumas anomalias perdem seu poder explicativo. Em particular temos, o índice de surpresa nos resultados, a volatilidade idiossincrática, o crescimento nos ativos com coeficientes estatisticamente significantes, três das seis anomalias escolhidas para nosso trabalho (p. 155-157).

Vamos ver em seguida os resultados da ordenação de carteiras apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Resultados das ordenações de carteira
(As estatísticas t são dadas em parênteses com: *p<0,05, **p<0,01, *p<0,001.)**

Amostra	Carteira	Momento	SUE	VI	Crescimento	Investimentos	Contrária
Todas as empresas	P1	-0.00116 (-0.37)	-0.00012 (-0.05)	0.0829 -1.25	-0.0312 (-0.77)	0.0338 -0.71	0.0128*** -4.3
	P5	-0.00038 (-0.13)	0.000854 -0.33	0.0225* -2.33	-0.0174 (-0.37)	-0.00594 (-0.11)	-0.00918*** (-3.74)
	Estratégia	0.00078 -0.25	0.000974 -0.36	0.0604 -0.91	-0.0138 (-0.66)	0.0397 -1.17	0.0220*** -6.83
	n	137	125	142	12	11	131
Empresas com <i>rating</i>	P1	-0.00931* (-2.49)	-0.00585* (-2.58)	-0.00438 (-1.38)	-0.0376 (-1.15)	-0.034 (-0.65)	0.00279 -0.93
	P5	-0.00323 (-1.14)	-0.00396 (-1.35)	-0.0034 (-0.88)	-0.0172 (-0.37)	-0.0698 (-1.48)	-0.0112*** (-3.75)
	Estratégia	0.00609 -1.41	0.00189 -0.6	-0.000978 (-0.35)	-0.0205 (-0.92)	0.0358 -1.28	0.0140*** -3.42
	n	137	125	142	12	11	131
Melhor <i>rating</i>	P1	-0.0110** (-2.83)	-0.00559* (-2.30)	-0.00517 (-1.44)	0.0015 -0.04	-0.0484 (-1.20)	-0.00221 (-0.78)
	P5	-0.00455 (-1.42)	-0.00571* (-2.37)	-0.00657 (-1.62)	-0.0519 (-1.24)	-0.033 (-0.75)	-0.0128* (-2.43)
	Estratégia	0.00646 -1.32	-0.000121 (-0.04)	0.00141 -0.38	0.0533 -1.08	-0.0154 (-0.42)	0.0106 -1.83
	n	137	125	142	12	11	131
Pior <i>rating</i>	P1	0.00127 -0.19	-0.00467 (-0.88)	0.00223 -0.23	-0.0775 (-0.81)	-0.00307 (-0.03)	0.00325 -0.49
	P5	-0.000729 (-0.07)	-0.00307 (-0.35)	0.00387 -0.47	0.0939 -0.49	-0.145 (-1.65)	-0.0170* (-2.09)
	Estratégia	-0.002 (-0.17)	0.00161 -0.18	-0.00164 (-0.16)	-0.171 (-1.48)	0.142* -2.38	0.0202* -2.04
	n	115	89	125	10	10	103
Grandes com <i>rating</i>	P1	-0.00975* (-2.24)	-0.00601* (-2.57)	-0.00192 (-0.60)	0.0276 -0.77	-0.0214 (-0.43)	0.00383 -1.2
	P5	-0.00161 (-0.53)	-0.00436 (-1.51)	-0.00335 (-0.90)	0.0129 -0.3	-0.048 (-0.93)	-0.0101** (-3.24)
	Estratégia	0.00813 -1.64	0.00165 -0.52	0.00143 -0.46	0.0146 -0.49	0.0266 -1.02	0.0139** -3.2
	n	137	125	142	12	11	131
Pequenas com <i>rating</i>	P1	-0.0220** (-2.88)	-0.0201*** (-3.62)	-0.0171 (-1.47)	-0.152 (-1.17)	-0.295 (-2.69)	-0.013 (-1.10)
	P5	-0.0302*** (-3.50)	-0.0412*** (-4.84)	-0.0265** (-3.29)	-0.208 (-1.25)	-0.243** (-6.60)	-0.0300** (-3.14)
	Estratégia	-0.00817 (-0.94)	-0.0211* (-2.59)	0.00943 -0.84	0.0558 -0.63	-0.0527 (-0.61)	0.017 -1.12
	n	55	58	59	5	4	48

4.1.1 Efeito momento nos preços

Jegadeesh e Titman (1993) documentam o efeito de momento no mercado americano, no curto prazo (de três a 12 meses). Os retornos de todas as estratégias (retorno da carteira ganhadora menos retorno da carteira perdedora) são positivos e estatisticamente significantes, exceto uma (p. 69-70).

A estratégia de nosso interesse é a que usou seis meses de retorno acumulado no período de formação e seis meses de retorno acumulado no período de teste da carteira (estratégia 6/6), com um intervalo entre os dois períodos. Os autores usam intervalos de um semana entre o período de formação e período de teste. Segundo construção de Avramov *et al* (2013), nós usamos um mês como intervalo entre os períodos.

A estratégia 6/6 com intervalo produziu resultado estatisticamente significativo de 1,1% a.m. e em geral, todas as estratégias com seis meses no período de formação produziram retornos de aproximadamente 1% a.m. independente do período de teste usado.

Já no mercado brasileiro, Bonomo e Dall'Agnol (2003) não encontraram evidência do efeito de momento no período estudado de 1986 a 2000. Mesmo para períodos mais curtos, tais como os documentados por Jegadeesh e Titman (1993), não foi encontrada evidência do efeito de momento no mercado brasileiro.

Em Kimura (2003), observa-se para um período de 24 semanas (equivalente a seis meses) evidência de retornos positivos com significância estatística, indicando a presença do efeito de momento. Porém, é difícil usar estes resultados comparativamente dado o pequeno número de ativos em cada carteira, que tinham de um a cinco ativos.

Diferentemente, do resultado de Avramov *et al* (2013) e mais, em linha com o trabalho de Bonomo e Dall'Agnol (2003) em nossa amostra, a estratégia de momento não mostra evidência desta anomalia no mercado brasileiro já que nenhum dos resultados foi estatisticamente significativo. Isto já era esperado, pois temos um mercado acionário diferente do mercado acionário americano. Como podemos ver pela Tabela 3, algumas carteiras, isoladamente, tiveram um desempenho significativo, porém negativo, que varia de -0,93% a.m. (-10,62% a.a.) para a amostra de todas as empresas na carteira P1 (carteira de empresas

de menor retorno) a -3,02% a.m. (-30,8% a.a.) para a carteira P5 (carteira de empresas de maior retorno) na amostra das menores empresas com classificação de risco, mostrando uma contradição que é a carteira que supostamente deveria ter o maior retorno, tem o menor retorno de todos, quando condicionada pelo retorno passado dos últimos seis meses.

A carteira P1, carteira das empresas de menor retorno, ou seja, carteira que nesta estratégia será vendida a descoberto, tem retorno negativo e significativo em quatro das seis amostras testadas, mais uma evidência contrária a estratégia de momento.

Outra evidência interessante, é de que para a amostra com todas as empresas, não houve nenhuma significância estatística para carteira P1, P5 ou estratégia, porém, ao reduzir a amostra para empresas com *rating*, tivemos alguns resultados mais significantes. Este padrão se reproduzirá em outras anomalias (comentadas abaixo) e isto pode sugerir um poder explicativo maior, quando temos um grupo específico, tal qual o grupo de empresas com classificação de crédito.

4.1.2 Índice de surpresa nos lucros (*earnings momentum*)

Em Avramov *et al* (2013) vemos alguma significância estatística para as estratégia de momento nos lucros que nos sugere que, comprar ações de empresas com maior surpresa positiva nos lucros (carteira P5) e vender ações das empresas com menor variação nos lucros (carteira P1) seria uma estratégia lucrativa. Mesmo assim, a evidência de uma estratégia positiva e significativa se restringe a três subgrupos: todas as empresas com *rating*, as empresas pequenas com *rating* e as empresas de mais baixo *rating*.

Nesta anomalia, primeiramente, tivemos resultados negativos e significantes para a carteira P1, carteira das empresas de menor surpresa nos lucros, ou seja, a carteira que será vendida a descoberto, tem retorno negativo e significativo em quatro das seis amostras testadas, todas as quatro são subgrupos de empresas com classificação de crédito.

Porém, uma dessas carteiras P1 de significância estatística foi para a amostra de empresas de pequeno porte e com *rating* e para este grupo a estratégia com a variável SUE também foi significativa estatisticamente e negativa, de magnitude de 2,1% a.m. (22,6% a.a.) (Tabela 3).

Esta evidência nos diz que, mesmo com retornos ajustados pelo risco, condicionando pela surpresa nos lucros, os retornos das empresas com *rating* de pequeno porte ainda teriam algo a ser explicado. Porém, oposto aos resultados americanos, a estratégia de surpresa nos lucros não estaria condicionada a uma reação positiva pelo mercado brasileiro. Este resultado nos indicaria o oposto da estratégia testada. Lembrando que a estratégia testada é comprar a carteira ganhadora P5, a carteira de maior SUE, e vender a carteira perdedora P1, carteira de menor SUE. Como o resultado da estratégia foi negativo, este nos indica uma preferência do investidor a comprar ações de empresas com menor variação nos lucros e vender ações das empresas com maior variação nos lucros. Poderia ser um indício de que o investidor acredita que a empresa que está entregando os maiores lucros já está supervalorizada, ou seja, um indício da presença da estratégia contrária no mercado acionário brasileiro.

Igualmente ao que vimos no efeito de momento, aqui também a amostra com todas as empresas não teve nenhuma significância estatística para carteira P1, P5 ou estratégia, porém, ao reduzir a amostra para somente empresas com *rating* de crédito, tivemos alguns resultados mais significantes. Isto pode sugerir um poder explicativo maior, quando temos um grupo mais homogêneo, como é o caso do grupo de empresas com classificação de crédito.

4.1.3 Volatilidade idiossincrática

Enquanto a teoria clássica de finança dita que maior volatilidade significa maior risco e o investidor deveria ser compensado por reter mais risco, recebendo um prêmio maior, o resultado aqui é bem oposto. Ang *et al* (2006) identificam uma relação empírica significativa e negativa entre a volatilidade idiossincrática (VI) e o retorno das ações, ou seja, mais volatilidade significaria menor retorno esperado.

Opostamente, em Avramov *et al* (2013), para a anomalia de VI, tem-se alguns resultados positivos e significantes e são estes para as amostras: i) de todas as empresas com classificação de crédito, ii) pequenas empresas com classificação de crédito e, iii) empresas de mais baixa classificação de crédito.

Lembrando que nossa estratégia dita comprar a carteira P1 de ações de menor volatilidade e vender a carteira P5 de ações de maior volatilidade. Para esta estratégia, não identificamos

nenhum padrão de resultado a ser analisado. Duas carteiras P5 tiveram resultados estatisticamente significantes (Tabela 3), porém um foi negativo e outro positivo, demonstrando que provavelmente este foi um resultado espúrio.

Talvez haja uma fragilidade no cálculo da nossa variável de VI, dado que esta foi calculada em relação ao índice Bovespa, o qual tem um peso muito grande de empresas de grande porte, tornando este, um índice pouco representativo do mercado em geral.

4.1.4 Crescimento do ativo

Conforme explicado anteriormente, a anomalia que buscamos testar aqui é condicionada pela variável percentual do crescimento do ativo. Esta estratégia envolve comprar a carteira de menor crescimento em ativos, a carteira P1, e vender a carteira de maior crescimento em ativos, a carteira P5.

Em Avramov *et al* (2013), os autores acharam evidência da presença desta anomalia, com a estratégia citada acima, trazendo retornos positivos e significantes na amostra geral de todas as empresas e nas subamostras de pequenas e grandes empresas e na subamostra de empresas de pior classificação de crédito.

Não achamos evidência do efeito desta anomalia na amostra testada. Nenhum dos resultados tem significância estatística e os resultados se misturam entre positivos e negativos, não permitindo nenhuma inferência.

4.1.5 Investimento em capital

Em Avramov *et al* (2013), os autores encontram uma significância estatística positiva do efeito da variável percentual de investimento em capital no retorno esperado. Mais uma vez, a força da anomalia recai sobre o conjunto de todas as empresas da amostra e nas subamostras de pequenas empresas e de empresas de pior classificação de crédito.

Nossa evidência não é tão marcante como a apresentada no mercado acionário americano, mas há indício da presença desta anomalia quando analisamos o grupo de empresas de pior

rating. A estratégia de comprar a carteira de menor crescimento em ativos (P1), vender a carteira de maior crescimento (P5) foi positiva e significativa a 5% com retornos anormais de 14,2% a.m. (Tabela 3). Até agora, este foi o único resultado significativo para o grupo de empresas de pior *rating* e ele nos dá indício daquilo que esperávamos intuitivamente ver, empresas de baixo *rating* com retornos anormais não explicados.

Recordando o argumento de Cooper, Gulen e Schill (2008) de que há uma expectativa de que o mercado reaja a movimentos de expansão ou contração nas empresas, decidindo assim investir ou desinvestir, de acordo com sua avaliação destes investimentos. Em empresas de baixa classificação de crédito, um novo investimento pode ser visto como arriscado, dado que suas condições de financiamento do investimento dependem desta avaliação de crédito e se o credor tiver receio de emprestar, o investimento ficará mais caro para a empresa.

4.1.6 Efeito contrário

Incluimos esta anomalia ao trabalho, dado seu histórico de ocorrência no mercado brasileiro. Como explicado anteriormente temos evidência da presença do efeito contrário no mercado nacional em trabalhos como o de Costa Jr. (1994) e Bonomo e Dall'Agnol (2003).

De Bondt e Thaler (1985) documentam o efeito contrário no mercado americano, ou seja, apresentam evidência de retornos positivos acumulados em excesso para a diferença entre uma carteira perdedora e uma carteira ganhadora. Eles concluem que depois de ajustado pelo risco, ações perdedoras, ou seja, aquelas com menor retorno passado, superam as ações ganhadoras no longo prazo. Neste estudo, uma estratégia de longo prazo de 3/3 anos atinge 24,6% no período, estatisticamente significativa. Estratégias em períodos menores também têm significância estatística. Por exemplo a estratégia 1/1 ano atinge 4,2% no período, também estatisticamente significativa (p. 799-801).

Como já mencionado, o trabalho de Costa Jr. (1994) verifica com significância estatística que o efeito contrário existe no mercado brasileiro no período de 1970 a 1989. Para estratégias que usaram de seis a 24 meses no período de formação e 24 meses no período de teste, o autor achou evidência de retorno anormal em excesso, usando o modelo de ajuste pelo risco do CAPM. A diferença entre as carteiras perdedoras e as carteiras ganhadoras foi, em média,

de 26% a 38% em retorno médio acumulado ajustado pelo risco (ACAR), com significância estatística (p. 638-639).

Mais particularmente, vale ressaltar a estratégia de 6/24 meses e 12/24 meses, pois mais se assemelham aos períodos de formação e teste usados neste trabalho. Para a estratégia de 6/24 meses, Costa Jr. (1994) obteve ACAR de 10,81%, porém sem significância estatística. E a estratégia 12/24 meses teve um ACAR de 25,69%, com significância estatística.

Similarmente ao histórico apresentado para o mercado brasileiro, a estratégia contrária foi a estratégia de maior impacto nos resultados da nossa pesquisa, com todas as subamostras apresentando alguma forma de resultado estatisticamente significante e quatro das seis estratégias foram estatisticamente significantes e positivas, revelando indício da presença do efeito contrário nos resultados. Os retornos médios acumulados em excesso variaram de 1,39% a.m. (18,02% a.a.) a 2,20% a.m. (29,84% a.a.) (Tabela 3).

Especificamente, vale ressaltar que para a amostra total, todas as empresas com e sem *rating*, evidenciamos no resultado da estratégia o maior retorno acumulado em excesso, com 2,20% a.m. (29,84% a.a.), com significância estatística a 0,1%. Quando reduzimos a nossa amostra de teste para a amostra de interesse específico, somente empresas com algum *rating* de crédito, vemos uma redução do retorno em excesso no resultado da estratégia, para 1,40% a.m. (18,16% a.a.), também com significância a 0,1%. Porém, esta redução faz sentido, já que quando reduzimos a amostra para aquelas que têm alguma classificação de risco emitida pelas grandes agências, fazemos um filtro que de certa forma elimina empresas menos seguidas, menos proeminentes, e possivelmente, de maior risco no mercado em geral. Ou seja, nas duas amostras, identificamos algum retorno em excesso, ainda não explicado pelo ajuste de tamanho e índice livro-preço, porém este risco não explicado, é menor para a amostra de empresas com classificação de crédito.

O próximo corte é de grande interesse para o nosso trabalho. Como dividimos nossa amostra de todas as empresas com *rating* em tercils do melhor *rating* para o pior *rating*, e analisamos os dois grupos extremos, de melhor e pior classificação, é nesse corte que podemos ver alguma evidência do efeito da dificuldade financeira presente intrinsecamente na avaliação de crédito das empresas que ficaram no tercil de pior classificação.

Os dados nos mostram que o resultado da estratégia contrária para empresas do tercil de melhor *rating* não foi significativo estatisticamente, ou seja, sendo equivalente a zero. E para empresas do tercil de pior *rating* foi de 2,02% a.m. (27,12% a.a.), com significância estatística a 5%. Isto nos dá alguma evidência de que a deterioração de crédito poderia sim ter um impacto no prêmio pelo risco exigido pelos investidores, visto aqui pelo retorno anormal observado nesta amostra e não na amostra de melhor *rating*.

Outro corte de interesse é a subdivisão das empresas com *rating* entre pequenas e grandes empresas, porém, nestes grupos, o resultado é menos claro. A estratégia aplicada às empresas de pequeno porte não teve significância estatística e a estratégia aplicada às empresas de grande porte teve significância estatística.

Lembrando que a estratégia contrária, opostamente ao efeito de momento, envolve comprar a carteira perdedora, ou seja a carteira de menor retorno, P1, e vender a carteira ganhadora, carteira de maior retorno, P5. Nesta anomalia, todas as carteiras P5, carteira a ser vendida a descoberto, apresentaram retornos negativos, estatisticamente significantes, que variaram de 0,92% a.m. (10,48% a.a.) para amostra geral a 3,00% a.m. (30,62% a.a.) para empresas pequenas com *rating*. Este resultado faz sentido, pois a carteira de venda a descoberto é a carteira que esperamos o retorno negativo e por isso a estratégia prevê sua venda a descoberto para gerar o caixa para a operação. Mais importante ainda, é que em Avramov *et al* (2013, p. 147) vemos também uma forte tendência à grande parte dos resultados das operações advirem das vendas a descoberto.

Ainda observando as carteiras de venda a descoberto, podemos ressaltar mais duas diferenças de interesse na pesquisa que reforçam a diferença entre empresas de melhor e pior classificação de crédito e diferenças entre empresa de grande e pequeno porte. Para as empresas de melhor *rating*, a carteira P5 apresenta um retorno anormal negativo de 1,28% a.m. (14,32% a.a.) e para as empresas de pior *rating*, o retorno anormal negativo pula para 1,70% a.m. (18,60% a.a.), ambos significantes a 5%. Olhando para este resultado, temos mais uma evidência de que as empresas com pior *rating* estariam pagando um maior prêmio pelo risco de deterioração financeira.

Por estes resultados, há evidência de que as empresas com melhor situação financeira (medida pela classificação de risco de crédito) teriam um retorno em excesso menor do que

as empresas com possível deterioração da qualidade de crédito. Porém, como usamos retornos ajustados pelo risco por tamanho e índice de livro-preço, não deveria haver qualquer retorno em excesso evidenciado aqui. A explicação que nos fica é que o efeito contrário realmente capta uma anomalia de mercado que não está sendo precificada por este modelo.

4.1.7 Teste de robustez o efeito contrário x efeito momento

Como há uma grande sensibilidade do efeito contrário e do efeito momento quanto ao período de formação usado na estratégia, resolvemos testar algumas das estratégias mais comuns em trabalhos recentes.

Como explicado anteriormente, a diferença entre o efeito contrário e o efeito momento está na definição da estratégia, onde o efeito contrário consiste em comprar a carteira perdedora e vender a carteira ganhadora, acreditando-se numa reversão dos movimentos. O efeito momento consiste na estratégia oposta, comprar a carteira ganhadora e vender a carteira perdedora, apostando-se numa continuidade do movimento, ações que estão ganhando continuariam a ganhar. Por isso, na ordenação de carteiras, a estratégia é determinada por P1-P5, para efeito contrário, ou P5-P1, para efeito momento.

Em trabalhos iniciais como De Bondt e Thaler (1985), verificava-se a estratégia contrária em períodos mais longos como de um a três anos, e, a estratégia de momento era evidenciada em períodos mais curtos como em Jagadeesh e Titman (1993). Em seguida, Bonomo e Dall'Agnol (2003) mostraram presença do efeito contrário no Brasil para períodos de três a 12 meses e nenhum sinal do efeito de momento neste período, contrariando os resultados do mercado acionário americano.

Para garantir a consistência do nosso estudo com o comportamento esperado no mercado acionário brasileiro, testamos quatro cenários de tempos para verificar se a estratégia de momento estaria presente em algum dos intervalos esperados. Estes resultados são apresentados na Tabela 4 abaixo.

Tabela 4 – Tabela de resultados de ordenações de carteira para efeito contrário
(As estatísticas t são dadas em parênteses com: *p<0,05, **p<0,01, *p<0,001.)**

Amostra	Carteira	3x3	6x6	6x3	12x12
Todas as empresas	P1	0.0045 (-1.52)	-0.0012 (-0.37)	-0.0007 (-0.21)	0.0128*** (-4.3)
	P5	-0.00199 (-0.64)	-0.00038 (-0.13)	-0.00039 (-0.13)	-0.00918*** (-3.74)
	Estratégia	0.0065 (-1.79)	-0.0008 (-0.25)	-0.0003 (-0.09)	0.0220*** (-6.83)
	n	140	137	137	131

Para diferenciar se há presença do efeito contrário ou do efeito de momento, olhamos para a carteira P1, carteira das empresas com menor retorno passado acumulado no período de formação. Se o retorno desta carteira é positivo, temos indício do efeito contrário. Ou seja, a carteira das ações perdedoras estão gerando maior retorno futuro, há uma reversão nos retornos. Como podemos ver pela tabela 4, para a estratégia 3/3 e 12/12, os retornos são positivos, indicando presença do efeito contrário. E para a estratégia 6/6 e 6/3, temos indício do efeito de momento. Porém, somente temos significância estatística do efeito contrário, e esta é exclusiva à estratégia 12/12 meses. Não há significância estatística em nenhuma das outras estratégias testadas, ou seja, não há presença de efeito momento ou efeito contrário evidenciado por esta ordenação em nenhum dos outros períodos.

4.2 Resultados das regressões *cross section* individuais de cada anomalia

4.2.1 Regressões sem divisão por carteiras

Conforme explicada na seção 3 sobre a metodologia, é esperado que as regressões *cross section* venham a validar o resultado encontrado nas ordenações de carteiras. Nem sempre foi isso que encontramos. Alguns dos resultados apresentados a seguir são conflitantes com aqueles obtidos nas ordenações de carteira, principalmente, onde há evidência de que a venda a descoberto está gerando o retorno da estratégia. Nas ordenações de carteiras, vemos este

efeito quando a carteira de venda a descoberto tem resultado positivo e estatisticamente significativo. O resultado de uma regressão *cross section*, se significativo, representa uma evidência de que a variável independente —no caso, as anomalias testadas—ajuda a explicar o retorno passado. Vamos discutir estes resultados, apresentados na Tabela 5 a seguir.

Tabela 5 – Regressões *cross section* univariadas de cada anomalia individualmente
 (As estatísticas t são dadas em parênteses com: *p<0,05, **p<0,01, ***p<0,001.)

	Momento	SUE	VI	Crescimento	Investimentos	Contrária
<i>Especificação 1: todas as empresas</i>						
beta	0.0004	0.0020***	-0.0080	-0.0042	0.0062	0.0018
<i>t-test</i>	0.07	4.04	-0.08	-1.03	0.89	0.47
constante	0.0003	-0.0002	0.0319	0.0014	0.0034	0.0008
<i>t-test</i>	0.09	-0.07	1.07	0.48	1.25	0.25
N	26427	21892	27829	22442	21199	24603
<i>Especificação 2: empresas com rating</i>						
beta	-0.00004	0.0021***	-0.0295	-0.0015	0.0044	0.0017
<i>t-test</i>	-0.01	4.1	-0.26	-0.4	0.6	0.45
d_rating	-0.010***	-0.0071*	-0.0560	-0.0084**	-0.009**	-0.0073*
<i>t-test</i>	-2.91	-2.07	-1.32	-2.72	-2.71	-2.13
constante	0.0032	0.0023	0.0504	0.0035	0.0057	0.0030
<i>t-test</i>	0.75	0.57	1.14	1.03	1.77	0.81
N	26427	21892	27829	22442	21199	24603
<i>Especificação 3: empresas com melhor rating</i>						
beta	0.0272*	0.0033**	-0.1700	-0.0092	0.0054	0.0106
<i>t-test</i>	2.50	3.10	-1.15	-1.17	1.05	1.50
d_melhor_rating	-0.0005	-0.0018	-0.0011	-0.0038	-0.0032	-0.0014
<i>t-test</i>	-0.14	-0.41	-0.31	-0.88	-0.74	-0.36
constante	-0.0034	-0.0043	-0.0054	-0.0009	-0.0006	-0.0025
<i>t-test</i>	-0.85	-0.95	-1.36	-0.22	-0.14	-0.66
N	8111	7579	8520	6984	6736	7571

	Momento	SUE	VI	Crescimento	Investimentos	Contrária
<i>Especificação 4: empresas com pior rating</i>						
beta	0.0235*	0.0031**	-0.1463	-0.0109	0.0092	0.0082
<i>t-test</i>	2.20	2.95	-1.19	-1.40	1.49	1.22
d_pior_rating	0.0050	0.0050	0.0059	0.0100	0.0118	0.0037
<i>t-test</i>	0.80	0.68	0.96	1.22	1.45	0.60
constante	-0.0048*	-0.0068**	-0.0072**	-0.0045	-0.0040*	-0.0040
<i>t-test</i>	-2.08	-2.65	-2.66	-1.84	-2.04	-1.92
N	8111	7579	8520	6984	6736	7571

<i>Especificação 5: todas as empresas antes/pós crise 2008</i>						
beta	-0.00002	-0.00001	0.00000	0.00000	0.00003	-0.00006
<i>t-test</i>	-0.2	-1.79	-0.05	-0.85	0.94	-0.88
d_rating	-0.0169***	-0.0163***	-0.1122	-0.0157***	-0.0162***	-0.0142***
<i>t-test</i>	-4.35	-4.15	-1.18	-4.2	-4.27	-3.77
d_crise	-0.0185***	-0.0199***	-0.1126	-0.0163***	-0.0168***	-0.0173***
<i>t-test</i>	-6.43	-6.68	-1.57	-6.11	-6.12	-6.31
d_rating*crise	0.0166**	0.0179***	0.1117	0.0162**	0.0157**	0.0139**
<i>t-test</i>	3.17	3.55	0.86	3.33	3.19	2.79
constante	0.0125***	0.0123***	0.1067*	0.0115***	0.0129***	0.0119***
<i>t-test</i>	6.04	5.2	2.1	5.77	6.27	5.95
N	26427	21892	27829	22442	21199	24603

Dada as características das empresas da amostra e a força esperada que o lado das vendas a descoberto exerça sobre a estratégia *long/short*, efeito evidenciado em Avramov *et al* (2013) e também nos resultados das ordenações de carteiras, o resultado mais expressivo das regressões, e o qual contribui para nossa investigação das empresas com/sem dificuldade financeira, foi obtido com a especificação dois. Nesta especificação, usamos uma variável *dummy* para empresas que possuem alguma classificação de crédito, esperando captar alguma diferença entre o retorno esperado das empresas com classificação e o retorno das empresas

em geral. E o resultado que encontramos é que cinco das seis anomalias têm *dummies* estatisticamente significantes e negativas. Conforme explicado anteriormente, uma significância da variável *dummy* representa que as empresas com *rating* de crédito teriam uma diferença de intercepto, neste caso, intercepto menor para as empresas com classificação de crédito em relação às empresas em geral. Em teoria, isto faz sentido pois o grupo de empresas com *rating* de crédito ainda é um grupo relativamente pequeno (aproximadamente 25% do total de empresas) e as empresas deste grupo em geral são empresas de maior porte e por consequência empresas de maior evidência no mercado.

Podemos ver a distribuição das empresas com *rating* na Tabela 6 abaixo: 88% das observações vêm de empresas de grande porte, representadas pela letra B, e o valor de mercado médio deste grupo é 38 vezes maior do que o valor de mercado médio do grupo de empresas de pequeno porte. Sendo assim, como para empresas deste porte é esperado um menor risco, indicativo de menor prêmio pelo risco, a *dummy* negativa faria sentido.

Tabela 6 – Divisão por tamanho das empresas com classificação de risco
(As estatísticas t são dadas em parênteses com: *p<0,05, **p<0,01, ***p<0,001.)

Tamanho	No. obs.	% das obs.	Valor de mercado (médio)	Valor de mercado (mín.)	Valor de mercado (máx.)
B	6729	88%	19,520,000,000	122,800,000	429,900,000,000
S	932	12%	513,300,000	22,372,300	1,210,000,000
Total	7661				

Analisando individualmente cada anomalia no universo de todas as empresas, as regressões validam os resultados das ordenações para as anomalias de momento, volatilidade idiossincrática, crescimento nos ativos e investimentos em capital, apresentando resultados que não são estatisticamente diferentes de zero. Porém, as regressões contrariam aqueles resultados no que diz respeito às anomalias de surpresa nos lucros e da estratégia contrária.

A anomalia de surpresa nos lucros apresenta resultado estatisticamente significativo e positivo. E a anomalia contrária, que usa o retorno dos últimos 12 meses, não apresentou significância estatística, contrariando o resultado anterior. Porém, lembramos que nas regressões não temos o impacto das vendas a descoberto, o qual teve também significância estatística nas ordenações de carteiras contribuindo para o resultado positivo e significativo da estratégia por aquele método.

Validando mais uma vez os resultados das ordenações, para a anomalia de surpresa nos lucros onde a carteira P1 de compra teve significância estatística para as empresas de melhor *rating*, nas regressões temos também, para a amostra de empresas com melhor *rating*, um resultado positivo e estatisticamente significativo a 1%.

Para os testes das anomalias de volatilidade idiossincrática, percentual de crescimento do ativo e investimento de capital, igualmente ao resultado das ordenações, não houve nenhuma especificação com significância estatística para estas variáveis. Levando a uma evidência de que talvez estas anomalias não estejam presentes no mercado acionário brasileiro, diferentemente do cenário apresentado para o mercado norte-americano.

Na regressão do retorno dos últimos 12 meses como variável independente aparece a primeira incongruência. Contrário ao que se obteve nas ordenações de carteiras para esta construção, nenhuma das especificações foi estatisticamente significativa. Porém, com uma reflexão maior, vimos dos resultados das ordenações, que parte da força dos resultados positivos da estratégia contrária advinha da venda a descoberto, representada pela venda da carteira P5. E este efeito não é captado nas regressões.

O alfa ou constante da regressão, se significativa, representa um retorno em excesso que não foi explicado pelas variáveis explicativas. Outro ponto interessante de observação, é que nenhuma das constantes teve significância estatística, exceto quando testada a especificação quatro, aquela com uma variável *dummy* para empresas de pior classificação de crédito. Neste caso, as constantes de todas as anomalias foram significantes e negativas, indicando presença de retorno em excesso ainda não explicado nos retornos das empresas de pior *rating*.

A especificação cinco da Tabela 5 acima, conforme explicado na seção 3.4.2, visa captar alguma diferença entre retornos esperados antes e depois da crise de 2008. O resultado é bastante consistente, onde temos o coeficiente de interesse, denominado δ_2 (delta 2), que é o coeficiente da variável de interação entre a *dummy* da crise e a *dummy* de *rating*, estatisticamente significativa para todas as anomalias, exceto uma. Pelo procedimento usado, diferença-em-diferenças, isto indica a presença de um efeito positivo e significativo no retorno das empresas com *rating*, após a crise, ou seja, temos um indício de que após a crise os retornos não explicados para estas empresas seria maior do que antes da crise.

4.2.2 Regressões com a amostra dividida em carteiras

Dado evidências em Avramov *et al* (2013) sobre a força da carteira de venda a descoberto, alguma evidência captada nos nossos resultados das ordenações de carteiras também em relação a significância das carteiras de venda a descoberto e os resultado das regressões acima, decidimos testar uma outra construção para o teste por meio de regressões *cross section*.

Para testar se há diferença entre os resultados das carteiras de compra e de venda a descoberto, ao invés de fazer a regressão com todas as empresas, como é feito em Avramov *et al* (2013) e na seção 4.2.1 acima, vamos testar também as anomalias em regressões separadas por carteiras, similarmente ao que foi feito em Bonomo e Dall’Agnol (2003).

Primeiramente, ordenamos as empresas de forma crescente pela anomalia estudada e dividimos a base em quintis, do menor ao maior quintil da anomalia em questão, similarmente ao que foi feito na ordenação de carteiras, seção 4.1 acima. Para aproximar o resultado ainda mais do que é feito nas ordenações de carteiras, e do que é feito em Bonomo e Dall’Agnol (2003), para testar as anomalias de momento e do efeito contrário, ambas as variáveis dependente e independente serão calculadas de acordo com o período de teste e formação usados para a anomalia na ordenação de carteira. (Diferente do que é feito em Avramov *et al* (2013), onde a variável dependente é o retorno mensal independente da anomalia usada na regressão.) Exemplificando, para a anomalia de momento, de acordo com o que foi apresentado na seção 3.4 acima, a estratégia é feita com período de formação de seis meses e período de teste de seis meses. Sendo assim, a regressão aqui foi feita com a variável dependente sendo o retorno passado acumulado de seis meses e a variável independente, o retorno acumulado dos próximos seis meses, simulando exatamente o período de formação e período de teste usados na ordenação de carteiras. O mesmo é feito para o efeito contrário, para o qual o período de formação e o período de teste são de 12 meses cada.

O resultado obtido por esta construção, apresentado na Tabela 7, está mais em linha com o resultado obtido nas ordenações de carteira. E isto é o desejável, que um resultado corrobore

com o outro, indicando que talvez esta construção seja uma melhor aproximação do resultado das ordenações de carteiras.

Tabela 7 – Regressões *cross section* univariadas para cada anomalia por carteiras P1 e P5
(As estatísticas t são dadas em parênteses com: *p<0,05, **p<0,01, ***p<0,001.)

	Momento	SUE	VI	Crescimento	Investimento s	Contrária
<i>Carteira P1: todas as empresas</i>						
beta	0.116**	0.002	-0.489	-0.072	0.000	0.100**
<i>t-test</i>	3.35	0.94	-1.92	-1.88	-0.01	3.39
constante	-0.323***	-0.005	-0.007**	-0.007	-0.002	-0.443***
<i>t-test</i>	-28.12	-1.14	-3.23	-1.06	-0.27	-27.36
N	3586	4508	5518	2430	2348	2374
<i>R</i> ²	6%	3%	6%	12%	8%	6%
<i>Carteira P1: empresas com rating</i>						
beta	0.112**	0.001	-0.459	-0.071	-0.002	0.087**
<i>t-test</i>	2.91	0.64	-1.8	-1.85	-0.09	2.66
d_rating	0.023**	-0.004	0.001	0.002	-0.012*	0.021
<i>t-test</i>	2.96	-0.72	0.76	0.39	-2.29	1.73
constante	-0.331***	-0.006	-0.007**	-0.007	0.001	-0.453***
<i>t-test</i>	-25.90	-1.08	-3.55	-0.92	0.18	-25.27
N	3586	4508	5518	2430	2348	2374
<i>R</i> ²	11%	7%	10%	16%	14%	12%

	Momento	SUE	VI	Crescimento	Investimentos	Contrária
<i>Carteira P5: todas as empresas</i>						
beta	0.174***	-0.004	0.059	---	---	-0.001
<i>t-test</i>	4.03	-1.65	0.97	---	---	-0.01
constante	0.447***	0.022*	0.040**	---	---	0.749***
<i>t-test</i>	12.19	2.13	3.55	---	---	10.42
N	3431	4410	5280	---	---	2170
R^2	10%	4%	11%	---	---	8%

Carteira P5: empresas com rating

beta	0.160**	-0.004	0.059	---	---	-0.033
<i>t-test</i>	3.52	-1.58	0.99	---	---	-0.23
d_rating	-0.132**	-0.017**	-0.005	---	---	-0.244**
<i>t-test</i>	-3.27	-2.99	-0.47	---	---	-3.26
constante	0.481***	0.029*	0.041***	---	---	0.803***
<i>t-test</i>	11.42	2.53	3.59	---	---	10.59
N	3431	4410	5280	---	---	2170
R^2	14%	8%	13%	---	---	12%

Inicialmente, ressaltamos os resultados da estratégia contrária. Para a carteira P1, a carteira de menor retorno nos últimos 12 meses, tem um coeficiente de 10% a.a. com significância estatística a 1% para a base com todas as empresas. Esta significância do coeficiente de retorno permanece na especificação com a *dummy* para empresas com *rating* de crédito, porém a *dummy* não é significativa, sugerindo aqui nenhuma evidência de que o retorno esperado dos próximos 12 meses dado pelo retorno acumulado dos últimos 12 meses tenha alguma diferença entre as empresas com e sem *rating* de crédito. Também temos, consistente com os resultados das regressões anteriores, que as constantes permanecem significantes e negativas.

Ainda analisando a anomalia do efeito contrário, vemos agora que a carteira P5, carteira de maior retorno nos últimos 12 meses e carteira que estaríamos vendendo a descoberto, de acordo com a estratégia *long/short* adotada, não possui, para nossa base, significância estatística para o coeficiente de retorno dos próximos 12 meses. Sendo este um resultando

conflitante com a ordenação de carteiras, porém indicativo da força que a estratégia contrária teria no mercado acionário local, advinda puramente da compra das ações de baixo retorno passado, e fortalecendo a ideia de reversão futura.

Um outro ponto interessante a observar para este teste da anomalia contrária, é que na especificação com *dummy* para empresas de *rating*, para a carteira de maior retorno passado, há significância estatística para a *dummy*, demonstrando uma diferença estatística entre o retorno esperado das empresas em geral e o retorno esperado das empresas com classificação de crédito. Este ponto corrobora com o que vimos nas regressões sem ordenação, apontando para presença de diferença estatística nos retornos das empresas com classificação de crédito.

Novamente, corroborando com o resultado anterior, esta *dummy* de *rating* é negativa. Para reforçar o que foi explicado anteriormente, vamos ver a estatística descritiva das empresas da carteira P5 especificamente, pela Tabela 8 abaixo.

Tabela 8 – Divisão de empresas por tamanho – Empresas da carteira P5, empresas de maior retorno passado nos últimos 12 meses

Tamanho	No. obs.	% das empresas	Valor de mercado (médio)	Valor de mercado (mín.)	Valor de mercado (máx.)
B	1236	57%	5,574,000,000	134,100,000	200,600,000,000
S	934	43%	161,100,000	41,500	1,015,000,000
Total	2170				

Pelos dados da tabela acima, podemos ver que quando criamos a carteira P5 de empresas com maior retorno acumulado passado, neste caso retorno dos últimos 12 meses, podemos perceber a dominância na amostra por empresas de grande porte, em quantidade de observações e valor médio de mercado. (Critério de divisão de tamanho explicado na seção 3.2.) Representado pela letra B, as empresas de grande porte compreendem 57% da amostra, e o seu valor de mercado médio, R\$5,57 bilhões, é aproximadamente 34 vezes maior do que o valor médio do grupo de empresas de pequeno porte, R\$161 milhões.

Buscando mais esclarecimento, podemos ver também, a composição da carteira P5 quando a amostra é segregada apenas às empresas com alguma classificação de *rating*. Este resultado pode ser visto na Tabela 9 abaixo.

Tabela 9 – Divisão das empresas da carteira P5 por tamanho – Amostra com apenas empresas com classificação de crédito

Tamanho	No. obs.	% das empresas	Valor de mercado (médio)	Valor de mercado (mín.)	Valor de mercado (máx.)
B	1127	93%	10,130,000,000	134,100,000	224,000,000,000
S	91	7%	487,700,000	34,822,500	1,204,000,000
Total	1218				

Como vemos nos dados da Tabela 9, a amostra torna-se predominantemente de empresas de grande porte, com 93% das observações advindas de empresas grandes. Porém, com a característica comum de ter uma classificação de crédito, a amostra se torna menos diversa, e o valor de mercado médio das empresas grandes cai para 20 vezes maior do que aquele de empresas de menor porte. Esse cenário reforça que faz sentido a *dummy* de *rating* ser negativa, dado que pela teoria financeira clássica, empresas de menor risco deveriam dar menor retorno, e o efeito tamanho nos diz que empresas de grande porte têm menor risco.

Voltando a análise da Tabela 7. Reforçando a evidência de um diferencial estatístico para empresas com alguma classificação de crédito, vemos que a *dummy* de *rating* é significativa e negativa em três das quatro anomalias apresentadas, quando segregamos a carteira P5, que é, em todos os casos, a carteira de maior quintil da anomalia em questão. Para momento, usamos o retorno acumulado de seis meses, então a carteira P5 é a carteira de maior retorno acumulado. Para SUE, usamos o índice de surpresa nos lucros, sendo assim a carteira P5 é a carteira de maior surpresa nos lucros, ou seja, lucro acima do esperado. Assim como foi identificado para a carteira P5 da anomalia de efeito contrário, para estas duas anomalias, a carteira P5 também é predominantemente de empresas de grande porte, justificando a presença das *dummies* de *rating* negativas.

Similarmente aos resultados da anomalia do efeito contrário, temos os resultados obtidos ao testar para o efeito de momento. Lembrando que as duas anomalias são calculadas da mesma forma, porém com períodos de teste e formação distintos, e o que sugere a presença de uma ou outra é apenas termos um retorno positivo advindo da carteira de maior ou menor retorno. Sendo assim, o resultado da Tabela 7, coluna Momento, reforça a presença do efeito contrário, dado que para a carteira P1, a carteira de menor retorno, temos um coeficiente positivo, indicando um retorno positivo advindo das empresas de menor retorno acumulado passado, ou seja, há uma reversão de retornos.

Este efeito de reversão é na magnitude de 11,6% a.s. (24,5% a.a.), com significância estatística a 1% para a amostra com todas as empresas. O esperado é que este resultado corroborasse com aquele das ordenações de carteiras, mais claramente, já que isolamos o efeito da carteira P1. Porém, isto não é o que ocorre. Este resultado não corrobora com aquele das ordenações de carteira, onde o resultado da carteira P1 para a amostra com todas as empresas não é estatisticamente diferente de zero.

Esta significância do coeficiente de retorno permanece na especificação com *dummy* para *rating* de crédito, e diferentemente do ocorrido com a carteira P1 do retorno de 12 meses, agora a *dummy* é também estatisticamente significativa, sugerindo aqui, evidência de que o retorno esperado dos próximos seis meses, dado pelo retorno acumulado dos últimos seis meses, tenha alguma diferença entre as empresas com e sem *rating* de crédito, efeito visto anteriormente somente para empresas da carteira P5, empresas de maior retorno. Também temos, consistente com os resultados das regressões anteriores, que as constantes permanecem significantes e negativas.

Continuando a análise para presença ou não do efeito momento, agora para a carteira P5, carteira das empresas de maior retorno passado acumulado dos últimos seis meses, temos um coeficiente positivo e significativo a 0,01%. Este resultado difere do que temos para as ordenações, e sendo um dos poucos a não corroborar a ideia de presença do efeito reversão, não iremos tentar fazer conclusões a cerca do mesmo, dado que pode ser apenas um resultado espúrio.

A anomalia de surpresa nos lucros (SUE) teve significância estatística persistente em todas as especificações das regressões sem ordenação (ver Tabela 5). Quando separamos a amostra em carteiras P1 e P5, sendo P1 a carteira de menor SUE e P5 a carteira de maior SUE, não vemos nenhuma indicação de um efeito significativo e persistente sobre os retornos nas carteiras extremas. Há uma significância na *dummy* de *rating* e constante para a carteira P5. Sobre a constante, comentaremos abaixo. Sobre a *dummy*, este poderia ser um indicativo de que empresas com classificação de crédito têm um retorno estatisticamente diferente das empresas em geral. Mas como esse efeito só aparece para a carteira P5, então este efeito não caracteriza uma evidência forte para se fazer conjecturas a respeito.

Corroborando com resultados anteriores, as carteiras P1 apresentam constantes negativas e significantes, consistentemente para ambas as especificações e para quase todas as anomalias. Opostamente, as carteiras P5 apresentam constantes positivas e significantes, consistentemente também, para ambas as especificações e para todas as anomalias (explicações já discutidas anteriormente).

Nesta construção com separação das carteiras P1 e P5, não foi possível rodar as regressões Fama-MacBeth para as anomalias de crescimento do ativo e investimentos em capital. Isto decorreu da falta de dados na base. Quando se reduziu a amostra somente para a carteira P5, a regressão não pôde ser rodada devido a excesso de períodos intercalados sem dados (*gaps*) na base.

4.3 Resultados das regressões *cross section* com todas as anomalias

Quando todas as anomalias são inseridas na mesma regressão *cross section* percebemos diferentes comportamentos, o que é esperado. Na regressão multivariada, algumas variáveis podem reter o poder explicativo e outras não. Vamos ver o resultado deste procedimento na Tabela 10 abaixo.

Na especificação 1, com todas as empresas, a única anomalia que tem significância estatística é a anomalia de surpresa nos lucros, corroborando com a regressão geral de todas as empresas sem divisão de carteiras (Tabela 5).

Quando introduzimos a variável *dummy* para empresas com *rating*, a mesma anomalia, surpresa nos lucros retém seu poder explicativo e a anomalia de investimos em capital passa a ser significativa. A variável *dummy* de *rating* é negativa e estatisticamente significativa, corroborando com o resultado das regressões univariadas e evidenciando a presença de uma diferença negativa no retorno das empresas com *rating*, efeito já discutido anteriormente.

Na subdivisão da amostra entre empresas com melhor e pior classificação de crédito, o coeficiente de surpresa nos lucros retém seu poder explicativo a 1% de significância, corroborando com o resultado das regressões sem divisão de carteiras, o que faz sentido, visto que esta construção multivariada também não possui qualquer efeito de ordenação.

Nas regressões univariadas, com frequência tínhamos constantes com valores estatisticamente diferentes de zero, demonstrando retorno ainda não explicado pela variável em questão. Interessante observar que nesta construção multivariada, todas as constantes são estatisticamente iguais a zero.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho, mostramos que existem algumas evidências de que, para uma empresa ter uma classificação de crédito, indicando presença ou não de dificuldade financeira, tem um papel significativo na determinação de retornos anormais. Isto ficou evidenciado pela ocorrência de variáveis *dummies* significantes e negativas, usadas para explicar a variação dos retornos entre empresas com *rating* de crédito e empresas em geral. O resultado foi persistente em todas as especificações. O efeito negativo pode ser facilmente compreendido pela característica tamanho das empresas que compreendem o espectro de empresas que possuem alguma classificação de crédito. Estas empresas são, em sua maioria, de grande porte, o que explica um retorno requerido menor em relação ao universal geral de empresas.

Sobre a anomalia do efeito contrário, existe uma forte evidência da presença desta no mercado acionário brasileiro, tal qual evidenciado no trabalho de Bonomo e Dall'Agnol (2003) e outros mencionados anteriormente. Achemos também evidência do efeito contrário na nossa amostra para período testado de 12 meses passados e 12 meses futuros. Este resultado varia de 10% a.a. a 16,49% a.a. dependendo da especificação. Dado que esta é uma anomalia de forte presença no nosso mercado, pudemos perceber nela também, alguma variação entre empresas em geral e empresas que possuem uma classificação de crédito, e entre empresas com melhor e pior *rating* de crédito.

Esta distinção entre empresas de melhor e pior *rating* é um ponto crucial e objetivo deste trabalho. Com esta informação, podemos fazer inferências a respeito do efeito da característica dificuldade financeira, presente intrinsecamente na avaliação de crédito das empresas que tiverem uma pior classificação. Para este fim, analisamos os dois grupos extremos de empresas, de melhor e pior classificação de crédito.

Os dados nos mostram que o resultado da estratégia contrária para empresas do tercil de melhor *rating* não foi estatisticamente significativo, ou seja, sendo equivalente a zero. Porém, para empresas do tercil de mais baixa classificação, o resultado da estratégia foi de 2,02% a.m. (27,12% a.a.), com significância estatística a 5%. Isto nos dá alguma evidência de que a deterioração de crédito poderia sim ter um impacto no prêmio pelo risco exigido pelos

investidores, visto aqui, pelo retorno anormal requerido, observado para as empresas com menor classificação de crédito.

A variável SUE, representativa da surpresa nos lucros, apresentou alguns resultados com retornos anormais de significância estatística para empresas com classificação de risco e empresas de pior *rating*. Porém, esta variável perdeu sua significância estatística nas regressões das carteiras extremas de menor e maior surpresa nos lucros. Isto sugere que um estudo mais aprofundado desta anomalia no cenário econômico brasileiro seja necessário para verificar o resultado mais persistente.

Outras anomalias estudadas aqui, tais como volatilidade idiossincrática, crescimento do ativo e investimentos em capital não foram significantes e não contribuíram para o problema de pesquisa. Visto que não houve evidência de significância estatística nem mesmo na amostra geral de todas as empresas, isto sugere que talvez estas anomalias não estejam presentes no cenário econômico brasileiro.

Outro ponto a ressaltar é que, apesar da evidência de haver diferenças entre as empresas de melhor e pior *rating*, não pudemos observar isto em maior escala devido parcialmente à pequena quantidade de empresas com classificação de risco (aproximadamente somente 25% das empresas) e, principalmente, devido à alta concentração destas classificações em torno de uma classificação mediana do tipo B+. Ou seja, a característica dificuldade financeira está pouco representada na amostra, através de classificações de crédito, dado que ainda no nosso mercado, as agências classificadoras tendem a avaliar riscos bons e medianos somente. Uma sugestão para futuros trabalhos é usar uma outra medida para captar a dificuldade financeira. Algumas outras medidas já usadas em trabalhos anteriores foram mencionados na revisão da teoria.

Uma forma de captar esta mudança de estado da saúde financeira da empresa, usada em diversos trabalhos mencionados, é usar os *downgrades* e *upgrades* de crédito para ver o seu impacto nos resultados das anomalias, próximo às datas dos eventos de mudança de crédito. Pegando estes momentos específicos de mudança de crédito, *downgrades* mais especificamente, pode ser uma forma de captar o que somente a classificação não está captando, que é o momento em que a qualidade de crédito começa a se deteriorar. Esta base

não está facilmente acessível e conseguir estes dados foi uma impossibilidade para este trabalho.

Aqui, usamos o retorno ajustado para o risco pelo modelo Fama-French, usando a base de ajustes da FIPE, para seis carteiras formadas por tamanho e índice livro-preço. Este ajuste é amplamente aceito como uma forma de ajustar para o risco já precificado no ativo. Nas regressões univariadas e multivariadas tivemos um resultando condizente com isto, onde a constante foi, consistentemente, estatisticamente não significante, ou seja, equivalente a zero. Porém, quando segregamos a amostra em grupos mais específicos, vimos resultados diferentes. Para empresas do grupo de mais baixa classificação de risco, a constante foi significativa e negativa para todas as anomalias. Similarmente, na segregação por carteiras, a carteira de menor retorno acumulado passado dos últimos seis e 12 meses também teve constante significativa e negativa. Inversamente, as carteiras de maior retorno acumulado tiveram constante significativa e positiva.

Por fim, outro efeito persistente e de significância estatística foi o efeito das variáveis *dummies* que representam empresas com classificação de crédito. Consistentemente, quando estatisticamente significativa esta variável *dummy* foi também negativa, indicando uma redução no prêmio pelo risco do retorno esperado destas empresas. Observou-se este efeito em todas as especificações.

De forma geral, com este trabalho, pudemos contribuir para a literatura acadêmica de duas formas: primeiro, pode-se perceber alguma evidência de diferença de retorno esperado para uma empresa com classificação de risco, sugerindo a importância para a empresa em ter um *rating* de crédito, e alguma evidência de prêmio pelo risco requerido maior para empresas de menor saúde financeira. A segunda forma de contribuição foi fornecer uma pesquisa interagindo classificações de crédito e anomalias ao CAPM, deixando aqui uma base para futuras expansões.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, J. R. DE; EID JR., W. Estimando o retorno das ações com decomposição do índice book-to-market: evidências na Bovespa. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 8, n. 4, p. 417–441, 2010.

ANG, A.; HODRICK, R. J.; XING, Y.; ZHANG, X. The cross-section of volatility and expected returns. **The Journal of Finance**, v. LXI, n. 1, p. 259–299, 2006.

AVRAMOV, D.; CHORDIA, T.; JOSTOVA, G.; PHILIPOV, A. Anomalies and financial distress. **Journal of Financial Economics**, v. 108, n. 1, p. 139–159, out. 2013.

BALL, R. Anomalies in relationships between securities' yields and yield-surrogates. **Journal of Financial Economics**, v. 6, p. 103–126, 1978.

BALL, R.; BROWN, P. An empirical evaluation of accounting income numbers. **Journal of Accounting Research**, v. 6, n. 2, p. 159–178, 1968.

BANZ, R. The relationship between return and market value of common stock. **Journal of Financial Economics**, v. 9, n. 1, p. 3–18, 1981.

BASU, S. Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios : a test of the efficient market hypothesis. **The Journal of Finance**, v. 32, n. 3, p. 663–682, 1977.

BEATTIE, V.; SEARLE, S. Bond ratings and the inter-rater agreement. **Journal of International Securities Market**, v. Summer, p. 167–172, 1992.

BHANDARI, L. C. Debt/equity ratio and expected common stock returns: empirical evidence. **The Journal of Finance**, v. 43, n. 2, p. 507–528, 1988.

BLACK, F.; JENSEN, M. C.; SCHOLES, M. S. **The capital asset pricing model: Some empirical tests**. [s.l.] Praeger Publishers Inc., 1972.

BONOMO, M. A. C.; DALL'AGNOL, I. Retornos anormais e estratégias contrárias. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 1, n. 2, p. 165–215, 2003.

CAMPBELL, J. Y.; LETTAU, M.; MALKIEL, B. G.; XU, Y. Have individual stocks become more volatile? An empirical exploration of idiosyncratic risk. **The Journal of Finance**, v. 56, n. 1, p. 1–43, 2001.

CAMPBELL, J. Y.; HILSCHER, J.; SZILAGYI, J. In search of distress risk. **The Journal of Finance**, v. 63, n. 6, p. 2899–2939, 2008.

CANTOR, R.; PACKER, F. The credit rating industry. **The Journal of Fixed Income**, v. 5, n. December, p. 10–34, 1995.

CARHART, M. M. On persistence in mutual fund performance. **The Journal of Finance**, v. 52, n. 1, p. 57–82, 1997.

CHAGUE, F. D. **The CAPM and Fama-French models in Brazil: a comparative study.** [s.l.] Fundação Getulio Vargas, 2007.

CHAN, K. C.; CHEN, N. F. Structural and return characteristics of small and large Firms. **The Journal of Finance**, v. 46, n. 4, p. 1467–1484, 1991.

COOPER, M. J.; GULEN, H.; SCHILL, M. J. Asset growth and the cross-section of stock returns. **The Journal of Finance**, v. 63, n. 4, p. 1609–1651, 2008.

COSTA JR., N. C. A. Overreaction in the Brazilian stock market. **Journal of Banking and Finance**, v. 18, p. 633–642, 1994.

DE BONDT, W. F. M.; THALER, R. Does the stock market overreact? **The Journal of Finance**, v. 40, n. 3, p. 793–805, 1985.

DICHEV, I. D.; PIOTROSKI, J. D. The long-run stock returns following bond ratings changes. **The Journal of Finance**, v. 56, n. 1, p. 173–203, 2001.

Duff & Phelps website. Disponível em:

<<http://www.duffandphelps.com/aboutus/Pages/AboutDuffPhelps.aspx>>. Acesso em: 23 jul. 2013.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. The cross-section of expected stock returns. **The Journal of Finance**, v. 47, n. 2, p. 427–465, 1992.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of Financial Economics**, v. 33, n. 1, p. 3–56, fev. 1993.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Industry costs of equity. **Journal of Financial Economics**, v. 43, p. 153–193, fev. 1997.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Dissecting anomalies. **The Journal of Finance**, v. 63, n. 4, p. 1653–1678, 2008.

FAMA, E. F.; MACBETH, J. D. Risk, return, and equilibrium: empirical tests. **Journal of Political Economy**, v. 81, n. 3, p. 607–636, 1973.

Fitch Ratings website. Disponível em:

<<http://www.fitchratings.com/web/en/dynamic/about-us/about-us.jsp>>. Acesso em: 23 jul. 2013.

HAND, J. R. M.; HOLTHAUSEN, R. W.; LEFTWICH, R. W. The effect of bond rating agency announcements on bond and stock prices. **The Journal of Finance**, v. 47, n. 2, p. 733–752, 1992.

HOUSE, R. Ratings trouble. **Institutional Investor**, v. 10, 1995.

JEGADEESH, N.; TITMAN, S. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. **The Journal of Finance**, v. 48, n. 1, p. 65–91, 1993.

KIMURA, H. Aspectos comportamentais associados às reações do mercado de capitais. **RAE-eletrônica**, v. 2, n. 1, p. 1–14, 2003.

LAKONISHOK, J.; SHAPIRO, A. C. Systematic risk, total risk, and size as determinants of stock market returns. **Journal of Banking and Finance**, v. 10, p. 115–132, 1986.

LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. **The Review of Economics and Statistics**, v. 47, n. 1, p. 13–37, 1965.

LUCENA, P.; PINTO, A. C. F. Anomalias no mercado de ações brasileiro: uma modificação no modelo de Fama e French. **RAC-Eletrônica**, v. 2, n. 3, p. 509–530, 2008.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.

Moody's website. Disponível em: <<http://www.moody.com/Pages/atc001.aspx>>. Acesso em: 23 jul. 2013.

MUSSA, A.; ROGERS, P.; SECURATO, J. R. Modelos de retornos esperados no mercado brasileiro: testes empíricos utilizando metodologia preditiva. **Revista de Ciências da Administração**, v. 11, n. 23, p. 192–216, 2009.

NEWBY, W. K.; WEST, K. D. Automatic lag selection in covariance matrix estimation. **The Review of Economic Studies**, v. 61, n. 4, p. 631–653, 1994.

PARTNOY, F. Two thumbs down for the credit rating agencies. **Washington University Law Quarterly**, v. 77, n. 3, p. 619–711, 1999.

PINCHES, G. E.; SINGLETON, J. C. The adjustment of stock prices to bond rating changes. **The Journal of Finance**, v. 33, n. 1, p. 29–44, 1978.

POON, W. P. H.; FIRTH, M.; FUNG, H. G. A multivariate analysis of the determinants of Moody's bank financial strength ratings. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, v. 9, n. 3, p. 267–283, ago. 1999.

REINGANUM, M. R. A new empirical perspective on the CAPM. **The Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 16, n. 4, p. 439–462, 1981.

ROGERS, P.; SECURATO, J. R. Estudo comparativo no mercado brasileiro do Capital Asset Pricing Model (CAPM), modelo 3-fatores de Fama e French e reward beta approach. **RAC-Eletrônica**, v. 3, n. 1, p. 159–179, 2009.

ROSENBERG, B.; REID, K.; LANSTEIN, R. Persuasive evidence of market inefficiency. **The Journal of Portfolio Management**, v. 11, n. 3, p. 9–16, 1985.

SECURATO, J. R.; MÁLAGA, F. K. **Aplicação do modelo de três fatores de Fama e French no mercado acionário brasileiro – um estudo empírico do período 1995-2003**. 280 ENANPAD. Anais...Curitiba: 2004

SHARPE, W. F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. **The Journal of Finance**, v. 19, n. 3, p. 425–442, 1964.

Standard & Poor's website. Disponível em: <<http://www.standardandpoors.com/about-sp/timeline/en/us/>>. Acesso em: 23 jul. 2013.

STATTMAN, D. Book values and stock returns. **The Chicago MBA: A Journal of Selected Papers**, v. 4, p. 25–45, 1980.

TITMAN, S.; WEI, K. C. J.; XIE, F. Capital investments and stock returns. **The Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 39, n. 4, p. 677–700, 2004.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory econometrics - A modern approach**. 2a. ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 2008. p. 805

WOOLDRIDGE, J. M. **Econometric analysis of cross section and panel data**. 2a. ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 2010. p. 1064