



UM MODELO ECONOMETRICO PAINEL-MIDAS DOS RETORNOS DOS ATIVOS DO
MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

ALINE MOURA COSTA DA SILVA

Brasília – DF

2017

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA (UnB)
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA (UFPB)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE (UFRN)
Programa Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação em
Ciências Contábeis

ALINE MOURA COSTA DA SILVA

UM MODELO ECONOMETRICO PAINEL-MIDAS DOS RETORNOS DOS ATIVOS DO
MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

Tese do Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília (UNB), Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN).

Orientador: Prof. Otávio Ribeiro de Medeiros, PhD.

Área de concentração: Mensuração contábil
Linha de pesquisa: Contabilidade e mercado financeiro

Brasília – DF

2017

SSI586m Silva, Aline Moura Costa da
Um modelo econométrico Painel-MIDAS dos retornos dos
ativos do mercado acionário brasileiro / Aline Moura Costa
da Silva; orientador Otávio Ribeiro de Medeiros. --
Brasília, 2017.
135 p.

Tese (Doutorado - Doutorado em Ciências Contábeis) --
Universidade de Brasília, 2017.

1. Ciências Contábeis. 2. Finanças. 3. Mercado acionário
. 4. Modelo econométrico . 5. MIDAS. I. Medeiros, Otávio
Ribeiro de, orient. II. Título.

ALINE MOURA COSTA DA SILVA

**UM MODELO ECONOMETRICO PAINEL-MIDAS DOS RETORNOS DOS ATIVOS DO
MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO**

Tese submetida à apreciação da banca examinadora do Programa de Doutorado Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (UnB/UFPB/UFRN), como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis.

Prof. Otávio Ribeiro de Medeiros, PhD
Universidade de Brasília – UnB
Presidente e Orientador

Prof. Moisés de Andrade Resende Filho, PhD
Universidade de Brasília – UnB
Membro interno não vinculado

Prof. Dr. Anderson Luiz Rezende Mól
Universidade Federal do Rio Grande do Norte – UFRN
Membro externo

Prof. Dr. Robert Aldo Iquiapaza Coaguila
Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG
Membro externo

Prof. Dr. Ivan Ricardo Gartner
Universidade de Brasília – UnB
Suplente

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA (UnB)

Reitora:

Prof^a. Dr^a. Márcia Abrahão Moura

Vice-Reitor:

Prof. Dr. Enrique Huelva Unternbäumen

Decano de Pesquisa e Pós-Graduação:

Prof^a. Dr^a. Helena Eri Shimizu

Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade (FACE):

Prof. Dr. Eduardo Tadeu Vieira

Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA):

Prof. Dr. José Antônio de França

**Coordenador-Geral do Programa Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação
em Ciências Contábeis UnB/UFPB/UFRN:**

Prof. Dr. César Augusto Tibúrcio Silva

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus por guiar a minha vida e, em seu absoluto amor, me fortalecer em todos os momentos vivenciados durante o doutorado.

Aos meus pais e irmã, pelo amor incondicional, incentivo, apoio emocional, orações e por sempre acreditarem que eu venceria mais essa etapa. Pai e mãe, meu agradecimento mais do que especial por tudo o que sempre fizeram por mim, sobretudo pela educação que me proporcionaram. Sem vocês, eu não teria conseguido alcançar os meus objetivos.

Agradeço aos meus familiares e amigos pela torcida e por compreenderem meus momentos de ausência.

Um agradecimento muito especial ao meu querido orientador, professor Otávio Ribeiro de Medeiros, pelos ensinamentos e orientações oferecidos a mim. O professor Otávio é uma pessoa maravilhosa, um grande educador, incentivador e, sem dúvidas, a minha referência profissional e acadêmica. O Brasil necessita de mais professores e profissionais como o senhor.

Agradeço aos professores do programa Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (UnB/UFPB/UFRN), pelos conhecimentos transmitidos. Aos funcionários do Departamento de Ciências Contábeis do programa “Multi”, em particular, à Sara Vasconcelos, à Inêz Guedes e à Wilma Galdino da Silva, pela disponibilidade em me ajudar sempre que necessitei.

Aos amigos da turma do doutorado: Antônio Firmino, Atelmo, Charline, Christianne, Daniel, Ednilto, Ivone, Joana, José Emerson, Luzivalda, Maria Daniella, Maurício, Renato e Robério. Obrigada pelos momentos compartilhados, horas de estudo, “risadas” e “choros”. Em especial, agradeço à minha amiga Anna Paola Fernandes Freire. Hoje posso afirmar que você não é apenas uma amiga que o doutorado me deu, mas sim uma irmã com que a vida me presenteou. Obrigada pela incansável ajuda durante todo o doutorado, principalmente, nos momentos mais difíceis, não permitindo que eu “caísse”. Tenha a certeza de que eu serei eternamente grata por isso. Obrigada, também, pelos amigos do doutorado de economia e pela família pessoense que ganhei por seu intermédio, especialmente seus pais, que sempre me acolheram em João Pessoa como uma filha. Aproveito para agradecer aos amigos Wallace Patrick Santos de Farias Souza e Celina Oliveira, pelas colaborações nesta tese.

Ao amigo Leonardo José Seixas Pinto, por me encorajar a fazer o processo de seleção para o doutorado em Ciências Contábeis. Nunca esquecerei das suas palavras de motivação. À amiga Mirian Picinini Mexas, pelo incentivo e torcida, e aos amigos Melissa Christina Corrêa

de Moraes e Sirius Thadeu Ferreira da Silva, pela disponibilidade em me ajudar quando precisei.

Não poderia deixar de agradecer aos professores Ricardo Lopes Cardoso, Francisco José dos Santos Alves e Frederico Antônio Azevedo de Carvalho, por me incentivarem a ingressar no doutorado e por toda a ajuda profissional. Aos professores e colegas de trabalho Edgard Coelho de Andrade e Júlio Vieira Neto, pelas aulas de estatísticas antes de iniciar o doutorado.

Aos professores Robert Aldo Iquiapaza Coaguila, Bernardus Ferdinandus Nazar Van Doornik, André Luiz Marques Serrano e Márcio André Vêras Machado, pelas importantes contribuições recebidas na qualificação do projeto de tese, e aos professores Robert Aldo Iquiapaza Coaguila, Moisés de Andrade Resende Filho e Anderson Luiz Rezende Mól, pelas valiosas contribuições oferecidas na defesa da tese.

À Universidade Federal Fluminense (UFF), pela permissão concedida para cursar o doutorado.

A todos que de alguma forma contribuíram para a realização desse sonho. Muito obrigada!

Dedico a tese aos meus avós (*in
memoriam*) e pais

RESUMO

Esta tese teve por objetivo desenvolver um modelo econométrico estrutural para o mercado acionário brasileiro, de modo a explicar a determinação dos retornos de suas ações, por meio de uma modelagem denominada MIDAS. Para tal, foram utilizadas variáveis explanatórias que sintetizam as especificidades das empresas analisadas, assim como do ambiente econômico brasileiro. Com o propósito de realizar um teste de robustez do modelo MIDAS desenvolvido, um modelo de regressão convencional para dados em painel também foi estimado com as mesmas variáveis presentes naquele modelo. Posteriormente, buscou-se analisar as projeções dos retornos acionários desenvolvidas pelo modelo MIDAS, comparando-as com as projeções advindas do modelo convencional e da série histórica. Carteiras de ativos foram montadas com base no modelo MIDAS, ainda com o intuito de analisar as suas projeções. A amostra contemplou as instituições não financeiras listadas na BM&FBovespa (atual B3) e o período de análise compreendeu de 2010 a 2016. Os resultados indicaram que o modelo MIDAS desenvolvido nesta tese se mostrou robusto para a explicação e projeção dos retornos trimestrais das ações listadas no mercado acionário brasileiro, permitindo, inclusive, a construção de carteiras de ativos para investimento. Esse modelo superou o modelo convencional para dados em painel na explicação dos retornos acionários e, no que tange à projeção dos retornos das ações, o modelo MIDAS mostrou-se mais preciso estatisticamente do que a média histórica. Os resultados apresentados nesta tese reforçam a importância de estudos relacionados à modelagem dos retornos acionários em mercados emergentes, ao desenvolver um modelo robusto para a análise e a tomada de decisões de investimento no Brasil, o que corrobora para uma melhor compreensão e desenvolvimento de seu mercado acionário.

Palavras-chave: Mercado acionário; Modelo econométrico; MIDAS; Brasil

ABSTRACT

The purpose of this thesis was to develop a structural econometric model for the Brazilian stock market, in order to explain the determination of the returns of its shares, utilizing a model known as MIDAS. To accomplish that, explanatory variables that synthesize the fundamentals of the companies analyzed and other variables associated with the Brazilian economic environment were included. In order to perform a robustness test of the MIDAS model proposed, a conventional panel data regression model was also estimated with the same variables included in the first model. Subsequently, we sought to analyze stock return forecasts generated by the MIDAS model, by comparing them with forecasts generated by the conventional model and with the historical series as well. Asset portfolios were built based on the MIDAS model, also with the purpose of analyzing its forecasts. The sample includes the non-financial institutions listed on the BM&FBovespa (current B3) within the period comprised from 2010 to 2016. The results indicate that the MIDAS model developed in this thesis is robust for explaining and forecasting the quarterly returns of shares listed in the stock market including the construction of investment portfolios. This model overcomes the conventional panel data model in explaining stock returns and, regarding the forecasting of stock returns, the MIDAS model was also statistically more robust than the historical average. The results presented in this thesis strengthen the importance of studies related to the modeling of stock returns in emerging markets, by developing a robust model for investment analysis and decision-making in Brazil, which contributes to a better understanding and development of its stock market.

Keywords: Stock Market; Econometric Model; MIDAS; Brazil

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelos e/ou modelagens relacionados à análise dos retornos dos ativos	20
---	----

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Resumo dos estudos empíricos.....	61
Quadro 2 – Variáveis utilizadas no modelo proposto para explicar os retornos acionários, suas tendências e sinais esperados.....	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados dos testes ADF – Fisher e PP – Fisher para raízes unitárias das variáveis do modelo MIDAS.....	82
Tabela 2 – Resultados dos testes ADF-Fisher e PP-Fisher - 1ª diferença.....	83
Tabela 3 – Resultados da estatística descritiva das variáveis inicialmente inseridas na regressão MIDAS.....	84
Tabela 4 – Resultados dos testes realizados para a escolha do método de estimação	88
Tabela 5 - Resultados do teste de autocorrelação, heteroscedasticidade e normalidade	89
Tabela 6 – Resultados do teste de multicolinearidade	89
Tabela 7 – Resultados da estimação POLS-MIDAS do modelo para os retornos	91
Tabela 8 – Resultados utilizados para a comparação entre o modelo estimado por MIDAS e o modelo estimado por efeitos fixos	95
Tabela 9 – Resultados do correlograma da série dos retornos das ações.....	96
Tabela 10 – Resultados dos testes de acurácia para as projeções dos retornos acionários	97
Tabela 11 – Resultados do teste de Diebold e Mariano (1995).....	97
Tabela 12 – Análise das carteiras construídas com base nas projeções realizadas	98
Tabela 13 – Análise das carteiras construídas com base nos valores reais (observados)	99

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AAB – Associação Americana de investidores individuais
ACC – Accrual
ADF – Augemented Dickey-Fuller
AMEX – Bolsa de Valores Americana
APT – Arbitrage Pricing Theory
ARCH – Autorregressivos com Heteroscedasticidade Condicional
BACEN – Banco Central
BM&FBOVESPA – Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo
B/M – Book-to-market
B3 – Brasil, Bolsa, Balcão
CAPM – Capital Asset Pricing Model
CBT – Chicago Board of Trade
CDI – Certificados de Depósitos Interbancários
CETIP – Central de Custódia e Liquidação Financeira de Títulos
CME – Chicago Mercantile Exchange
COR – Corrupção no mercado brasileiro
CPIx – Corruption Perceptions Index
CPI – Índice de Preços ao Consumidor
CRSP – Center for Research in Security Prices
CX – Fluxo de Caixa Operacional
DF – Dickey-Fuller
EBIT – Lucro antes de impostos e taxas
EG – Endividamento Geral
EPU – Economic Policy Uncertainty
EUA – Estados Unidos da América
EMBI – Emerging Markets Bond Index
FDI – Foreign Direct Investment
Fecomercio SP – Federação do Comércio do Estado de São Paulo
FGV – Fundação Getúlio Vargas
FIV – Fator de Inflação de Variância
FMI – Fundo Monetário Internacional
GA – Giro de Ativo
GAF – Grau de Alavancagem Financeira
GARCH – Autorregressivos com Heteroscedasticidade Condicional Generalizada
GJR – GJosten-Jagannathan-Runkle
GMM – Método dos Momentos Generalizados
HAR – Heterogêneo Autorregressivo
HMA – Hipótese dos Mercados Adaptativos
HME – Hipótese do Mercado Eficiente
ICC – Índice de Confiança do Consumidor
ICEI – Índice de Confiança do Empresário Industrial
IEC – Índice de Expectativas
II – Investors Intelligence
INEC – Índice Nacional de Expectativas do Consumidor
Ibovespa – Bolsa de Valores de São Paulo
Ipeadata – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
IPCA – Índice de Preços ao Consumidor Amplo

IPOs – Ofertas Públicas Iniciais
ISG – Índice de Sharpe Generalizado
LC – Liquidez Corrente
LIQ – Liquidez
LM – Multiplicador de Lagrange
LN – Logaritmo Natural
LS – Mínimos Quadrados
MAE – Erro Absoluto Médio
M/B – Market-to-book
MDD – Modelo de Defasagens Distribuídas
MEBIT – Margem EBIT
MIDAS – Mixed Data Sampling
ML – Margem Líquida
MQO – Mínimos Quadrados Ordinários
MSE – Erro Quadrático Médio
MUI – Índice de Incerteza Macroeconômica
MV – Máxima Verossimilhança
NASDAQ – Associação Nacional de Corretores de Títulos de Cotações Automáticas
NLS – Mínimos Quadrados Não-Linear
NYSE – Bolsa de Valores de Nova Iorque
OLS – Ordinary Least Squares
ON – Ações Ordinárias
Petrobrás – Petróleo Brasileiro S.A.
PIB – Produto Interno Bruto
PIBm – taxa de crescimento do PIB norte-americano
POLS – pooled OLS
P/L – Preço/Lucro por ação
PN – Ações Preferenciais
PP – Phillips-Perron
RIBOV – Retorno do Ibovespa
ROA – Retorno do Ativo
ROE – Retorno do Patrimônio Líquido
RSP500 – Retorno do índice S&P500
SELIC – Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
S&P500 – Standard & Poor's 500
SQR – Soma dos Quadrados dos Resíduos
TAM – Tamanho
TI – Transparência Internacional
VAR – Vetores Autorregressivos
VEMBI – Variação do EMBI
VEPU – Variação do índice EPU
VCDI – Taxa de variação do CDI
VIPCA – Variação do IPCA
VIX – Volatility Index
VOL – Volatilidade do Ibovespa
VOLAT – Volatilidade dos retornos acionários
VPTAX – Variação da taxa de câmbio PTAX compra
2SLS – Mínimos Quadrados de dois estágios

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	18
1.1 Contextualização	18
1.2 Problema de pesquisa	23
1.3 Objetivos geral e específicos	25
1.3.1 Objetivo Geral.....	25
1.3.2 Objetivos Específicos	25
1.4 Justificativa	25
1.5 A Tese.....	28
1.6 Delimitação do estudo	31
1.7 Estrutura da tese	32
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	33
2.1 Finanças Modernas.....	33
2.1.1 Teoria do Portfólio	34
2.1.2 Capital Asset Pricing Model (CAPM).....	35
2.1.3 Teoria da Eficiência de Mercado	38
2.2 O mercado acionário brasileiro	40
2.3 Análise Fundamentalista	44
2.4 Finanças Comportamentais.....	45
2.4.1 Sentimento do investidor	47
2.5 Regressão MIDAS	49
3 REVISÃO DA LITERATURA	56
3.1 Estudos empíricos	56
3.2 Quadro-resumo dos estudos empíricos	61
4 HIPÓTESES DE PESQUISA.....	64
5 METODOLOGIA	66
5.1 Amostra	66
5.2 Modelo econométrico proposto	66
5.3 Estimação do modelo	75
5.4 Projeções.....	78
6 ANÁLISE DOS RESULTADOS	82
6.1 Análise dos resultados do modelo para retornos acionários.....	82
6.1.1 Análise da estatística descritiva	82
6.1.2 Análise econométrica	86
6.1.3 Resultados da estimação do modelo MIDAS (POLS-MIDAS).....	90
6.1.4 Análise comparativa entre o modelo MIDAS e o modelo de regressão convencional ...	95
6.2 Análise dos resultados das projeções	96
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	100
REFERÊNCIAS	104
ANEXO 1: HIPÓTESE DO MERCADO EFICIENTE.....	118

APÊNDICE A:	121
APÊNDICE B:.....	134

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

O principal motivo para se investir nos mercados de ações, sejam eles nacionais ou internacionais, é maximizar os retornos dos investimentos, para um determinado nível de risco. Retorno e risco, por sua vez, são variáveis conceitualmente relacionadas aos preços das ações. Assim, uma compreensão da formação dos preços é fundamental para se alcançar retornos mais elevados e, ainda, reduzir os riscos inerentes ao investimento. De tal modo, não é surpreendente que o campo das finanças esteja constantemente envolvido na investigação que lida com o “o que” e/ou “como” os retornos acionários¹ atuais e futuros são constituídos (NARAYAN, S.; SMITH, 2015; CHANG, 2016).

Nesse contexto, com o intuito de melhor compreender a formação e o comportamento dos preços das ações, diversos estudos foram realizados, entre os quais, os seminais na área de finanças corporativas, que evidenciam os modelos tradicionais de precificação de ativos, em especial, o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), desenvolvido por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966), que marca o surgimento e estabelece as bases da teoria de precificação de ativos – um dos blocos teóricos que formularam a Moderna Teoria de Finanças, a partir da década de 1950 (MILLER, 2000; FAMA; FRENCH, 2004; FAMA, 2014).

O CAPM, resumidamente, determina, na dimensão cross-seccional, que o retorno esperado em excesso para qualquer ativo é função linear do parâmetro beta. Portanto, é um modelo de fator único, visto que o corte-transversal dos retornos esperados dos ativos dependeria apenas do corte-transversal do beta de mercado (MILLER, 2000; FAMA, 2014; NESLIHANOGLU *et al.*, 2016).

A despeito da importância do CAPM, tendo em vista ser amplamente utilizado pelos acadêmicos e participantes do mercado, devido à sua fácil implementação, há em especial duas críticas comuns a ele: a primeira relacionada ao beta de mercado; a segunda, ao seu poder explicativo e preditivo de risco e retorno para mercados de países emergentes ou em desenvolvimento. É importante salientar que essas não são as únicas críticas associadas ao CAPM.

¹ Em virtude dos problemas de não-estacionaridade dos preços das ações, os modelos econométricos utilizam retornos acionários e não preços como variáveis dependentes, evitando-se, assim, as regressões espúrias. Entretanto, os preços correspondentes aos retornos utilizados podem ser calculados algebricamente com base nos retornos e vice-versa.

A primeira crítica aqui destacada refere-se ao beta de mercado como único fator de risco capaz de descrever os retornos esperados dos ativos. As anomalias² do CAPM reforçam a conclusão de que o beta de mercado sozinho não é suficiente para explicar o corte-transversal dos retornos esperados (FAMA, 2014; VENDRAME; TUCKER; GUERMAT, 2016). Isso posto, diversos modelos alternativos ou complementares foram desenvolvidos com o intuito de melhorar o poder explicativo do CAPM original e, igualmente, identificar anomalias na precificação de ativos (ROSS, 1976; FAMA; FRENCH, 1992, 1993; CARHART, 1997; LIU, 2006; FAMA; FRENCH, 2015).

A segunda crítica refere-se à fragilidade que os modelos tradicionais de precificação de ativos, elaborados para mercados de países desenvolvidos, supostamente eficientes, apresentam ao serem aplicados em países emergentes ou em desenvolvimento. Haja vista a eficiência de mercado ser questionada, principalmente nesses países, a avaliação de seus mercados por quaisquer modelos de apreçamento de ativos desenvolvidos para mercados eficientes produziria uma relação risco-retorno diferente daquela observada em mercados mais avançados, o que pode provocar problemas para a correta análise dos retornos dos ativos (MAJUMDER, 2012, 2014; HACIBEDEL, 2014). Dessa forma, buscando testar e/ou adaptar os modelos clássicos de precificação de ativos aos mercados em desenvolvimento, pesquisas foram elaboradas (O'BRIEN, 1999; PEREIRO, 2001). Contudo, no Brasil, apesar da relevância e das contribuições à literatura nacional, os estudos empíricos (PEREIRO, 2001; CASOTTI; MOTTA, 2008; MACHADO, M. A. V.; MEDEIROS, 2011, 2012; NODA; MARTELANC; KAYO, 2015), por serem adaptações de modelos elaborados para mercados de países desenvolvidos, podem não considerar as especificidades do ambiente econômico brasileiro, bem como as suas ineficiências, as quais são comumente verificadas em mercados emergentes como, por exemplo, a instabilidade política e econômica, o elevado índice de corrupção do país, a forte concentração de investimentos em poucas empresas, a alta assimetria informacional (CHEN, G.; FIRTH; RUI, 2001; LO, 2004; AKINKUGBE, 2005; BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015).

Desse modo, em face às críticas aqui apresentadas e, também, visando à melhor compreensão da formação dos preços das ações, tal qual de suas projeções, há na literatura diversos estudos que utilizam, para esse fim, modelagens econométricas, cujos fatores são considerados conforme as especificidades de cada mercado (GUPTA; MODISE, 2012; BASU;

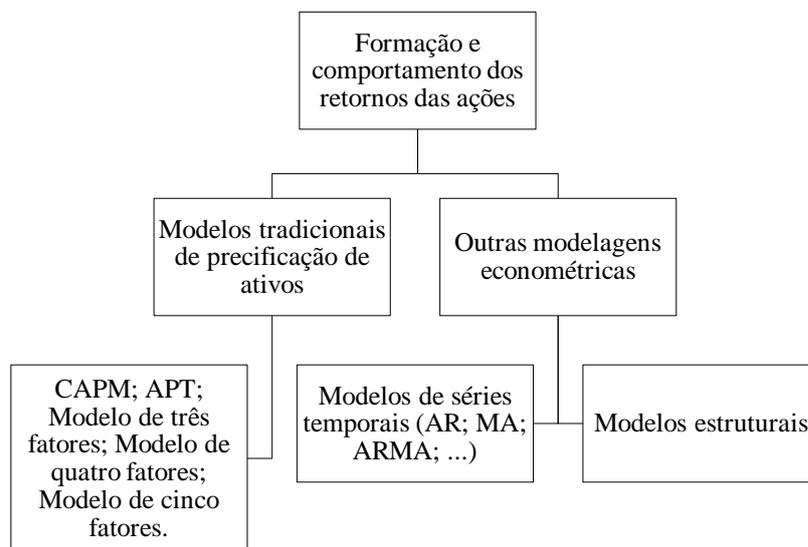
² Em finanças, as anomalias são comportamentos anormais dos preços dos ativos, incompatíveis com a eficiência de mercado ou com o CAPM clássico (CAPORALE *et al.*, 2016).

CHAWLA, 2012; NARAYAN, P.; NARAYAN, S.; THURAISSAMY, 2014; CAPORIN; VELO, 2015; HADHRI; FTITI, 2017). Segundo Hafner e Manner (2012), a ideia principal dos modelos de fatores é capturar movimentos comuns nos preços dos ativos, enquanto a dimensão é substancialmente reduzida, o que permite uma modelagem estatística flexível.

É pertinente informar que para os modelos tradicionais de precificação de ativos há teorias específicas, tais como aquelas que suportam o CAPM e a *Arbitrage Pricing Theory* (APT). Todavia, os modelos econométricos não precisam, essencialmente, estar vinculados a uma teoria econômica específica (SIMS, 1980).

Nesse contexto, alguns modelos e/ou modelagens econométricas empregadas na análise dos retornos dos ativos são apresentados na Figura 1.

Figura 1 – Modelos e/ou modelagens relacionados à análise dos retornos dos ativos



Fonte: Elaboração própria.

Modelos econométricos que não seguem necessariamente os modelos tradicionais de precificação de ativos na análise da formação e do comportamento dos retornos acionários, assim como de suas projeções, ganham importância pela possibilidade de serem flexíveis ao retratarem as características de um mercado específico. Narayan, S. e Smith (2015) entendem que as aplicações econométricas, as quais objetivam a melhor compreensão dos retornos acionários, viabilizando inclusive a projeção desses retornos, são sustentadas pelo desenvolvimento da própria econometria, ou seja, as recentes aplicações empíricas estão na fronteira dos métodos econométricos. No entanto, os autores afirmam que há ainda uma

carência de novas aplicações que relaxem os pressupostos e ultrapassem os limites das existentes.

Perante o exposto, ao considerar as peculiaridades e ineficiências geralmente verificadas em mercados emergentes como, conforme supramencionado, a instabilidade política e econômica, a bolsa de valores altamente concentrada, o alto índice de corrupção, a elevada assimetria informacional (CHEN, G.; FIRTH; RUI, 2001; LO, 2004; AKINKUGBE, 2005; BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015), optou-se por desenvolver na presente tese um modelo econométrico estrutural específico para o mercado acionário brasileiro, com o intuito de melhor compreender a formação e o comportamento dos retornos de seus ativos, utilizando, para tal, uma modelagem econométrica denominada *Mixed Data Sampling* (MIDAS), desenvolvida por Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004, 2005). É válido declarar que, apesar de ter sido introduzida na literatura internacional há alguns anos, poucas foram as pesquisas nacionais que empregaram a modelagem MIDAS (WINK JR.; PEREIRA, 2011; ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014; SANTOS, D.; ZIEGELMANN, 2014) e, para a finalidade específica proposta nesta tese, sua aplicabilidade é inovadora no Brasil e, possivelmente, também internacionalmente.

A modelagem MIDAS, em resumo, admite que dados amostrados em diferentes frequências sejam relacionados em uma mesma equação de regressão, o que ameniza a perda informacional existente na transformação dessas, visto que os modelos convencionais de regressão exigem que os dados sejam amostrados em uma mesma frequência (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; CHAMBERS, 2016).

Ainda se faz necessário enfatizar a importância em desenvolver pesquisas em mercados emergentes ou em desenvolvimento, tendo em vista que, com o aumento da competitividade mundial, as empresas multinacionais de tais mercados tornaram-se grandes *players* no mercado global e continuam a representar uma parte crescente do investimento estrangeiro direto (*Foreign Direct Investment – FDI*), por ser uma grande fonte de recursos para os agentes econômicos (KEDIA *et al.*, 2015). Os mercados acionários de países emergentes têm crescido significativamente em número e volume de negociação ao longo dos últimos vinte anos (BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015; GHYSELS; PLAZZI; VALKANOV, 2016). O Brasil, por exemplo, apesar de vivenciar um período de recessão econômica desde o segundo trimestre de 2014, já esteve em 2011 em 6º lugar no *ranking* das maiores economias do mundo,

segundo o Fundo Monetário Internacional (FMI), que considera o Produto Interno Bruto (PIB) de cada país para a elaboração desse *ranking*.

Por conseguinte, estudos voltados para mercados acionários de países em desenvolvimento ou emergentes, inclusive o brasileiro, tornam-se importantes e justificáveis por suas implicações significativas, tanto para os investidores como um todo, quanto para a economia global. Identificar as características e peculiaridades de um mercado menos desenvolvido é essencial para seu entendimento e desenvolvimento, sobretudo sob o ponto de vista da comparabilidade entre economias. Isso se deve ao fato de que os períodos de incertezas política e econômica, mais frequentes em países não desenvolvidos, geram riscos divergentes se comparados aos encontrados em países desenvolvidos, o que eleva a relevância de modelos específicos àqueles países, visando explicar e/ou projetar, mais eficientemente, os retornos de suas ações (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014). Para uma eficaz estimativa dos retornos dos ativos é necessário, inicialmente, identificar os fatores que compõem ou explicam tais retornos (NARAYAN, S; SMITH, 2015), os quais vão divergir de economia para economia, tendo em vista as especificidades de cada mercado (HADHRI; FTITI, 2017).

Assim, em um mundo de mercados “imperfeitos” (ineficientes), as previsões teóricas/empíricas diferem, pois o que influencia os retornos de seus ativos diverge das previsões teóricas baseadas em mercados “perfeitos” (eficientes). Mercados não eficientes, como é geralmente o caso de mercados de países não desenvolvidos, possivelmente apresentam variações nos retornos das ações como consequência de influências advindas de variáveis fundamentalistas, macroeconômicas e também de variáveis que representam suas ineficiências como, por exemplo, a não racionalidade ilimitada dos investidores, representada pelo sentimento desses, mais evidente e persistente em tais mercados (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014).

Uma vez que os mercados emergentes são relativamente jovens e muitas vezes dominados por investidores individuais, bem como tipicamente sofrem com a escassez de informações financeiras de alta qualidade e serviços de analistas financeiros profissionais, é razoável supor que o desempenho desses mercados possa ser afetado pelo sentimento dos investidores (BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015, p.343, **tradução nossa**).

Em um mercado acionário ineficiente e instável, os investidores se sentem mais inseguros quanto às decisões de investimento, o que o torna mais vulnerável à especulação e ao sentimento desses investidores (BAKER; WURGLER, 2007; CHEN, M. P.; CHEN, P.; LEE, C., 2013; CORREDOR; FERRER; SANTAMARIA, 2013).

É importante aqui enfatizar que: (1) o sentimento do investidor se refere ao otimismo ou pessimismo geral em relação aos retornos futuros esperados das ações, ou seja, é uma crença sobre os fluxos de caixa futuros e riscos de investimento que não são justificados pelos fatos em questão (LEE, C. M.; SHLEIFER; THALER, 1991; BAKER; WURGLER, 2006, 2007; BERGER; TURTLE, 2012); (2) as variáveis fundamentalistas são aquelas que se baseiam nos “fundamentos” da empresa, sendo representadas nesta tese por diferentes variáveis contábeis ou microeconômicas; e (3) as variáveis macroeconômicas são as variáveis representativas do ambiente econômico analisado, sendo, portanto, consideradas não fundamentalistas.

Em adição, cabe salientar que há outras características ou ineficiências normalmente observadas em mercados não desenvolvidos que podem vir a influenciar o retorno de seus ativos, como, por exemplo, a forte concentração de transações em poucas empresas. Por analogia, de acordo com a Teoria de Portfólio de Markowitz (1952), em que a diversificação de investimentos atenua o risco, uma empresa que possua alta concentração de investimentos pode apresentar elevada contribuição de risco ao mercado e, como resultado, vir a ter uma influência significativa nos retornos dos ativos listados nesse mercado.

Diante do apresentado, em resumo, em mercados ineficientes os fatores que influenciam o retorno das ações podem divergir daqueles identificados em mercados eficientes. Com isso, tais retornos podem não ser explicados apenas por variáveis contempladas nos modelos tradicionais de precificação de ativos, mas também por variáveis que representam as ineficiências do mercado. Assim sendo, modelos desenvolvidos com o intuito de explicar e/ou projetar o comportamento dos retornos dos ativos devem considerá-las (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014; JACOBS, 2015).

1.2 Problema de pesquisa

Os investidores em suas decisões de investimento buscam maximizar seus retornos, o que envolve riscos. Desse modo, tendo em vista o *trade-off* risco-retorno, faz-se necessário compreender como os preços dos ativos são formados e projetados. Por esse motivo, o campo das finanças está constantemente envolvido na investigação que procura identificar os fatores que compõem e explicam os retornos acionários (NARAYAN, S.; SMITH, 2015; CHANG, 2016).

Assim, propõe-se nesta tese o desenvolvimento de um modelo econométrico estrutural para o mercado acionário brasileiro, capaz de explicar os retornos das ações, compreendendo,

para tal, variáveis microeconômicas e variáveis que representam o ambiente econômico em que as empresas estão inseridas, incluindo aquelas que demonstram as ineficiências desse mercado, as quais geram decisões muitas vezes impulsionadas por fatores comportamentais sintetizados no sentimento dos investidores. Em resumo, o que se busca é a precificação de ativos no Brasil, levando-se em consideração o contexto nacional.

É válido revelar que há na literatura diversos modelos econométricos desenvolvidos com o propósito de aprimorar a compreensão da formação dos preços dos ativos, assim como da dinâmica dos mercados acionários como um todo (GUPTA; MODISE, 2012; VAL; PINTO; KLOTZLE, 2014; DAS, 2015; CHADWICK; FAZILET; TEKATLI, 2015; KATUSIIME; SHAMSUDDIN; AGBOLA, 2015; CHIANG; CHEN, X., 2016). Entretanto, para que a estimação seja realizada, a maioria dos estudos transforma variáveis que estão mensuradas em diferentes frequências, em variáveis com dados ajustados para uma frequência uniforme. Tal transformação acarreta, por conseguinte, perdas informacionais contidas nas variáveis cujas frequências são mais elevadas. Em virtude de tal limitação, foi desenvolvida a modelagem MIDAS (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010; CHAMBERS, 2016).

Dessa forma, nesta tese, os retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro são examinados por meio da regressão MIDAS. Contudo, visando realizar um teste de robustez, um modelo de regressão convencional, com as mesmas variáveis do modelo MIDAS desenvolvido, também é estimado.

Convém aqui destacar que a construção do modelo econométrico sugerido é fundamentada na abordagem denominada “*General-to-Specific Modeling*”, defendida por Hendry (2000), em que inicialmente especifica-se um modelo abrangente, econometricamente estimável, para, em um segundo momento, estimá-lo e testá-lo estatisticamente em etapas sucessivas, eliminando variáveis eventualmente não significantes, com objetivo de alcançar uma formulação final parcimoniosa e robusta.

De tal modo, as características e peculiaridades do mercado acionário brasileiro são apreciadas para a elaboração desse modelo, buscando, como resultado, responder o seguinte problema de pesquisa:

Como a precificação dos ativos listados no mercado acionário brasileiro é realizada por meio de um modelo econométrico estimado pela regressão MIDAS?

1.3 Objetivos geral e específicos

1.3.1 Objetivo Geral

O presente estudo tem como objetivo geral desenvolver e testar um modelo econométrico específico para o Brasil, a fim de explicar os retornos de seus ativos, por intermédio de uma modelagem denominada MIDAS.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Especificar um modelo econométrico, fundamentado na modelagem MIDAS, destinado a explicar os retornos dos ativos contemplados no mercado acionário brasileiro, utilizando variáveis fundamentalistas em conjunto com variáveis macroeconômicas e outras, de cunho comportamental;
- Estimar um modelo de regressão convencional para dados em painel, para a explicação dos retornos dos ativos, empregando as mesmas variáveis do modelo MIDAS;
- Comparar os resultados obtidos na estimação do modelo MIDAS com os resultados da estimação do modelo de regressão convencional para dados em painel, com o intuito de identificar o mais robusto;
- Realizar as projeções dos retornos acionários a partir: (1) do modelo MIDAS; (2) do modelo estimado pela regressão convencional para dados em painel; e (3) da média histórica dos retornos acionários;
- Comparar os resultados das projeções dos retornos acionários; e
- Montar carteiras de ações com base nas projeções realizadas mediante a modelagem MIDAS, com o intuito, ainda, de avaliar as projeções realizadas pelo modelo de regressão MIDAS.

1.4 Justificativa

A literatura em finanças está continuamente envolvida na investigação que lida com a formação dos preços dos ativos atuais e futuros. Essa compreensão é essencial para o alcance de retornos mais elevados, bem como para a redução dos riscos inerentes ao investimento

(NARAYAN, S.; SMITH, 2015), o que provoca, em consequência, o desenvolvimento dos mercados acionários.

A incorreta interpretação dos preços dos ativos e/ou a má precificação desses, muitas vezes identificadas em pesquisas empíricas que contemplam mercados emergentes, podem ser resultantes da aplicação de modelos tradicionais que buscam avaliar os mercados acionários, mas não levam em consideração a verdadeira natureza de um mercado específico. Tal interpretação pode induzir o investidor ao erro no sentido de adotar políticas inadequadas para os seus novos investimentos e, igualmente, afetar os antigos. Entretanto, esse resultado não é inesperado, pois a aplicabilidade de qualquer modelo padrão, exibido na literatura em finanças corporativas, é limitada ao cenário em que os preços dos ativos são considerados racionais. É válido lembrar que a teoria de finanças corporativas pressupõe que os investidores sejam racionais e diversifiquem seus investimentos a fim de otimizar a sua utilidade esperada. Ainda assim, esse pressuposto não descreve a realidade dos mercados, em especial dos mercados não desenvolvidos, já que em muitas decisões os investidores são frequentemente guiados por seus sentimentos, que podem ser o fator implícito por trás da previsibilidade dos retornos das ações (MAJUMDER, 2014).

Em adição, também é válido enfatizar que,

Os efeitos do risco de uma má precificação mostraram ser significativos durante muitas crises financeiras, incluindo a crise do *subprime* a partir de meados de 2007 a meados de 2008, a Grande Recessão a partir de 2008 e a crise da dívida europeia a partir de 2010 (FRY-MCKIBBIN; MARTIN; TANG, 2014, p. 296, **tradução nossa**).

De tal modo, é de suma importância o desenvolvimento de modelos econométricos que visam a explicação dos retornos dos ativos, considerando as características específicas do mercado em questão. Nesse contexto, pelas características apresentadas em mercados em desenvolvimento, como o brasileiro, as informações fundamentalistas (contábeis), as macroeconômicas e de cunho comportamental tornam-se possíveis fatores para a melhor compreensão do corte-transversal dos retornos dos ativos (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014; JACOBS, 2015).

As informações fundamentalistas são proeminentes, haja vista que os investidores quando confrontados com a incerteza apresentam uma atenção mais ativa para tais informações (HONG; WU, E., 2016). E, num mercado com grande assimetria informacional, quando um participante possui mais informações relevantes sobre um ativo negociado do que outro participante, mais verificada em mercados não desenvolvidos, a importância de informações

contábeis e financeiras é ascendida, já que essas contribuem para a redução de tal assimetria. Nesse contexto, Amaral *et al.* (2008) afirmam que, com o intuito de reduzir a assimetria informacional, as empresas têm se preocupado em elevar os níveis de evidenciação contábil, tornando-se mais transparentes para todos os seus investidores.

Cabe também destacar que o benefício da utilização de variáveis contábeis no mercado de capitais foi validado nos estudos seminais de Ball e Brown (1968) e Beaver (1968), ao concluírem que o mercado incorpora e reage às informações contábeis. Nesse contexto, o anúncio de ganhos contábeis por parte das empresas, por exemplo, além de ser precificado, consiste em uma das mais antigas e significativas anomalias na precificação de ativos. Assim, é possível afirmar que as informações contábeis são instrumentos relevantes para fins de avaliação do risco de um investimento em ações, visto que refletem a realidade econômico-financeira da empresa em um dado período, possuindo, por conseguinte, relação com o risco sistemático de um investimento, o que justifica a sua utilização para fins de decisões relacionadas à composição de um portfólio de ações (COHEN *et al.*, 2007; AMORIM; LIMA; MURCIA, 2012; SAVOR; WILSON, 2016). Em adição, as informações extraídas da contabilidade quando em conjunto com dados macroeconômicos possibilitam que os investidores obtenham o valor intrínseco de uma empresa, o qual possui correlação lógica com o valor de mercado (KOTHARI, 2001; AMORIM; LIMA; MURCIA, 2012; SAVOR; WILSON, 2016).

Além das variáveis fundamentalistas e macroeconômicas, torna-se necessário avaliar a inclusão de variáveis que expressem a racionalidade limitada de seus participantes na tomada de decisão de investimentos, sintetizada no sentimento de seus investidores. Os modelos tradicionais de precificação de ativos costumam não atribuir nenhum papel a esse sentimento (BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015; SIBLEY *et al.*, 2016), o que é uma fragilidade, sobretudo, para tais mercados (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014).

Na presença de informação imperfeita e de integração imperfeita com os mercados globais, as alterações do sentimento dos investidores devem resultar em efeitos nos retornos das ações, sendo tais alterações mais evidenciadas e permanentes em ativos de mercados não desenvolvidos. Em mercados eficientes, os retornos acionários não são influenciados por quaisquer sentimentos dos participantes do mercado, tendo em vista que tais sentimentos não os induzem a supervalorizar ou subestimar uma ação; em mercados ineficientes, sim (MAJUMDER, 2012; HACIBEDEL, 2014).

Adicionalmente, há outras ineficiências e/ou características de um mercado emergente que podem vir a influenciar a formação e o comportamento dos retornos de suas ações. Por exemplo, a instabilidade política e econômica, assim como a alta concentração de transações em poucas empresas, verificadas no mercado acionário brasileiro, podem ter influência no retorno dos ativos das empresas listadas em tal mercado. Essa suposição fundamenta-se na situação econômica do Brasil iniciada em meados de 2014. A operação “Lava-Jato”, realizada pelo Ministério Público, Polícia Federal e Receita Federal, deflagrada em 2014, que evidenciou esquemas de corrupção no país, especialmente na até então maior empresa brasileira, a Petróleo Brasileiro S.A. (Petrobrás), provocou quedas nos preços das ações, tanto da própria Petrobrás, quanto de outras empresas e, conseqüentemente, no índice da Bolsa de Valores de São Paulo (Ibovespa), principal indicador da bolsa de valores brasileira, segundo a Revista Exame (março/2016). Portanto, identificar se tais aspectos auxiliam a explicação dos retornos dos ativos, no mercado acionário brasileiro, torna-se importante.

Em conformidade com o acima exposto, o objetivo proposto nesta tese justifica-se pelo fato de se admitir o quão importante para decisões de investimentos é a compreensão da formação dos retornos acionários. Com isso, torna-se de grande relevância a elaboração de um modelo econométrico específico para o mercado brasileiro, que busca explicar os retornos dos ativos, ponderando, para tal, as peculiaridades de seu ambiente econômico, isso porque a literatura nacional ainda necessita de aprofundamento nesse sentido, visto que em muitos modelos as ineficiências do mercado acionário brasileiro não são evidenciadas. Em adição, a modelagem MIDAS, empregada nesta tese, justifica-se por atenuar um problema de perda informacional que os modelos econométricos, comumente utilizados, apresentam.

1.5 A Tese

Ao ser admitido que as características de mercados acionários de países desenvolvidos divergem das apresentadas em mercados de países emergentes ou em desenvolvimento, e que alguns fatores que compõem ou explicam os retornos acionários divergem de mercado para mercado, em virtude das especificidades de cada país, apresenta-se a seguinte tese: há peculiaridades inerentes a mercados acionários de países em desenvolvimento que provocam a necessidade de modelos econométricos específicos para tais mercados, objetivando uma melhor explicação dos retornos de suas ações.

De tal modo, esta tese se propõe a elaborar um modelo econométrico estrutural aplicado ao mercado acionário brasileiro, capaz de explicar os retornos dos ativos listados em tal mercado, ou seja, um modelo de precificação de ativos para o Brasil, fundamentando sua construção na metodologia proposta por Hendry (2000). Aqui é válido novamente salientar que diversos são os modelos econométricos, explicitados na literatura, desenvolvidos com tal objetivo (NARAYAN, P.; NARAYAN, S.; THURASAMY, 2014; CAPORIN; VELO, 2015; BOLLERSLEV; XU; ZHOU, H., 2015; BALCILAR; GUPTA; KOTZÉ, 2015; FISCHER; BLANCO-FERNÁNDEZ; WINKER, 2016). Porém, o diferencial da proposta desta tese está em considerar as peculiaridades do mercado acionário brasileiro, com o intuito de capturar também as suas ineficiências, além da aplicação da modelagem MIDAS.

O que se pretende é contribuir para as áreas de conhecimento de finanças corporativas, finanças comportamentais e contabilidade, ao propiciar uma ferramenta robusta para a análise e tomada de decisões de investimento, em um mercado com vulnerabilidade política e econômica, reduzindo seus níveis de risco por meio da identificação de variáveis influentes nos retornos dos ativos. Ademais, ao incluir no modelo econométrico aqui desenvolvido uma variável que expressa o comportamento muitas vezes irracional do investidor, ressalta-se um elo entre duas correntes em finanças, as finanças corporativas e as finanças comportamentais, correntes autônomas, embora complementares.

Assim, a inovação apresentada nesta tese está na construção de um modelo econométrico diferenciado capaz de apreciar os retornos dos ativos do mercado acionário brasileiro, considerando, para tal, aspectos específicos das empresas aqui analisadas (variáveis fundamentalistas) e do ambiente econômico em que as empresas estão inseridas (variáveis macroeconômicas, que capturem as características e ineficiências do mercado acionário brasileiro e, também, uma variável de natureza comportamental, o sentimento dos investidores).

É importante salientar que, com o intuito de destacar a importância das variáveis inseridas no modelo proposto nessa tese, bem como justificar a inclusão dessas, inicialmente, foi realizada uma contextualização sobre o mercado acionário brasileiro. Tal contextualização buscou identificar algumas características e ineficiências do mercado analisado, as quais podem ser fatores que contribuam para a formação dos preços das ações das empresas contempladas nesse mercado. Uma revisão teórica sobre a análise fundamentalista também foi necessária, haja vista a relevância de tal análise para as decisões de investimentos em ações. Em adição, uma contextualização sobre o sentimento do investidor foi realizada, pois algumas ineficiências geralmente verificadas em países emergentes, inclusive no Brasil, como, entre outras, a

instabilidade política e econômica, a elevada assimetria informacional, a forte concentração de investimentos em poucas empresas, o alto índice de corrupção (CHEN, G.; FIRTH; RUI, 2001; LO, 2004; AKINKUGBE, 2005; BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015), dificultam o processo de tomada de decisão baseado na racionalidade ilimitada.

Em adição, a presente tese também oferece uma contribuição metodológica à literatura nacional, ao aplicar uma modelagem econométrica pouco utilizada em pesquisas nacionais e, ainda, não empregada para o objetivo específico apresentado nesta tese, a modelagem MIDAS. Em síntese, conforme supramencionado, a vantagem de sua aplicação é a minimização da perda informacional, uma vez que permite que dados amostrais em frequências distintas sejam relacionados na mesma regressão. Isso posto que, em um modelo clássico de regressão de séries temporais ou dados em painel, os dados amostrais devem ser apresentados em frequências idênticas, o que ocasiona perdas informacionais, prejudicando a comprovação da real relação entre as variáveis (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; CHAMBERS, 2016). Especialmente em um mercado emergente, por quase sempre apresentar uma maior assimetria informacional e/ou uma escassez de informações financeiras de alta qualidade (BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015), tal modelagem torna-se de extrema relevância. Nesse contexto, cabe reiterar a necessidade de novas aplicações econométricas para a identificação da formação dos preços acionários que excedam as limitações das aplicações existentes (NARAYAN, S.; SMITH, 2015).

No que diz respeito à utilidade de um modelo econométrico do mercado acionário de um país, pode-se enumerar: (i) melhor compreensão do comportamento do mercado e de suas variáveis; (ii) precificação de ações; (iii) análise da eficiência do mercado; (iv) previsão de retornos e preços de ações para fins de investimento; (v) análise do comportamento do retorno das ações visando à construção de carteiras de investimento; (vi) análise de anomalias de mercado; (vii) fornecimento de subsídios para tomada de decisões de investimento e gestão de riscos de fundos de investimento; (viii) fornecimento de subsídios de análise para órgãos de regulação e controle, tais como Comissão de Valores Mobiliários (CVM), Banco Central (BACEN), Brasil, Bolsa, Balcão (B3)³; (xix) constituição de um *benchmark* para avaliação de modelos de precificação de ativos, tais como CAPM, APT, modelo de 3 fatores, modelo de 5 fatores, modelo de Carhart, etc; entre outras possibilidades.

³ A Brasil, Bolsa, Balcão (B3) resulta da combinação de atividades entre a Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA) e a Central de Custódia e Liquidação Financeira de Títulos Privados (Cetip), em março de 2017.

1.6 Delimitação do estudo

A presente pesquisa delimita-se pelos seguintes aspectos:

- (1) O modelo desenvolvido na presente tese busca explicar os retornos dos ativos, para uma amostra composta por instituições não financeiras listadas, em fevereiro de 2017, na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBovespa), atual B3. O foco está no mercado acionário brasileiro e, por conseguinte, as conclusões do trabalho limitam-se às empresas analisadas;
- (2) O período de análise inicia-se em 2010, por ser o período em que há a adoção integral das normas internacionais de contabilidade;
- (3) Ainda que os estudos, em sua maioria, utilizem o índice de sentimento do investidor proposto por Baker e Wurgler (2006, 2007) como *proxy* para o sentimento dos investidores, a falta de dados necessários para a sua construção o torna frágil (NEVES *et al.*, 2016), o que ocorre no Brasil. Adicionalmente, tal índice foi construído com base em um mercado desenvolvido, o qual apresenta características distintas das apresentadas em um mercado emergente, como o mercado acionário brasileiro. Corroborando tal entendimento, Brzeszczyński, Gajdka e Kutan (2015) afirmam que, dependendo do mercado em que o investidor esteja inserido, seu comportamento pode divergir. Por tal motivo, é importante considerar as diferentes características dos mercados de países emergentes e de países desenvolvidos na construção de um índice que tenha por objetivo capturar o sentimento dos investidores. Ante tal limitação, optou-se por utilizar como *proxies* do sentimento dos investidores os seguintes índices: Índice de Confiança do Consumidor (ICC); Índice de Confiança do Empresário Industrial (ICEI); Índice de Expectativas (IEC); e Índice Nacional de Expectativas do Consumidor (INEC). Esses também são aceitos na literatura como índices que sintetizam tal sentimento;
- (4) Para alcançar o objetivo proposto nesta tese são utilizados dados em painel. Contudo, para a regressão MIDAS em painel, a estimação é realizada sem efeitos, ou seja, é feita uma estimação com dados agrupados ou *pooled*; e
- (5) No modelo MIDAS, a variável dependente não pode estar em frequência mais elevada do que as frequências identificadas nas variáveis independentes. Por isso, como ocorre a inclusão de variáveis com frequências diárias, mensais e trimestrais no modelo

desenvolvido nesta tese, a variável dependente (retorno acionário) é amostrada na frequência trimestral.

1.7 Estrutura da tese

Esta tese está dividida em sete capítulos. O Capítulo 1 refere-se à introdução da tese, contemplando os seguintes subtópicos: 1.1 Contextualização; 1.2 Problema de pesquisa; 1.3 Objetivos geral e específicos; 1.4 Justificativa; 1.5 A Tese; 1.6 Delimitação do estudo; e 1.7 Estrutura da tese. O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica relacionada aos seguintes temas: teoria do portfólio, teoria da precificação de ativos, teoria da eficiência de mercado, mercado acionário brasileiro, análise fundamentalista, sentimento do investidor e regressão MIDAS. O Capítulo 3 expõe a revisão da literatura, com estudos empíricos nacionais e internacionais, relacionados aos modelos econométricos desenvolvidos para explicar e/ou projetar os retornos das ações, à análise fundamentalista, ao sentimento do investidor e à modelagem MIDAS. O Capítulo 4 exhibe as hipóteses de pesquisa. No Capítulo 5, os procedimentos metodológicos utilizados com o intuito de alcançar os objetivos propostos nesta tese são apresentados. No Capítulo 6, os resultados e a análise dos resultados são evidenciados e, por fim, o Capítulo 7 apresenta as considerações finais, assim como as recomendações para a realização de pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica apresentada na presente tese refere-se às teorias ou hipóteses que fazem parte da literatura de finanças, tais como a Teoria do Portfólio, a Teoria da Precificação de ativos, a Hipótese do Mercado Eficiente (HME), que são referências gerais para a melhor compreensão dos preços ou retornos dos ativos. Contudo, é importante enfatizar que o arcabouço aqui apresentado auxilia, mas não é uma fundamentação teórica específica para o modelo desenvolvido nesta pesquisa, baseada na modelagem econométrica proposta por Hendry (2000), como anteriormente mencionado (HENDRY; RICHARD, 1982; GILBERT, 1986; HENDRY, 2000; HENDRY; MIZON, 2014).

Com isso, neste tópico está inicialmente exposta uma revisão teórica sobre os temas teoria do portfólio de Markowitz (1952), teoria da precificação de ativos e teoria da eficiência de mercado, importantes blocos teóricos da Moderna Teoria de Finanças, relacionados às decisões de investimento e à melhor compreensão dos retornos acionários. Em seguida, é elaborada uma contextualização sobre o mercado acionário brasileiro, destacando suas peculiaridades, com o intuito de verificar importantes fatores que podem vir a auxiliar na melhor compreensão dos retornos de suas ações. Uma contextualização relacionada à análise fundamentalista também foi desenvolvida, haja vista a importância da informação contábil e financeira ao mercado acionário. Por fim, uma breve revisão teórica sobre Finanças Comportamentais, sentimento do investidor e modelagem MIDAS também foram incluídas.

2.1 Finanças Modernas

Até a década de 1950, as finanças corporativas salientavam o foco de análise para estudos relacionados à obtenção do investimento ideal, ao financiamento e às políticas de dividendos. No entanto, havia muitas inconsistências lógicas em tais estudos e, ainda, uma orientação fortemente normativa. A partir de tal década, ocorreram importantes inovações teóricas e empíricas na área de finanças, possibilitando o estabelecimento da denominada Moderna Teoria de Finanças. Métodos analíticos e técnicas tradicionais advindos da economia começaram a ser aplicados aos problemas de finanças e, em consequência, muitos estudos foram desenvolvidos com destaque para a importância e o efeito da informação no mercado de capitais (JENSEN; SMITH JR., 1984).

Entre os blocos teóricos que formularam a Moderna Teoria de Finanças, destacam-se a Teoria do Portfólio, a Teoria da Precificação de Ativos e a Teoria da Eficiência de Mercado.

2.1.1 Teoria do Portfólio

A Teoria do Portfólio de Markowitz (1952) foi fundamental para o desenvolvimento dos modelos de precificação de ativos (MILLER, 2000; FAMA; FRENCH, 2004).

Markowitz (1952) foi o primeiro a definir o risco em termos matemáticos e as fórmulas para os cálculos de risco e retorno demonstraram que para um investidor a unidade de análise relevante deve ser sempre todo o portfólio e não a ação individual, de tal modo que a alocação de ativos pelos investidores resulte de um *trade-off* entre o retorno esperado e a variância. Com isso, ao identificar o retorno e o risco, por meio da média e da variância, Markowitz (1952) desenvolveu a metodologia estatística para o estudo da seleção dos portfólios, em que a carteira ótima é um portfólio diversificado que apresenta o menor risco para um dado nível de retorno esperado (MILLER, 2000; PFIFFELMANN; ROGER; BOURACHNIKOVA, 2016).

No modelo de Markowitz (1952), um investidor escolhe uma carteira em um momento $t-1$ que produza um retorno estocástico em t . O modelo admite que os investidores sejam avessos ao risco e que, ao escolherem entre carteiras, preocupem-se apenas com a média e a variância do retorno de seu investimento em um determinado período (FAMA; FRENCH, 2004).

Bernstein (1996) sustenta que a obra de Markowitz (1952) revolucionou a atividade de gestão de investimentos, constituindo-se numa base teórica para numerosos estudos subsequentes na área de finanças. Apesar de tal importância, diversas foram as críticas à Teoria do Portfólio, entre as quais, a dúvida quanto à sua real aplicabilidade pela dificuldade em relação ao cálculo da covariância, já que para a seleção de carteiras seria necessário o cálculo das covariâncias de todos os valores mobiliários. Logo, para montar uma única carteira, os custos poderiam alcançar, na época, milhares de dólares de tempo em computador.

Em razão do problema apresentado, surge o CAPM, fundamentado no algoritmo de média-variância de Markowitz (1952), mas com uma metodologia mais simples.

2.1.2 Capital Asset Pricing Model (CAPM)

Com base em Markowitz (1952), Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) desenvolveram o modelo CAPM (MILLER, 2000; FAMA; FRENCH, 2004; FAMA, 2014; NESLIHANOGLU *et al.*, 2016; VENDRAME; TUCKER; GUERMAT, 2016).

Sharpe (1964) e Lintner (1965) acrescentaram duas premissas ao modelo de Markowitz (1952). A primeira refere-se à plena concordância dos investidores em relação às suas expectativas, isto é, dados os preços dos ativos no período $t-1$, os investidores concordam a respeito da distribuição de probabilidades conjunta dos retornos dos ativos de $t-1$ a t . A segunda premissa é a de que há tomada e concessão de empréstimos à taxa livre de risco, que é a mesma para todos os investidores e independe do montante tomado ou concedido⁴ (FAMA; FRENCH, 2004).

O CAPM sugere que o corte-transversal dos retornos esperados dos ativos depende, apenas, do corte-transversal do beta de mercado, sendo, conseqüentemente, um modelo de fator único (MILLER, 2000; FAMA, 2014; NESLIHANOGLU *et al.*, 2016).

A equação teórica do CAPM é a seguinte:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i \times E(R_m - R_f) \quad (1)$$

onde,

E é o operador de expectância;

R_i é o retorno da i -ésima ação;

R_f é a taxa livre de risco;

β_i é o coeficiente beta da i -ésima ação;

R_m é o retorno da carteira do mercado;

$(R_m - R_f)$ é o prêmio de risco de mercado.

Segundo Fama e French (2004), os testes empíricos do CAPM são baseados em três premissas: (1) os retornos esperados sobre todos os ativos são linearmente relacionados a seus

⁴ Outra crítica ao CAPM refere-se a essa premissa. Ao pressupor que há tomada e concessão de empréstimos à taxa livre de risco, que é a mesma para todos os investidores, considera-se que não há risco para o prestador e nem *spread* nas operações de empréstimo. Porém, é sabido que as instituições financeiras, ao concederem empréstimos, precisariam, pelo menos, cobrir seus custos operacionais e se protegerem contra os riscos que estão assumindo.

betas e nenhuma outra variável tem poder explicativo marginal; (2) o prêmio beta é positivo, o que significa que o retorno esperado da carteira de mercado excede o retorno esperado sobre os ativos cujos retornos não estão correlacionados com o de mercado; e (3) ativos não correlacionados com o mercado têm retorno esperado igual à taxa de juros livre de risco e o prêmio de beta é o retorno esperado do mercado menos tal taxa.

Apesar da importância do CAPM, as anomalias a esse modelo, apresentadas em estudos empíricos, reforçam a conclusão de que o beta de mercado sozinho não é suficiente para explicar o corte transversal dos retornos esperados (FAMA, 2014; VENDRAME; TUCKER; GUERMAT, 2016). Assim, visando melhorar o poder explicativo do modelo e, ainda, identificar anomalias nessa precificação, alternativas foram propostas e pesquisas empíricas realizadas, culminando no surgimento de outros modelos de precificação de ativos. Nesse contexto, os modelos de precificação de ativos mais comumente evidenciados na literatura, que identificaram anomalias no CAPM são: modelo de Fama e French (1992, 1993); modelo de Carhart (1997); modelo de Liu (2006); modelo Fama e French (2015). Há também o modelo APT, desenvolvido por Ross (1976), que foi proposto como alternativa ao modelo CAPM original.

Fama e French (1992, 1993) verificaram que o risco não apresenta característica de apenas uma dimensão (com um único fator o beta de mercado), mas, sim, características multidimensionais (vários fatores), ao concluírem que as variáveis tamanho e índice *book-to-market* (B/M) também capturam a variação dos retornos médios das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova Iorque (NYSE), Bolsa de Valores Americana (AMEX) e na Associação Nacional de Corretores de Títulos de Cotações Automáticas (NASDAQ). Em consequência, Fama e French (1992,1993) adicionaram esses dois fatores (tamanho e índice B/M) ao CAPM original, elaborando o denominado “modelo de três fatores”.

Carhart (1997), posteriormente, incluiu a variável efeito momento no CAPM juntamente com as variáveis efeito tamanho e índice B/M. Esse autor encontrou evidências empíricas para afirmar a superioridade de tal modelo, denominado “modelo de quatro fatores”, em relação ao modelo de três fatores e ao CAPM original na explicação dos retornos acionários.

Ao utilizar uma nova medida que capta múltiplas dimensões da liquidez, tais como quantidade negociada, velocidade e custos, com particular ênfase na velocidade de negociação, Liu (2006) verificou o papel do prêmio de liquidez na explicação cross-seccional dos retornos médios das ações ordinárias (ON) listadas comumente na NYSE, AMEX e NASDAQ. As evidências sugeriram que o modelo desenvolvido que contempla dois fatores (mercado e

liquidez) descreve com robustez o corte-transversal dos retornos das ações e ainda captura um risco de liquidez que os modelos CAPM clássico e de três fatores não conseguem explicar.

Fama e French (2015), por sua vez, presumiram que o modelo de três fatores de Fama e French (1992, 1993) estava incompleto, pois tais fatores provavelmente não captariam as relações entre o retorno esperado e a previsão de rentabilidade e investimento. Em consequência, adicionaram tais fatores, elaborando, por conseguinte, o modelo denominado “modelo de cinco fatores”. Os resultados dos testes do modelo de cinco fatores evidenciaram que o fator B/M pareceu ser redundante, tendo em vista que seu retorno médio é totalmente capturado pelos outros fatores, especialmente, pelas projeções de rentabilidade e investimento. Assim, em aplicações cujo único interesse é verificar retornos anormais (interceptos de regressão), os testes sugerem que um modelo de quatro fatores (retirando o fator B/M) funciona tão bem quanto o modelo de cinco fatores. Mas, se o interesse for medir a inclinação do portfólio em direção ao valor, retorno e investimento, o modelo de cinco fatores é a melhor escolha.

Por fim, o modelo APT foi proposto como alternativa ao modelo CAPM original. As motivações para o desenvolvimento daquele modelo foram justamente as críticas ao CAPM clássico, tanto em relação à sua eficiência e eficácia, quanto em relação aos pressupostos que o sustentam.

Resumidamente, para o CAPM clássico, o risco sistemático é representado pelo retorno da carteira de mercado; para o APT, esse risco é explicado por outros fatores. Ross (1976) entende que o APT é mais robusto do que o CAPM original, pois inclui múltiplos fatores para explicar os retornos, utilizando os prêmios de risco para tal. Além disso, é completamente amplo e não especifica quais são os riscos sistêmicos, haja vista que há diversos fatores de risco que afetam os retornos dos ativos, podendo surgir por mudanças inesperadas nas variáveis econômicas (como confiança dos investidores, taxas de juros, índice de mercado, inflação e atividade real) e qualquer ativo é exposto a eles.

O Modelo APT, segundo Ross (1976), acrescenta fatores até que o risco não sistemático de um dado título deixe de estar correlacionado com o risco não sistemático de qualquer outro título. Em tal concepção, é facilmente demonstrável que: (1) o risco não sistemático cai continuamente (e finalmente desaparece) à medida que aumenta o número de títulos na carteira, mas (2) os riscos sistemáticos não diminuem. Esse resultado também foi demonstrado no CAPM original, embora Ross (1976) entenda que a intuição não tenha ficado tão clara, visto que os riscos não sistemáticos de títulos diferentes podem estar correlacionados.

Uma das vantagens do APT consiste em poder lidar com fatores múltiplos, ou seja, é necessário abstrair-se de muitos fatores de mercado e setoriais antes de fazer com que o risco não sistemático de um título deixe de estar correlacionado com os riscos não sistemáticos de outros títulos (ROSS, 1976). O modelo pressupõe a impossibilidade de haver preços diferentes para ativos com o mesmo fluxo de caixa, uma vez que essa diferença seria totalmente eliminada pelo processo de arbitragem.

É ainda válido salientar que uma das premissas que permeia as Finanças Modernas é a eficiência de mercado. Desse modo, torna-se importante uma contextualização sobre a Teoria da Eficiência de Mercado, apresentada no Subtópico 2.1.3.

2.1.3 Teoria da Eficiência de Mercado

A teoria da eficiência de mercado surgiu apoiada na concretização da formulação da HME, por Fama (1970). Para Fama (1970), um mercado é considerado eficiente se as empresas conseguem tomar decisões de produção-investimento e os investidores, por sua vez, conseguem escolher entre os títulos que representam a propriedade das atividades das empresas, sob a premissa de que os preços dos títulos, a qualquer momento, reflitam totalmente a informação disponível.

É importante informar que a formulação da HME principia antes do trabalho seminal de Fama (1970). De acordo com Sewell (2011), em 1889, por exemplo, os mercados eficientes foram claramente mencionados no livro de George Gibson intitulado “*The Stock Markets of London, Paris and New York*”. O autor ainda afirma que outros estudos foram desenvolvidos buscando entender a dinâmica do mercado acionário, quanto à sua eficiência, como Bachelier (1900), Pearson (1905), Harry (1959), Samuelson (1965), Fama (1965b) e Roberts (1967). Contudo, o *paper* definitivo sobre a HME é de Fama (1970).

Segundo a HME, os mercados de valores mobiliários são extremamente eficientes em refletir informações sobre ações individuais e sobre o mercado de ações como um todo, dado que quando a informação surge, ela se difunde de forma tão rápida que é total e instantaneamente agregada aos preços dos títulos. Logo, esses mercados não permitem que os investidores obtenham retornos acima da média, sem aceitação de riscos também acima da média (MALKIEL, 2003; GHAZANI; ARAGHI, 2014).

Para que se compreenda a HME é imprescindível considerar seus pressupostos, que segundo Fama (1970) são: (1) não há custos de transação na negociação de ações; (2) as

informações são disseminadas igualmente a todos os participantes do mercado; e (3) os participantes do mercado possuem expectativas homogêneas. Ainda é necessário pressupor a racionalidade dos investidores, premissa essa que permeia a Moderna Teoria de Finanças. Para a HME, os investidores são racionais e avaliam as ações das empresas racionalmente. Porém, mesmo que alguns não se comportem racionalmente, supõe-se que as transações que eles realizam sejam aleatórias e se anulam, não afetando os preços. Ademais, tendo em vista que os investidores irracionais são semelhantes, eles se deparam com investidores racionais que eliminam suas influências sobre os preços. Tal fenômeno é conhecido como arbitragem.

Cabe também destacar que Fama (1970) distinguiu a eficiência do mercado em três formas: (1) fraca; (2) semiforte; e (3) forte. Na forma fraca, o conjunto de informações Φ_t , incorporado aos preços dos ativos, é formado exclusivamente pelos seus preços passados; na forma semiforte, o conjunto de informações Φ_t contempla toda a informação pública disponível, presente e passada; e, finalmente, a forma forte prevê que o conjunto de informações Φ_t reflita todas as informações públicas e privadas. Logo, nessa última categoria, considera-se também a figura da informação privilegiada.

Fama (1991), ao revisar seu estudo elaborado em 1970, realizou algumas modificações relacionadas às três categorias supramencionadas. A forma fraca passou a abranger uma área maior de testes para a previsibilidade de retorno, compreendendo também variáveis como rendimento de dividendos e de juros, e teve sua denominação modificada para “teste de previsibilidade de retorno”. A forma de eficiência semiforte passou a ser denominada “estudo de eventos” e a forma forte, “testes de informação privada”.

Em face ao relatado, é possível sugerir que em um mercado eficiente, em que os pressupostos da HME sejam atendidos, nenhum investidor irá conseguir alcançar retornos anormais, já que instantaneamente as informações serão incorporadas aos preços dos ativos. Desse modo, pode-se pressupor que em um mercado eficiente não há títulos mal precificados e, assim, a previsibilidade dos preços torna-se ineficaz (NARAYAN, S.; SMITH, 2015).

A despeito dos pressupostos apresentados por Fama (1970), o próprio autor salienta que um mercado em que o preço atual de um título reflita integralmente todas as informações disponíveis, e que investidores concordem com suas implicações, não descreve os mercados na prática. Grossman e Stiglitz (1980) entendem que é impossível a existência de um mercado que siga os pressupostos da HME, pois se seguisse não haveria nenhum estímulo para que as negociações ocorressem. Para esses autores, os mercados não deveriam ser avaliados com base

em uma eficiência absoluta, mas sim em uma eficiência relativa, a qual seria considerada como padrão ideal já que a eficiência absoluta não é verificável na prática.

Nesse contexto, Lo (2004, 2005) sugere a Hipótese dos Mercados Adaptativos (HMA), com o objetivo de moldar a HME ao conceito de racionalidade limitada. Dessa forma, na HMA a eficiência do mercado pode variar ao longo do tempo, mediante as mutáveis condições do mercado, como as bolhas, as falhas, as crises e os fatores institucionais.

Na HMA: (1) os indivíduos agem de acordo com seu próprio interesse; (2) os indivíduos cometem erros; (3) os indivíduos aprendem e se adaptam; (4) a concorrência impulsiona a adaptação e inovação; (5) a seleção natural molda o mercado; e (6) a evolução determina a dinâmica do mercado. Nesse sentido, a principal questão não está na presença ou ausência de eficiência no mercado, mas na variação do mercado. Portanto, as implicações da HMA são que a eficiência do mercado não é uma condição imutável, mas, sim, uma característica que se altera sequencialmente ao longo do tempo. Adicionalmente, tal eficiência é altamente dependente do contexto em que o mercado está inserido, o que significa que o grau de eficiência é conduzido pelas condições do mercado. Em síntese, para a HMA, os mercados são adaptáveis e evoluem com o tempo e, assim sendo, alternam-se entre a eficiência e a ineficiência em diferentes momentos (LO, 2004, 2005; LIM; BROOKS, R. D., 2011; GHAZANI; ARAGHI, 2014; HIREMATH; NARAYAN, S., 2016; URQUHART; McGROARTY, 2016).

Apesar do exposto, Fama (1991) afirma que a HME não pode ser testada isoladamente, necessitando, assim, de um modelo de equilíbrio, ou seja, um modelo de precificação de ativos. Desse modo, é testada uma hipótese conjunta e, para Fama (1991), quando os estudos evidenciam retornos anormais ou títulos mal precificados as conclusões são ambíguas, haja vista que tais resultados podem ser alcançados pela ineficiência do mercado ou podem ser justificados pela ineficiência do modelo de precificação empregado.

Ao considerar o objetivo geral da presente tese, torna-se importante uma contextualização sobre o mercado acionário brasileiro, com o intuito de identificar características e ineficiências que, possivelmente, influenciam a formação dos preços das ações listadas nesse mercado, contextualização essa apresentada no Subtópico 2.2.

2.2 O mercado acionário brasileiro

Os mercados acionários de países desenvolvidos e não desenvolvidos possuem características visivelmente distintas. Os mercados desenvolvidos, como o norte-americano,

são considerados eficientes e menos voláteis, possuindo, entre outras, as seguintes características: grande porte; diversificados; bem regulados e fiscalizados; e, ainda, baixa assimetria informacional. Os mercados não desenvolvidos ou em desenvolvimento, como o brasileiro, comumente apresentam as seguintes características: são relativamente jovens; com escassez de informações financeiras de alta qualidade e serviços de analistas financeiros profissionais; alta volatilidade nos retornos das ações, o que gera maior incerteza aos investidores; número limitado de investidores, sendo muitos deles investidores individuais; bolsas de valores altamente concentradas, o que reduz a liquidez dos papéis negociados e, por consequência, as oportunidades de diversificação de carteiras de investimentos; elevados custos de transações; alta assimetria informacional; influência significativa do governo sobre a atividade econômica; baixo volume financeiro negociado, entre outras. Assim, considerando tais características, a eficiência de mercado é altamente discutível (CHEN, G.; FIRTH; RUI, 2001; LO, 2004; AKINKUGBE, 2005; BRZESZCZYŃSKI; GAJDKA; KUTAN, 2015).

No Brasil, além das características supramencionadas para mercados não desenvolvidos, suas ações são divididas em ações ordinárias (ON), com direito a voto, e ações preferenciais (PN), sem direito a voto, essas apresentando maior volume de negociação. Como as PN não permitem um poder de influência dos investidores na tomada de decisão da empresa, sugere-se que há grandes chances de ocorrer o conflito de agência – conflito de interesses que ocorre entre o principal (por exemplo, o acionista sem poder de decisão na empresa) e o agente (por exemplo, o gestor ou acionista com poder de decisão na empresa). De acordo com Resende Filho (2008, p. 178), “qualquer problema que envolve informação assimétrica e o conflito de interesse entre partes tem sido convencionalmente denominado de problema do principal-agente ou problema da agência”. Desse modo, a fim de amenizar as relações entre o principal e o agente, são necessários instrumentos que minimizem a assimetria informacional existente.

Mercados acionários com grande assimetria informacional, notoriamente, geram maior incerteza a seus participantes e, quando os investidores são confrontados com incertezas, apresentam uma atenção mais evidente às informações fundamentalistas, o que indica que as informações advindas da Contabilidade podem auxiliar na minimização da assimetria informacional, sendo, então, essenciais aos investidores em suas tomadas de decisão (HONG; WU, E., 2016). Em adição, especialmente nesses mercados, é de suma importância a aplicabilidade de ferramentas de análise que diminuam a perda informacional, o que eleva a relevância da utilização da modelagem MIDAS para a identificação da formação e do comportamento dos retornos acionários.

No Brasil, assim como em outros países em desenvolvimento, verifica-se ainda considerável instabilidade política e econômica, além de frequentes escândalos de corrupção, o que torna o mercado acionário mais instável e, pela falta de confiança dos investidores, mais vulnerável à especulação tornando-se, conseqüentemente, mais suscetível ao sentimento dos investidores (BAKER; WURGLER, 2007; CHEN, M. P.; CHEN, P.; LEE, C., 2013; CORREDOR; FERRER; SANTAMARIA, 2013).

Nesse contexto, cabe ressaltar que o Brasil, desde o segundo trimestre de 2014, de acordo com a Fundação Getúlio Vargas (FGV), em seu Relatório de 2015, sofre um período de recessão econômica e instabilidade política, iniciadas por evidências de corrupção no país e, em especial, na Petrobrás, apontadas pela operação “Lava-Jato”. Tais evidências de corrupção na Petrobrás provocaram quedas nos preços de diversas empresas e, também, no Ibovespa, segundo a Revista Exame (março/2016). Uma possível explicação para tal fato refere-se a determinada característica do mercado acionário brasileiro: a grande concentração de transações em poucas empresas. De tal modo, uma empresa fortemente concentrada e com alta contribuição de risco ao mercado pode vir a influenciar os preços das ações das empresas listadas nesse mercado.

Além disso, os indícios de corrupção na Petrobrás também afetaram as projeções de crescimento, por exemplo, para os anos de 2016 e 2017. Segundo o FMI (janeiro/2016), tais projeções, de forma geral, sofreram revisões com baixa de 0,2 pontos percentuais, que refletem em grau substancial, mas não exclusivamente, em um agravamento das economias de países em desenvolvimento se comparadas às projeções de outubro de 2015. Dessa forma, em termos de composição de países, entre outros motivadores, as revisões nas projeções foram em grande parte conseqüências dos eventos sucedidos no Brasil, onde a recessão causada pela incerteza política, a partir da investigação na Petrobrás, demonstrou ser mais profunda e prolongada do que a anteriormente esperada. Em adição, o FMI havia estimado que o PIB agregado da América Latina e Caribe sofreria redução em 2016, apesar do crescimento positivo na maioria dos países da região, entre outros motivos, pela recessão econômica vivenciada no Brasil.

No que tange às perspectivas mais recentes, de acordo com o relatório “Perspectivas Econômicas Globais”, de junho de 2017, divulgado pelo FMI, o Brasil deve emergir lentamente da recessão em 2017. Os indicadores de atividades melhoraram, incluindo a retomada do crescimento da produção industrial e certa recuperação do crescimento das exportações. Porém, o país continua a lutar contra o aumento do desemprego e, também, há consideráveis necessidades de ajuste fiscal. Em relação à região da América Latina e do Caribe, a produção

contraíu 1,4%, em 2016, derrubada por recessões na Argentina, no Brasil e na Venezuela. Embora dados recentes indiquem que a economia regional está se estabilizando após dois anos de contração, espera-se que a recuperação seja reduzida no curto prazo. Prevê-se que o crescimento atinja 0,8% em 2017, apoiado pelo fortalecimento do consumo privado e contração de flexibilização no investimento. O crescimento regional deve acelerar para uma média de 2,3%, em 2018-2019, à medida que avançam as recuperações no Brasil e outros exportadores de *commodities*. Os principais riscos para as perspectivas decorrem da incerteza política doméstica e de possíveis mudanças políticas nos Estados Unidos da América (EUA).

Tendo em vista o que foi apresentado, o que se verifica é considerável instabilidade econômica e política na economia brasileira, o que, possivelmente, afeta a confiança dos investidores e, conseqüentemente, os retornos das ações das empresas listadas em seu mercado acionário.

A despeito das dificuldades retratadas, comumente verificadas em mercados em desenvolvimento, é importante salientar que há crescente interesse de investidores de países desenvolvidos em tais mercados. Conforme supramencionado, segundo Kedia *et al.* (2015), as empresas multinacionais de mercados em desenvolvimento são grandes *players* no mercado mundial, representando uma parte crescente do investimento estrangeiro direto. Em adição, Brzezczyski, Gajdka e Kutan (2015) e Ghysels, Plazzi e Valkanov (2016) afirmam que, ao longo dos últimos vinte anos, os mercados acionários de países emergentes têm crescido de forma significativa, em números e volume de negociação. Sendo assim, faz-se necessário pesquisar mais profundamente tais mercados, inclusive o brasileiro, buscando melhor compreendê-lo, a fim de estimular o seu desenvolvimento.

Com base no exposto, as características comumente encontradas em mercados não desenvolvidos sinalizam fatores que podem ser influentes nos retornos de seus ativos. Entre os fatores, observam-se as variáveis fundamentalistas, por serem fontes de informações essenciais aos investidores em suas tomadas de decisão, além de instrumentos que auxiliam a redução da assimetria informacional, geralmente percebida em mercados não desenvolvidos. Com isso, torna-se importante uma contextualização sobre a análise fundamentalista, exibida no Subtópico 2.3.

2.3 Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista tornou-se disseminada desde a publicação do livro *Security Analysis*, por Graham e Dodd, em 1934. Em tal livro, a importância de fatores fundamentalistas, no exercício da avaliação de ações, foi discutida formalmente pela primeira vez (KOTHARI, 2001).

Os analistas fundamentalistas utilizam as informações contábeis e financeiras consideradas relevantes às decisões de investimento e que não estão refletidas nos preços das ações para derivar o valor intrínseco de uma empresa com base, por exemplo, em seus lucros, dividendos, oportunidades de investimento, custo de capital e fluxo de caixa descontado. O objetivo está em inferir o valor das ações e prever futuros movimentos nos preços dessas ações. Desse modo, diversos indicadores financeiros são vastamente examinados, tanto da própria empresa, como os de seus concorrentes, a fim de se estimar futuras mudanças no valor da empresa e nos retornos de suas ações (OU; PENMAN, 1989; QUIRIN; BERRY; O' BRYAN, 2000; LYRIO *et al.*, 2015; HONG; WU, E., 2016; MCLEAN; PONTIFF, 2016).

O foco está no comportamento dos índices derivados de variáveis contábeis ou financeiras que auxiliam os analistas a identificar as tendências na operação de uma empresa, seu desempenho financeiro e a previsão dos seus resultados. Refere-se à metodologia de estudo que envolve informações financeiras básicas, objetivando prognosticar lucros, oferta, demanda, potencial do setor em que a empresa se insere, competência gerencial e outras questões que afetam o valor de mercado das ações, determinando tal valor com base em variáveis como lucro, risco, crescimento e posicionamento competitivo (LEV; THIAGAJARAN, 1993; HONG; WU, E., 2016; MCLEAN; PONTIFF, 2016). Ademais, a análise fundamentalista quando complementada com informações macroeconômicas possibilita que os investidores alcancem o valor intrínseco de uma empresa, tornando-a mais robusta (KOTHARI, 2001; AMORIM; LIMA; MURCIA, 2012; SAVOR; WILSON, 2016).

O principal foco da análise fundamentalista está na identificação de títulos precificados incorretamente (*mispriced*) (OU; PENMAN, 1989; KOTHARI, 2001). Ao investir em títulos subavaliados e mantê-los, à medida que seus preços se elevam até o equilíbrio, o comprador realizará um ganho de capital que aumentará seu retorno proveniente da retenção de tal título (WALTER, 1974). Inclusive, é importante salientar que alguns estudos seminais da análise fundamentalista indicam que é possível o investidor obter retornos anormais em seus

investimentos com o uso das ferramentas disponíveis por tal análise (OU; PENMAN, 1989; PIOTROSKI, 2000; MOHANRAM, 2005).

Nessa conjuntura, é viável afirmar que os analistas fundamentalistas entendem que o mercado de capitais não é de todo eficiente, já que afirmam a existência de títulos mal precificados no mercado. Contudo, em equilíbrio, a análise fundamentalista tende a convergir à eficiência do mercado, auxiliando a estabilização ou o equilíbrio dos mercados acionários (SCHMITT; WESTERHOFF, 2014). A explicação mais plausível para a eficiência “adaptável” do mercado é que seus participantes entendem a relevância da informação e os preços se ajustam em conformidade (RICHARDSON; TUNA; WYSOCKI, 2010). Os mercados tornam-se eficientes porque alguns de seus participantes contam com ferramentas analíticas para tomar decisões de investimento (SCHMITT; WESTERHOFF, 2014; HONG; WU, E., 2016).

Conforme anteriormente apresentado, em mercados não desenvolvidos, alguns fatores, além das informações fundamentalistas e macroeconômicas, devem ser considerados para explicar o corte-transversal dos retornos de suas ações, pois em mercados não eficientes, as decisões dos investidores são muitas vezes movidas por seus sentimentos, haja vista as ineficiências comumente verificadas em tais mercados como, por exemplo, a maior assimetria informacional. De tal modo, torna-se importante uma breve revisão teórica sobre Finanças Comportamentais e, em seguida, uma contextualização referente ao sentimento do investidor.

2.4 Finanças Comportamentais

Os blocos teóricos que constituíram a Moderna Teoria de Finanças baseiam-se, entre outras premissas, na racionalidade ilimitada do investidor. Dessa forma, supõe-se que o investidor tenha conhecimento sobre aspectos relevantes de seu ambiente e, mesmo que tal conhecimento não seja absolutamente completo, é claro e intenso. Assume-se que ele possui um sistema bem organizado e estável de suas preferências e ainda uma habilidade que lhe viabilize calcular, para os cursos de ações alternativas disponíveis, qual lhe permitirá alcançar o mais alto ponto em sua escala de preferências (SIMON, 1955).

Entretanto, em meados da década de 1950, surgiram pesquisas experimentais na área da Psicologia Cognitiva, as quais mostraram que a premissa da racionalidade ilimitada, em alguns momentos, era violada. As pesquisas apontaram que o comportamento humano é influenciado por diversos aspectos psicológicos que podem distorcer a identificação e a percepção dos fatos, prejudicando, em consequência, a tomada de decisão. Logo, o processo de tomada de decisão

não poderia ser descrito como perfeitamente racional (EDWARDS, 1954; KIMURA; BASSO; KRAUTER, 2006; DeLELLIS *et al.*, 2017).

Assim surgiram as Finanças Comportamentais, tendo como marco o estudo seminal Kahneman e Tversky (1979), em que a Teoria do Prospecto foi desenvolvida. Tal teoria identificou padrões de comportamento ignorados pelas Finanças Modernas, atribuindo-se tais padrões a duas deficiências humanas: (1) a emoção, que, muitas vezes, destrói o autocontrole que é essencial à tomada racional de decisões; e (2) as pessoas, que, muitas vezes, não conseguem entender plenamente com o que estão lidando.

Kahneman e Tversky (1979) entendem que quando um indivíduo toma uma decisão em situações de incerteza, há duas fases no processo de escolha. A primeira, denominada edição, consiste em uma análise preliminar das perspectivas oferecidas com a função de organizar e reformular as alternativas de modo a simplificar a avaliação e a escolha subsequente. Na segunda, denominada avaliação, as perspectivas editadas são avaliadas e a de maior valor é escolhida. Além disso, os autores afirmam que uma característica marcante das atitudes humanas se refere às perdas, que parecem ter pesos maiores do que os ganhos. Segundo Kahneman e Thaler (2006), na tomada de decisão, o objetivo é a maximização da utilidade e, para que seja realizada com sucesso, é necessário, inicialmente, fazer uma previsão sobre os possíveis resultados. Contudo, se as previsões são sistematicamente tendenciosas, as escolhas podem, sistematicamente, deixar de maximizar a utilidade. Os estudos revisados por esses autores documentam numerosos casos em que as previsões de utilidade futura parecem ser tendenciosas.

Nesse contexto, em que a tomada de decisão em ambientes de incerteza leva em consideração deficiências humanas e, em consequência, a racionalidade ilimitada não é uma verdade absoluta, insere-se o sentimento do investidor. Uma das grandes dificuldades em prever os retornos das ações é justamente o fato de os investidores não possuírem expectativas homogêneas e ainda não serem totalmente racionais, como preconiza a HME. Desse modo, mercados instáveis, com alta volatilidade em suas ações, são mais vulneráveis à especulação e, por conseguinte, ao sentimento dos investidores (BAKER; WURGLER, 2007; CHEN, M. P.; CHEN, P.; LEE C., 2013; CORREDOR; FERRER; SANTAMARIA, 2013).

2.4.1 Sentimento do investidor

O sentimento do investidor é entendido como o otimismo ou o pessimismo geral em relação aos futuros retornos das ações. É o componente de expectativas sobre os retornos de ativos, ou as flutuações, que não são justificadas por seus fundamentos (LEE, C. M.; SHLEIFER; THALER, 1991; BAKER; WURGLER, 2006, 2007; BERGER; TURTLE, 2012). Aqui é importante ressaltar que diversas pesquisas empíricas têm documentado que tal sentimento desempenha papel importante na explicação dos retornos acionários das empresas (LEE, C. M.; SHLEIFER; THALER, 1991; BAKER; WURGLER, 2006, 2007; BERGER; TURTLE, 2012; STAMBAUGH; YU; YUAN, 2012; CEN; LU, H.; YANG, L., 2013; FIRTH; WANG; WONG, 2015; NEVES *et al.*, 2016).

O índice mais empregado na literatura para representar o sentimento dos investidores foi desenvolvido por Baker e Wurgler (2006). Esses autores entendem que o índice que sintetiza o sentimento dos investidores deve ser composto pelas seguintes *proxies*: (a) deságio de fundos fechados, baseado na diferença entre o valor líquido dos ativos dos fundos fechados e o valor em que as cotas estão sendo negociadas no mercado; (b) volume de negociação ou liquidez, definida como o logaritmo natural (\ln) da relação entre a quantidade de papéis negociados na data t e o total médio de ações listadas no período t , utilizando a média móvel dos últimos cinco meses; (c) quantidade de ofertas públicas iniciais (IPOs) realizadas no período de um ano e os retornos médios desses IPOs no primeiro dia de negociação; (d) percentual de ações nas novas emissões, calculada através da proporção de nova emissão de ações pelo capital total levantado em um ano; e (e) prêmio de dividendo, mensurada via diferença dos *logs* da média dos índices *market-to-book* (M/B) de empresas pagadoras e não pagadoras de dividendos.

Firth, Wang e Wong (2015) aceitam as *proxies* apresentadas por Baker e Wurgler (2006), para o desenvolvimento do índice de sentimento do investidor, mas asseguram que a concentração de investimentos em poupança e a quantidade de novos investidores também são *proxies* para o sentimento do investidor.

Sibley *et al.* (2016), por sua vez, entendem que o índice de sentimento do investidor elaborado por Baker e Wurgler (2006) pode ser decomposto em dois componentes, sendo o primeiro relacionado às variáveis de ciclos econômicos e fatores de risco, e, o segundo, não relacionado a essas variáveis, isto é, o componente residual. De tal modo, os autores afirmam que o poder preditivo que o índice de sentimento do investidor de Baker e Wurgler (2006) apresenta, em relação ao corte transversal dos retornos das ações, é impulsionado

principalmente pelo componente construído com base em variáveis relacionadas às condições de mercado e aos fundamentos econômicos como, por exemplo, a inflação, a taxa livre de risco, a volatilidade do mercado, entre outras, e, por conseguinte, o componente residual, essencialmente, possui pouco poder preditivo.

A despeito da importância do índice de Baker e Wurgler (2006), os próprios autores afirmam que não há medidas incontestáveis ou definitivas com o intuito de representarem o sentimento dos investidores. Nesse contexto, tal sentimento também pode ser mensurado diretamente mediante pesquisas de opinião com os participantes do mercado, sendo a *US Advisors' Sentiment Report*, publicada desde 1963, a mais conhecida internacionalmente. No Brasil, entre outras, há o Índice de Confiança do Consumidor (ICC) e o Índice de Expectativas (IEC), ambos desenvolvidos pela Federação do Comércio do Estado de São Paulo, Pesquisa Conjuntural do Comércio Varejista da Região Metropolitana de São Paulo (Fecomercio SP), desde 1994; o Índice de Confiança do Empresário Industrial (ICEI) e o Índice Nacional de Expectativas do Consumidor (INEC), ambos desenvolvidos pela Confederação Nacional da Indústria, sendo aquele desde 1999 e esse desde 2010. Tais índices indicam a sensação do consumidor em relação à sua situação econômica pessoal e do país, nos curto e médio prazos.

Baker e Wurgler (2007), por sua vez, salientam que os economistas tratam as pesquisas de opinião com certo grau de suspeita, pois as respostas nem sempre correspondem ao comportamento dos respondentes na prática e, corroborando tal entendimento, Berger e Turtle (2012) entendem que é mais aceitável medir o sentimento do investidor pelas *proxies* advindas de variáveis econômicas. Contudo, segundo Neves *et al.* (2016), a falta de dados em alguns mercados, ao contrário do que ocorre no mercado americano, fragiliza a construção do índice de sentimento do investidor de Baker e Wurgler (2006, 2007), sendo esse o caso do Brasil. Em adição, as especificidades e ineficiências comumente verificadas em um mercado acionário específico, possivelmente, interferem no sentimento dos participantes desse mercado. De acordo com Brzezczynski, Gajdka e Kutan (2015), dependendo do mercado em que estão inseridos, o comportamento dos investidores pode divergir. Por esse motivo, é importante considerar as diferenças entre os fatores que sintetizam o sentimento dos investidores de países emergentes e de países desenvolvidos. Isso porque, os fatores que refletem o sentimento dos investidores em um mercado emergente podem divergir daqueles que expressam o sentimento dos investidores em um mercado desenvolvido e, por conseguinte, o índice de Baker e Wurgler (2006, 2007) não é necessariamente o mais indicado para representar o sentimento dos investidores do mercado acionário brasileiro.

Após a contextualização sobre os fatores que visam auxiliar o desenvolvimento do modelo econométrico proposto nesta tese, faz-se necessária a descrição da modelagem a ser utilizada, a modelagem MIDAS, apresentada no Subtópico 2.5.

2.5 Regressão MIDAS

Um típico modelo de regressão de séries temporais requer que os dados amostrais estejam em frequências idênticas. Não obstante, em modelos multivariados, não é raro encontrar variáveis de interesse observadas em frequências distintas (mensal, trimestral, anual, entre outras), como, por exemplo, os modelos que contêm variáveis financeiras e macroeconômicas. Desse modo, para a estimação em um modelo de regressão convencional, a metodologia padrão consiste em transformar os dados amostrais para uma mesma frequência, sendo essa a menor entre as frequências das variáveis incluídas no modelo. Tal procedimento acarreta, entretanto, perdas informacionais (CHAMBERS, 2016).

A disponibilidade de dados amostrais a uma frequência diferente sempre é um dilema para um pesquisador que trabalha com dados de séries temporais. Por um lado, as variáveis que estão disponíveis em alta frequência contêm informação potencialmente valiosa. Por outro lado, o pesquisador não pode usar diretamente essa informação de alta frequência caso algumas das variáveis estejam disponíveis em uma frequência menor, visto que a maioria das regressões de séries temporais envolve dados amostrais no mesmo intervalo. A solução comum nesses casos é “pré-filtrar” os dados para que as variáveis do lado esquerdo e do lado direito estejam disponíveis com a mesma frequência. Nesse processo, uma grande quantidade de informação potencialmente útil pode ser descartada, tornando assim difícil detectar a relação entre as variáveis (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007, p. 54, **tradução nossa**).

Normalmente, com o intuito de garantir a mesma frequência entre as variáveis incluídas em uma regressão, os pesquisadores realizam a agregação dos dados de maior frequência para a frequência mais baixa, por intermédio da média ou de um valor representativo (CHAMBERS, 2016), ou realizam a interpolação de dados de baixa frequência para a frequência mais alta (ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014), o que pode gerar má especificação do modelo.

Como forma de atenuar o problema da perda informacional pela transformação da frequência das variáveis, surge a modelagem MIDAS, proposta por Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004, 2005), por permitir que dados com frequências distintas sejam incluídos em uma mesma regressão. A modelagem MIDAS é embasada no modelo de defasagens distribuídas (MDD). O MDD leva em consideração defasagens no efeito das variáveis explicativas e, segundo Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004) e Andreou, Ghysels e Kourtellos (2010), em geral, é determinado pela Equação 2.

$$Y_t = \beta_0 + B(L)X_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde,

$B(L)$ é um operador de defasagem polinomial finito ou infinito, geralmente parametrizado por um pequeno conjunto de hiperparâmetros.

Para que essa regressão seja estimada, as variáveis devem estar amostradas na mesma frequência e, de tal modo, os valores expressos em alta frequência são agregados aos correspondentes valores apresentados em baixa frequência.

Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004) afirmam que apesar de a regressão MIDAS estar relacionada ao MDD, ela possui características únicas e inovadoras, uma vez que a variável dependente (Y_t), amostrada em uma frequência mais baixa, é regredida numa distribuição de defasagem de X_t , cuja frequência é maior. Assim, segundo Andreou, Ghysels e Kourtellos (2010), o regressor é amostrado em uma frequência m vezes mais alta do que o regressando, que tem uma amostra de T observações. Adicionalmente, as propriedades assintóticas dos estimadores são analisadas assumindo-se que o intervalo de conjunto de dados T cresce e o tamanho da amostra de alta frequência dos regressores seria mT , tal que quando $T \rightarrow \infty$, tanto as amostras de baixa frequência, como as de alta frequência tendem a se tornar grandes.

Perante o informado, na regressão MIDAS, as variáveis independentes devem estar apresentadas em frequências mais elevadas do que a variável dependente, a fim de que sejam ponderadas por meio de uma função polinomial parcimoniosa. Essa função é capaz de adquirir diversos formatos com poucos parâmetros, o que não gera um grande prejuízo no número de graus de liberdade, permitindo, então, que uma variável de baixa frequência seja diretamente regredida sobre uma variável de alta frequência (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014).

O modelo MIDAS possui uma estrutura polinomial em *lags* envolvendo regressores com diferentes periodicidades. Em sua composição, a variável dependente y_t apresenta uma ocorrência em cada unidade de tempo t , enquanto as variáveis independentes $X_t^{(m)}$, cujas frequências são iguais ou maiores do que a da variável dependente, possuem m observações para t . Por exemplo, se a frequência de y_t for trimestral, $X_t^{(3)}$ seria a representação para dados mensais (ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014, p. 299, **tradução nossa**).

Dessa forma, a modelagem MIDAS utiliza polinômios de defasagem distribuída parcimoniosos, com objetivo de evitar a proliferação de parâmetros. Os polinômios de

defasagem parametrizados são empregados, permitindo que a ponderação dos valores, atuais e passados, dos preditores seja flexivelmente adaptada aos dados, o que viabiliza a inclusão de longas informações históricas de variáveis observadas com uma frequência maior do que a frequência da variável resposta (PETTENUZZO; TIMMERMANN; VALKANOV, 2016). De tal modo, essa modelagem proporciona uma abordagem para a estimação de frequência mista com uma parametrização flexível e parcimoniosa da resposta da variável dependente de menor frequência, aos dados cuja frequência é mais elevada.

O método MIDAS faz uso de um esquema de ponderação polinomial para agregar os regressores de alta frequência. Uma característica fundamental desta abordagem é que o esquema de ponderação depende apenas de um pequeno número de parâmetros desconhecidos (possivelmente apenas um ou dois) o que torna esse um método parcimonioso de agregação dos dados de alta frequência (CHAMBERS, 2016, p. 390 – **tradução nossa**).

Em resumo, o modelo de regressão MIDAS permite pesos diferentes entre as observações inseridas no modelo, além de reduzir o número de coeficientes necessários para a estimação, o que evita a proliferação de parâmetros, tornando-o, por conseguinte, um método de estimação parcimonioso.

Segundo Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004), a modelagem MIDAS, com uma variável explicativa, pode ser definida conforme a Equação 3.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) X_t^{(m)} + \varepsilon_t \quad (3)$$

onde,

$$t = 1, 2, 3, \dots, T;$$

$B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=0}^{k^{max}} B(k; \theta) L^{k/m}$ é um polinômio de extensão k^{max} (possivelmente infinito) no operador de defasagem $L^{1/m}$. Ou seja, é um polinômio de grau K , em que K é o número de defasagens de $X_t^{(m)}$ que impactam a estimação de y_t ;

$$L^{k/m} X_t^{(m)} = X_{t-k/m}^{(m)};$$

$B(k; \theta)$ refere-se à uma função parcimoniosa de pesos, em que os coeficientes de defasagem em $B(k; \theta)$, correspondentes ao operador de defasagem $L^{k/m}$, são parametrizados por meio de uma função de vetor de parâmetros θ de pequena dimensão;

L é o operador de defasagem (*lag operator*);

θ é o vetor de parâmetros dessa função;

m é o número de vezes que a variável de alta frequência se repete em cada período t ;

$X_t^{(m)}$ representa a variável independente, em que a frequência é maior do que a da variável dependente, apresentando m observações para t ;

β_0 , β_1 e θ são os parâmetros, estimados por mínimos quadrados não lineares.

Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004) explicam que o operador $L^{k/m}$ produz o valor de $X_t^{(m)}$ desfasado para k/m períodos. Então, $X^{(m)}$ deve apresentar dados amostrais com frequências m vezes mais rápidas. Por exemplo, se a variável dependente y possui frequência trimestral e a variável independente X apresenta frequência mensal, m é igual a 3 e $X_t^{(3)}$ é a representação para dados mensais. Nesse exemplo, a Equação 3 seria uma regressão com dados trimestrais de y_t explicado por um conjunto de dados mensais $X_t^{(3)}$ com até k^{max} defasagens. Logo, se k é igual a 5 (cinco), iniciando-se em 1 (hum), a Equação 3 poderia ser estimada como a Equação 4, apresentada abaixo.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/3}; \theta) X_t^{(3)} + \varepsilon_t \quad (4)$$

onde,

$$B(L^{1/3}; \theta) = \sum_{k=1}^5 B(k; \theta) L^{k/3} \text{ e } L^{k/3} X_t^{(3)} = X_{t-k/3}^{(3)}.$$

De tal modo, o resultado seria apresentado de acordo com a Equação 5, a seguir:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 [B(1; \theta) X_{t-1/3}^{(3)} + B(2; \theta) X_{t-2/3}^{(3)} + B(3; \theta) X_{t-1}^{(3)} + B(4; \theta) X_{t-1-1/3}^{(3)} + B(5; \theta) X_{t-1-2/3}^{(3)}] + \varepsilon_t \quad (5)$$

Nesse exemplo, se o objetivo fosse explicar o valor de y_t para o primeiro trimestre de 2016, então $X_{t-1/3}^{(3)}$ seria o valor do regressor em fevereiro de 2016, $X_{t-1}^{(3)}$ seria o valor de dezembro de 2015, e assim por diante.

Com base no exposto, uma das principais características do MIDAS é a parametrização dos coeficientes defasados de $B(k)$ de forma parcimoniosa, identificada por meio de um dos critérios informacionais *Akaike*, *Schwarz* ou *Hannan-Quinn*. Sendo assim, dentre as especificações de polinômios da regressão MIDAS, há em particular as seguintes parametrizações: (1) função de defasagens de Almon; (2) função de defasagens exponencial de

Almon (*Exponential Almon Lag*); (3) função polinomial Beta; e (4) função *step* (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007).

Na função de defasagens de Almon, desenvolvido por Almon (1965), o peso de cada defasagem k é calculado segundo a Equação 6.

$$B(k; \theta) = \sum_{q=0}^Q \theta_q k^q \quad (6)$$

onde,

Q denota a ordem do polinômio. Logo, se for utilizada uma especificação de terceira ordem, $Q=3$ e $\theta = [\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3]$.

A função de defasagem exponencial de Almon, segundo Ghysels, Sinko e Valkanov (2007), é dada pela Equação 7.

$$B(k; \theta) = \frac{e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}}{\sum_{k=1}^k e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}} \quad (7)$$

onde,

θ é o vetor de parâmetros dessa função e Q é o número de parâmetros.

A função $B(k; \theta)$ é conhecida por ser bastante flexível e, também, pela possibilidade de assumir várias formas, com apenas alguns parâmetros.

Entre os benefícios dessa especificação, está o fato de que com apenas dois parâmetros ($Q = 2$) é possível obter diversos formatos para a função, além de que, dependendo dos valores dos parâmetros, é possível obter uma queda mais rápida ou mais lenta dos pesos conforme as defasagens aumentam (ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014, p.300).

A função polinomial Beta, apresentada na Equação 8, de acordo com Ghysels, Sinko e Valkanov (2007), também possui apenas dois parâmetros ou: $\theta = [\theta 1; \theta 2]$:

$$B(k; \theta_1, \theta_2) = \frac{f\left(\frac{k}{K}, \theta_1; \theta_2\right)}{\sum_{k=1}^K f\left(\frac{k}{K}, \theta_1; \theta_2\right)} \quad (8)$$

onde,

$$f(x, a, b) = \frac{x^{a-1}(1-x)^{b-1}\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$$

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{a-1} dx$$

Ghysels, Sinko e Valkanov (2007) afirmam que a flexibilidade da função Beta é bem conhecida na literatura, por ser frequentemente utilizada em econometria *bayesiana* para impor prévias distribuições parcimoniosas. E, da mesma forma que na função de defasagem exponencial de Almon, a taxa de declínio de peso determina quantas defasagens são incluídas na regressão MIDAS. Em adição, as parametrizações “função de defasagens exponencial de Almon” e “função polinomial Beta” têm uma soma de parâmetros igual à unidade, o que permite a identificação de um parâmetro de escala βI , como o modelo de regressão MIDAS estimado conforme especificado na Equação 3.

Na função *step*, Ghysels, Sinko e Valkanov (2007) informam que os padrões de defasagens distribuídas são aproximados por um número de passos discretos. Assim, para definir uma regressão MIDAS com função *step*, considerando o regressor $X_t(K, m) = \sum_{k=1}^K x_{t-k/m}^{(m)}$, que são somas parciais de alta frequência, a regressão MIDAS com M passos é dada por:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^M \beta_i X_i(K_i, m) + \varepsilon_t \quad (9)$$

onde,

$K_1 < \dots < K_M$. O impacto de $X_t^{(m)}$ é mensurado por $\sum_{i=1}^M \beta_i$, uma vez que aparece em todas as somas parciais (ou *steps*).

É importante aqui salientar que a regressão MIDAS é empregada tanto para aplicações financeiras (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004, 2005, 2006; GAO; YANG C.,

2017), quanto para a previsão de séries temporais macroeconômicas (CLEMENTS; GALVÃO, 2008; MARCELLINO; SCHUMACHER, 2010; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014). Isso porque, as variáveis disponíveis em alta frequência contêm informações potencialmente valiosas e têm melhor poder preditivo, quando comparadas às variáveis de baixa frequência (GAO; YANG, C., 2017).

Segundo Kuzin, Marcellino e Schumacher (2011), a abordagem de regressão MIDAS é uma ferramenta de previsão direta, já que relaciona diretamente a variável dependente às variáveis independentes atuais e defasadas, produzindo diferentes modelos de previsão para cada horizonte. Dessa forma, o modelo de previsão, considerando um horizonte de previsão de h_q trimestres com $h_q = h_m/3$, é determinado de acordo com a Equação 10.

$$\begin{aligned} y_{t_q+h_q} &= y_{t_m} + h_m \\ &= \beta_0 + \beta_1 B(L_m; \theta) X_{t_m+w}^{(3)} + \varepsilon_{t_m} + h_m \end{aligned} \quad (10)$$

onde,

$$w = T_m^x - T_m^y;$$

$B(L_m; \theta)$ é um polinômio em *lags*, conforme explicado na Equação 3.

Kuzin, Marcellino e Schumacher (2011) mencionam ainda que a variável dependente $y_{t_q+h_q}$ é diretamente relacionada com o indicador $X_{t_m+w}^{(3)}$ e seus *lags*.

3 REVISÃO DA LITERATURA

Neste tópico, são apresentados estudos empíricos contemplados na literatura internacional e nacional relacionados aos modelos econométricos que buscam explicar ou projetar os retornos das ações, estudos que utilizam a análise fundamentalista e o sentimento do investidor para explicar o comportamento dos retornos dos ativos e, ainda, alguns estudos que aplicaram a modelagem MIDAS no contexto do mercado acionário. Por fim, no Subtópico 3.2 está demonstrado o quadro-resumo com os estudos empíricos aqui apresentados.

3.1 Estudos empíricos

Diversos são os estudos na área de finanças que contemplam a estimação e a projeção dos retornos acionários, por intermédio de variáveis macroeconômicas e financeiras. Assim, a relação entre os retornos acionários e alguns fatores econômicos e financeiros foram analisados por Chiang e Chen, X. (2016), em que o objetivo da pesquisa foi verificar se os fatores domésticos (mudanças no rendimento dos dividendos, o volume de negociação, a volatilidade e a falta de liquidez) e os fatores relacionados aos mercados globais (alterações na taxa de câmbio, retornos e estresse do mercado norte-americano) estão relacionados com o retorno das ações da bolsa de valores de Taiwan. Os índices dos mercados de ações da bolsa de Taiwan e da bolsa norte-americana (NYSE), assim como seus índices setoriais, foram utilizados na pesquisa. O período de análise contemplou 1º de julho de 1994 a 19 de setembro de 2014. Ao utilizar o procedimento GARCH, os resultados indicaram a influência dos fatores domésticos nos retornos das ações. Contudo, após a adição das informações globais, essas informações dominaram as explicações dos retornos das ações da bolsa de Taiwan. Em adição, os retornos das ações setoriais do mercado chinês foram altamente co-integrados com os retornos das ações dos setores correspondentes dos mercados norte-americanos, com uma correlação positiva e significativa com os retornos das ações dos EUA, uma correlação significativamente negativa com o índice de estresse do mercado norte-americano e positiva com a valorização da taxa de câmbio.

Nesse mesmo contexto, as correlações dinâmicas entre o PIB e os preços nos EUA foram estudadas por Antonakakis, Gupta e Tiwari (2017). No estudo, o impacto da política monetária e as incertezas de produção e inflação no período de 1800 a 2014 foram consideradas. Os resultados da análise empírica revelaram que as correlações dinâmicas entre a produção e os preços são tipicamente negativas, sugerindo um comportamento anticíclico dos preços.

Porém, a partir da metade do século 20, essa se mostrou positiva, indicando uma prociclicidade dos preços. Uma análise histórica da decomposição com base em um modelo VAR estrutural é capaz de relacionar o comportamento procíclico e anticíclico com a predominância da oferta agregada e da demanda agregada e/ou de choques de política monetária, respectivamente. Além disso, verificou-se que a incerteza com relação à inflação e a atuação da política monetária tiveram um efeito positivo e negativo, respectivamente, sobre a inflação nos últimos 215 anos.

Já, a projeção dos retornos em 24 mercados emergentes de diferentes regiões foi examinada por Hadhri e Ftiti (2017). Para tal, um modelo apropriado para cada país, incluindo um grande conjunto de fatores potenciais, macroeconômicos e financeiros, foi avaliado. Ademais, um modelo multifatorial dinâmico foi investigado para todos os países. A amostra contemplou os retornos mensais dos índices de mercado de seis países na região do Oriente Médio e África do Norte, seis na América Latina, oito na Ásia e quatro na Europa Oriental. O período de análise teve início em janeiro de 2004 e foi finalizado em dezembro de 2014. Os principais resultados sugeriram a rejeição de todas as descobertas anteriores que apoiavam um modelo padrão de previsibilidade de retorno de ativos válido para todos os países. Isso porque foi identificado que cada país tem fatores internos específicos (tanto macroeconômicos, como financeiros) úteis para prever os rendimentos futuros. Os autores afirmam ainda que os achados dessa pesquisa são essenciais para investidores e agentes políticos no que se refere às políticas de diversificação e à regulação de portfólio.

Além dos fatores econômicos e financeiros, os índices fundamentalistas também instigam pesquisas na área de finanças. Guimarães Jr., Carmona e Guimarães (2015) analisaram se carteiras formadas mediante variáveis fundamentalistas apresentaram um bom desempenho de mercado à luz do Índice de Sharpe Generalizado (ISG). A amostra contemplou dados das bolsas de valores da Argentina, Brasil, Chile e México, para o período de 1995 a 2014. As carteiras foram formadas pela hierarquização dos ativos por intermédio das notas obtidas em um modelo de ponderação de fatores, em que as variáveis foram as seguintes: Q de Tobin, Beta, Alavancagem Financeira, Preço/Lucro e Preço/Vendas. Os resultados evidenciaram que as carteiras formadas por meio das variáveis fundamentalistas apresentaram um bom desempenho em 28,72% das ocorrências, quando comparadas às *proxies* de mercado.

Nesse mesmo contexto, Campos, Lamounier e Bressan (2015) verificaram se a utilização de indicadores contábeis de liquidez, estrutura de capital e rentabilidade apresentaram capacidade de gerar investimentos com maiores retornos frente a *benchmarks* como os retornos de ativos “sem risco” e o retorno do mercado, em períodos de crise econômica mundial. Para

tal, a análise foi elaborada mediante previsões com modelos VAR. A amostra foi composta por todas as empresas de capital aberto que compõem o Ibovespa e que apresentaram todas as observações trimestrais consecutivas necessárias ao estudo. O período de análise, com dados trimestrais, teve início em 30 de março de 1994 e foi finalizado em 30 de setembro de 2011. Os resultados demonstraram que, entre os índices pesquisados, a Margem Líquida e o Retorno do Patrimônio Líquido exibiram maior poder de previsão e, em consequência, os autores concluíram que os indicadores que utilizam o Lucro Líquido em sua composição possuem previsões mais precisas dos retornos acionários. Adicionalmente, ao comparar as rentabilidades das carteiras formadas pelo modelo VAR, frente ao retorno do mercado e um ativo livre de risco (Certificados de Depósitos Interbancários (CDI)), de forma geral, verificou-se a superioridade na rentabilidade tanto sobre o Ibovespa, quanto sobre o CDI, concluindo-se, portanto, que a informação contábil é relevante para a previsão de retornos em períodos de crise.

Hong e Wu, E. (2016), ao utilizarem como amostra as ações norte-americanas durante o período de 1999 a 2012, analisaram se a inclusão dos retornos históricos das ações, objetos de análise dos analistas técnicos, aumenta a eficácia da análise fundamentalista em explicar os movimentos nos retornos de ações. Porém, também foi verificado se a incerteza do mercado desempenha papel importante na relação desses dois conjuntos de informações para os investidores. Os resultados sugeriram que as informações fundamentalistas específicas das empresas são mais importantes para explicar os movimentos nos retornos das ações de empresas pequenas com maior assimetria informacional e, também, em tempos de elevada incerteza do mercado, como, por exemplo, o período referente à crise financeira (2007-2008). E, em períodos estáveis e focando-se no curto prazo, principalmente, as informações contidas em retornos passados forneceram poder explicativo incremental significativo complementando, assim, as informações fundamentalistas.

Além dos estudos relacionados aos fatores econômicos, financeiros e à análise fundamentalista, têm-se aqueles que verificam o impacto do sentimento dos investidores em determinado mercado acionário. Nesse contexto, Yang, C. e Zhang, R. (2014) desenvolveram um modelo dinâmico de precificação de ativos para o mercado acionário chinês, com a inclusão do sentimento dos investidores, baseado em Baker e Wurgler (2006). Os resultados indicaram que o sentimento do investidor teve um impacto significativo sobre o retorno das ações, tendo em vista que esse retorno foi afetado pelo sentimento pessimista no tempo 0, podendo ser menor no tempo 1. Além disso, coerente com a realidade do mercado de ações, o modelo demonstrou que diferentes sentimentos de investidores podem levar a diversas alterações nos retornos.

Liston (2016), por sua vez, estudou o impacto do sentimento do investidor em uma carteira formada por ações de empresas norte-americanas consideradas de “pecado” (*sin stocks*), que são ações de empresas cuja atividade principal de negócios inclui jogos de azar, tabaco e álcool. Utilizando os modelos de precificação de ativos CAPM clássico, Fama e French (1992,1993) e Carhart (1997), a pesquisa examinou se o sentimento dos investidores é um fator de risco para os retornos das ações de “pecado”. Investigou-se, ainda, se os retornos anormais para tais ações persistiram após a inclusão da variável “sentimento dos investidores”. Em adição, foi utilizado o modelo GARCH a fim de analisar a relação entre o sentimento dos investidores e a volatilidade condicional da carteira em questão. O período de análise foi de janeiro de 1988 a junho de 2009. O sentimento do investidor individual foi obtido pela Associação Americana de Investidores Individuais (AAII); o sentimento do investidor institucional, pela *Investors Intelligence* (II) – ambas publicam os sentimentos dos investidores após serem realizadas pesquisas que captem tais sentimentos. Os resultados sugeriram que o sentimento dos investidores individuais e institucionais são fatores de risco para a carteira analisada. Além disso, após a inclusão do sentimento do investidor, os retornos anormais desaparecem. E, por fim, os resultados dos modelos GARCH indicaram que o sentimento dos investidores tem um impacto significativo sobre a volatilidade condicional das ações de “pecado”.

Em adição, tendo em vista o índice de sentimento do investidor elaborado por Baker e Wurgler (2006) ser o mais utilizado e visto na literatura pertinente ao sentimento dos investidores, Sibley *et al.* (2016) desenvolveram um estudo para analisar a informação contida em tal índice. Dessa forma, o índice foi decomposto em dois componentes: (1º) relacionado às variáveis de ciclo econômico (fundamentos econômicos) e fatores de risco; e (2º) não relacionado a essas variáveis, o que se refere ao componente residual. Sibley *et al.* (2016) justificam a utilização de fundamentos econômicos ao afirmarem que a maioria das seis *proxies*, utilizadas por Baker e Wurgler (2006) para construir o índice de sentimento do investidor, é intimamente relacionada aos fatores de risco, às condições do mercado de ações e ao ambiente global de negócios. Assim, com base na vasta literatura de precificação de ativos, os fundamentos econômicos foram medidos por algumas variáveis de ciclo econômico e fatores de risco, entre essas, a inflação, um indicador de recessão, uma taxa livre de risco, o retorno do índice *Center for Research in Security Prices* (CRSP), a volatilidade do mercado e a liquidez. Os pesquisadores reconheceram que, apesar dessas variáveis serem muito utilizadas na literatura de precificação de ativos, é possível que sejam influenciadas pelo sentimento do

investidor e, conseqüentemente, carreguem informações sobre tal sentimento. O estudo teve como análise o mercado norte-americano e identificou que o poder do índice de sentimento do investidor, em prever o corte transversal dos retornos das ações, é impulsionado principalmente pelo componente construído apoiado em variáveis relacionadas às condições de mercado e em fundamentos econômicos, enquanto o componente residual, essencialmente, teve pouco poder de previsão. Desse modo, eles entendem que o sentimento do investidor pode ser medido com base nas variáveis informadas.

Por fim, a modelagem MIDAS tem sido aplicada em diversos estudos na área de finanças. Asgharian, Christiansen e Hou (2015), por exemplo, investigaram como a volatilidade e a correlação de ações e títulos de longo prazo são influenciadas pela incerteza macroeconômica. Para tal, o índice de incerteza macroeconômica (MUI), recentemente desenvolvido por Bali *et al.* (2014), foi utilizado. Ademais, aplicou-se uma abordagem de dados mistos (MIDAS) com o intuito de combinar o MUI trimestral com os retornos diários das ações e títulos. O período de amostragem compreendeu o 1º trimestre de 1986 ao 2º trimestre de 2014. A amostra foi composta pelos retornos diários dos preços de fechamento dos contratos futuros S&P500, negociados no *Chicago Mercantile Exchange* (CME), e os 10 anos de contratos futuros das notas do Tesouro, negociados na *Chicago Board of Trade* (CBT). Os resultados demonstraram que a incerteza macroeconômica deteve influência significativa sobre a volatilidade das ações e sobre a correlação de ações e títulos de longo prazo, enquanto a volatilidade dos títulos de longo prazo não foi afetada. A correlação de longo prazo tendeu a ser pequena/negativa quando a incerteza macroeconômica se mostrou alta. Tal resultado está de acordo com o fenômeno da “fuga” que ocorre em momentos ruins, quando há transferência de dinheiro do mercado de ações de alto risco para o mercado de títulos de baixo risco.

Ao considerarem que com o aumento da disponibilidade da Internet, possivelmente, o conteúdo gerado pelo usuário reflita percepções e expectativas sobre as atividades econômicas das pessoas, Li X. *et al.* (2015) propuseram uma estrutura integrada que constrói uma base de palavras-chave e extrai dados de pesquisa em conformidade, incorporando-os em um modelo de amostragem de dados mistos, isto é, o MIDAS. Assim, cinco grupos de dados de pesquisa foram extraídos apoiados em palavras-chave construídas e foram utilizados para prever o índice de preços ao consumidor chinês, no período de 2004 a 2012. Os resultados empíricos indicaram que os dados da pesquisa foram fortemente correlacionados com o índice de preços ao consumidor chinês e, ainda, que o modelo MIDAS superou os modelos de referência, com a redução de erro quadrático médio (MSE) de 32,9%, em média.

Andreou (2016), por sua vez, comparou a modelagem MIDAS a outro tipo de modelo de regressão, ao relacionar, para a projeção da volatilidade, o modelo de regressão padrão de Mínimos Quadrados (LS), com o correspondente modelo de regressão mínimos quadrados não-linear (NLS) para dados de amostragem mistos, o MIDAS-NLS. Em adição, o autor derivou e parametrizou o MSE relativo ao estimador de inclinação das regressões padrões de *Ordinary Least Squares* (OLS) e MIDAS, apresentando os resultados numéricos para diferentes modelos de tempo contínuo. Por fim, as propriedades do estimador de inclinação dos modelos por medidas alternativas como a covariância, os betas e a assimetria foram analisadas. Os achados, em geral, evidenciaram que a inclinação do estimador MIDAS-NLS foi relativamente mais eficiente do que do estimador OLS padrão nas diversas configurações analisadas no artigo.

3.2 Quadro-resumo dos estudos empíricos

O Quadro 1 sumariza os estudos empíricos descritos no Subtópico 3.1, na mesma ordem em que são apresentados.

Quadro 1 – Resumo dos estudos empíricos

Estudos empíricos	Objetivo principal	Amostra e Período	Resultados principais
Chiang e Chen, X. (2016)	Desenvolveram um modelo GARCH que relaciona o retorno das ações da bolsa de valores de Taiwan com fatores econômicos domésticos e globais.	Índices dos mercados de ações da bolsa de Taiwan e da bolsa norte-americana e, ainda, seus índices setoriais. Período: 1º de julho de 1994 a 19 de setembro de 2014.	Há influência dos fatores domésticos nos retornos das ações. Contudo, após a adição das informações globais, os resultados demonstraram que tais informações dominam as explicações dos retornos das ações de Taiwan. As evidências sugerem também que os retornos das ações setoriais do mercado chinês são altamente co-integrados com os retornos das ações dos setores correspondentes do mercado norte-americano.
Antonakakis, Gupta e Tiwari (2017)	Estudaram as correlações no tempo entre a variável macroeconômica PIB, representando a produção, e os preços nos EUA, enquanto controlavam o impacto da política monetária e as incertezas de produção e inflação.	PIB e Preços dos EUA. Período: 1800 a 2014.	As correlações dinâmicas entre a produção e os preços são tipicamente negativas. Porém, a partir da metade do século 20 mostrou-se positiva. Em adição, verificou-se que a incerteza da inflação e a posição da política monetária tiveram um efeito positivo e negativo, respectivamente, sobre a inflação nos últimos 215 anos.

Estudos empíricos	Objetivo principal	Amostra e Período	Resultados principais
Hadhri e Ftiti (2017)	Examinaram a projeção dos retornos em alguns mercados emergentes de diferentes regiões.	Índices de mercados de 24 mercados emergentes. Período: janeiro de 2004 a dezembro de 2014.	São rejeitadas todas as descobertas anteriores que apoiam um modelo padrão de projeção dos retornos acionários válido para todos os países, já que cada país apresenta fatores internos específicos para a projeção dos retornos.
Guimarães Jr., Carmona e Guimarães (2015)	Analisaram se carteiras formadas por meio de variáveis fundamentalistas apresentam bom desempenho de mercado à luz do ISG.	Dados das bolsas de valores da Argentina, Brasil, Chile e México. Período: 1995 a 2014.	As carteiras formadas pelas variáveis fundamentalistas apresentaram bom desempenho em 28,72% das ocorrências quando comparadas às <i>proxies</i> de mercado
Campos, Lamounier e Bressan (2015)	Analisaram se a utilização de indicadores contábeis apresenta capacidade de gerar investimentos com maiores retornos frente a <i>benchmarks</i> em períodos de crise econômica mundial.	Empresas de capital aberto que compõem o Índice Bovespa. Período: 30 de março de 1994 a 30 de setembro de 2011.	A Margem Líquida e o Retorno do Patrimônio Líquido apresentam maior poder de previsão e os indicadores que utilizam o Lucro Líquido em sua composição possuem previsões mais precisas dos retornos das ações. A informação contábil foi relevante para previsão de retornos em períodos de crise.
Hong e Wu, E. (2016)	Investigaram se a inclusão dos retornos históricos das ações aumenta a eficácia da análise fundamentalista.	Ações norte-americanas. Período: 1999 a 2012.	As informações fundamentalistas específicas das empresas são mais importantes para explicar os movimentos nos preços das ações de empresas pequenas com maior assimetria de informação e em tempos de elevada incerteza do mercado. Em períodos estáveis e em um curto prazo, principalmente, os retornos passados fornecem poder explicativo incremental às informações fundamentalistas.
Yang, C. e Zhang R. (2014)	Desenvolveram um modelo dinâmico de precificação de ativos, com a inclusão do sentimento dos investidores.	Bolsa de valores da China.	Os resultados demonstraram que o sentimento do investidor tem impacto significativo sobre o retorno das ações, já que o retorno das ações que é afetado pelo sentimento pessimista no tempo 0, pode ser menor no tempo 1. Além disso, o modelo demonstrou que diferentes sentimentos de investidores podem levar a diversas alterações nos retornos.
Liston (2016)	Estudou o impacto do sentimento do investidor individual e do sentimento do investidor institucional sobre algumas ações norte-americanas.	Ações de empresas norte-americanas consideradas de “pecado” (<i>sin stocks</i>). Período: janeiro de 1988 a junho de 2009.	Os resultados demonstraram que o sentimento dos investidores individuais e institucionais são fatores de risco para a carteira analisada. Além disso, após a inclusão do sentimento do investidor os resultados sugerem que os retornos anormais desaparecem.
Sibley <i>et al.</i> (2016)	Desenvolveram um estudo para analisar a informação contida no índice de sentimento do investidor,	Mercado acionário norte-americano.	O sentimento do investidor pode ser medido com base nas variáveis relacionadas ao ciclo econômico

Estudos empíricos	Objetivo principal	Amostra e Período	Resultados principais
	elaborado por Baker e Wurgler (2006).		(fundamentos econômicos) e fatores de risco.
Asgharian, Christiansen e Hou (2015)	Investigaram como a volatilidade e a correlação de ações e títulos de longo prazo são influenciadas pela incerteza macroeconômica, aplicando uma abordagem de dados mistos (MIDAS).	Retornos diários dos preços de fechamento dos contratos futuros S&P500, negociados no CME, e os 10 anos de contrato futuros das notas do Tesouro, negociados na CBT. Período: 1º trimestre de 1986 ao 2º trimestre de 2014.	A incerteza macroeconômica detém influência significativa sobre a volatilidade das ações e sobre a correlação de ações e títulos de longo prazo, enquanto a volatilidade dos títulos de longo prazo não é afetada. A correlação de longo prazo tende a ser pequena/negativa quando a incerteza macroeconômica é alta. Tal resultado está de acordo com o fenômeno da “fuga” que ocorre em momentos ruins, quando há a transferência de dinheiro do mercado de ações de alto risco para o mercado de títulos de baixo risco.
Li, X. <i>et al.</i> (2015)	Utilizando, diretamente, dados de pesquisa do Google, propuseram uma estrutura integrada, que constrói uma base de palavras-chave e extrai dados de pesquisa em conformidade, incorporando, em seguida, tais dados em um modelo de amostragem de dados mistos (MIDAS).	Índice de preços ao consumidor (CPI) chinês. Período: 2004 a 2012.	Os dados da pesquisa são fortemente correlacionados com o CPI. O modelo MIDAS superou os modelos de referência, com a redução do MSE, de 32,9%, em média.
Andreou (2016)	Para a projeção da volatilidade, relacionou o modelo de regressão padrão OLS, com o correspondente modelo de regressão NLS para dados de amostragem mistos (MIDAS-NLS), a fim de avaliar as propriedades dos estimadores de regressão desses modelos.		O estimador MIDAS-NLS do coeficiente de inclinação foi relativamente mais eficiente do que o do estimador OLS padrão, nas diversas configurações analisadas na pesquisa.

Fonte: Elaboração própria.

4 HIPÓTESES DE PESQUISA

A modelagem referente à dinâmica dos retornos acionários é um tema que atrai constante atenção em pesquisas empíricas (NARAYAN, S.; SMITH, 2015; CHANG, 2016). Em adição, a evidência de ineficiências nos mercados acionários, em especial em países emergentes, tem sido amplamente documentada na literatura em finanças, sendo essas ineficiências identificadas como raízes das precificações incorretas. A má-precificação, por sua vez, pode ser resultante da aplicação de tradicionais modelos de precificação de ativos que induzem, erroneamente, o investidor a adotar decisões inadequadas para seus investimentos (MAJUMDER, 2014).

Ante o exposto, ao considerar que os mercados acionários de países emergentes possuem características e ineficiências divergentes das identificadas em mercados acionários de países desenvolvidos, eleva-se a importância de desenvolver um modelo econométrico específico para o mercado acionário brasileiro, com o objetivo de explicar os retornos de suas ações. Dessa forma, é possível sugerir que tais retornos sejam influenciados por variáveis microeconômicas, como as variáveis fundamentalistas; variáveis macroeconômicas; e por variáveis que representam o sentimento de seus investidores. De tal modo, é formulada a seguinte hipótese de pesquisa:

Hipótese 1: o modelo econométrico desenvolvido, com base em variáveis fundamentalistas, macroeconômicas e de cunho comportamental, é estatisticamente robusto para explicar os retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro.

Com o objetivo de realizar um teste de robustez do modelo desenvolvido, os resultados das estimações das regressões MIDAS são comparados aos resultados das estimações do modelo de regressão convencional para dados em painel. Logo, a seguinte hipótese de pesquisa é testada:

Hipótese 2: o modelo econométrico MIDAS é estatisticamente mais robusto do que o modelo clássico de regressão para dados em painel, na explicação dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro.

Ao considerar que o campo das finanças está em constante investigação acerca da formação e do comportamento dos retornos acionários atuais e futuros (NARAYAN, S.; SMITH, 2015; CHANG, 2016), o modelo desenvolvido na presente tese foi utilizado para realizar projeções dos retornos acionários. Com isso, é elaborada a Hipótese 3, apresentada abaixo.

Hipótese 3: o modelo econométrico MIDAS é estatisticamente mais robusto do que o modelo clássico de regressão para dados em painel e do que a média histórica, na projeção dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro.

Tendo em vista que, para um investidor a unidade de análise relevante deve ser sempre todo o portfólio e não a ação individual (MARKOWITZ, 1952) e, por conseguinte, para minimizar os riscos inerentes ao investimento em ações, os investidores realizam estratégias de investimento com base na montagem de carteiras de ativos (DE BONDT; THALER, 1985; JEGADEESH; TITMAN, 1993, 2001), foi formulada a hipótese de pesquisa apresentada abaixo:

Hipótese 4: as projeções dos retornos acionários, baseadas no modelo econométrico MIDAS, viabilizam a montagem de carteiras, ao identificar de forma satisfatória as empresas com maiores e menores retornos.

5 METODOLOGIA

5.1 Amostra

Inicialmente, a amostra foi constituída por todas as empresas não financeiras com ações listadas na BM&FBovespa, atual B3, nos anos de 2010 a 2016. O período de análise iniciado em 2010 justifica-se pela adoção integral das normas internacionais de contabilidade. Algumas modificações nos números contábeis, ocorridas pelas mudanças normativas, poderiam impactar significativamente as estimativas de certas variáveis contábeis, como, por exemplo, os *accruals*. O término do período amostral é justificado por representar o último exercício social com dados disponíveis até a data de conclusão desta tese.

As instituições financeiras foram retiradas da amostra por suas peculiaridades, especialmente quanto aos aspectos contábeis, e aquelas que não possuíam informações sobre os preços das ações, no período analisado, também foram excluídas da amostra. Além disso, como algumas das empresas a serem analisadas apresentam mais de um ativo negociado na bolsa, optou-se por manter aquele com maior volume de negociação. De tal modo, a amostra final foi contemplada com um total de 192 empresas.

Os dados macroeconômicos foram coletados nos *sites* do BACEN, do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipeadata), da FGV, do *Economic Policy Uncertainty* (EPU), da Transparência Internacional (TI) e da Central de Custódia e Liquidação Financeira de Títulos (CETIP); o Ibovespa e sua volatilidade foram coletados no *site* do Ipeadata; os demais dados foram coletados na base de dados *Reuters*, com exceção da liquidez, que foi coletada na base de dados da Economática.

5.2 Modelo econométrico proposto

Para o desenvolvimento do modelo econométrico proposto nesta tese, foi necessário, inicialmente, identificar os fatores que possivelmente são influentes na formação dos preços das ações das empresas contempladas no mercado acionário brasileiro. Dessa forma, tendo em vista as características identificadas no mercado acionário analisado, apresentadas no Subtópico 2.2, foi possível supor que as variáveis fundamentalistas, as quais caracterizam o desempenho econômico-financeiro das empresas analisadas; as variáveis macroeconômicas, que caracterizam o ambiente econômico o qual o Brasil está inserido; e as variáveis representativas

do sentimento dos seus investidores, conjuntamente, influenciam a formação dos preços das ações das empresas listadas no mercado acionário brasileiro.

As variáveis fundamentalistas, inseridas no modelo desenvolvido, são aquelas que os analistas fundamentalistas comumente utilizam em decisões de investimento, relacionadas ao desempenho econômico-financeiro das empresas analisadas (PRESTON; O'BANNON, 1997; FOMBRUN; VAN RIEL, 1998; PIOTROSKI, 2000; ROBERTS; DOWLING, 2002; TUPY, 2008; CAIXETA *et al.*, 2011; AMORIM; LIMA; MURCIA, 2012; CAMPOS; LAMOUNIER; BRESSAN, 2015; PAPANASTASOPOULOS, 2015). Essas variáveis estão amostradas em uma frequência trimestral.

Variáveis que representam a rentabilidade das empresas:

- Retorno do Ativo (ROA): Relação do lucro operacional sobre o ativo total, a qual mede a lucratividade da empresa em relação aos investimentos totais.
- Retorno do Patrimônio Líquido (ROE): Relação do lucro líquido sobre o patrimônio líquido, a qual expressa a capacidade de uma empresa em agregar valor a ela mesma, utilizando os seus próprios recursos (recursos dos acionistas).

Variáveis que representam a eficiência operacional das empresas:

- Lucro antes de impostos e taxas (EBIT): EBIT dividido pelo Ativo Total. Esta variável representa a geração operacional de caixa da empresa, em relação aos recursos aplicados.
- Margem EBIT (MEBIT): EBIT dividido pela Receita Líquida. Esta variável representa a geração operacional de caixa da empresa, em relação às vendas líquidas. Refere-se à margem operacional de uma empresa.
- Fluxo de Caixa Operacional (CX): Fluxo de Caixa Operacional dividido pelo Ativo Total. O objetivo é verificar o desempenho operacional da empresa.
- ACCRUAL (ACC): Lucro Líquido do período corrente diminuído do Fluxo de Caixa Operacional do período corrente, dividido pelo Ativo Total do período anterior. É o ajuste realizado no resultado contábil de alocações que não se transformaram em caixa (dinheiro) no período corrente (SLOAN, 1996).

- Margem Líquida (ML): Lucro Líquido do período corrente dividido pela Receita Líquida do período corrente. Representa quanto a empresa gerou de lucro em relação às vendas líquidas.
- Giro do Ativo (GA): Receita Líquida do período corrente dividido pelo Ativo Total do período corrente. Relaciona as vendas com o ativo da empresa, demonstrando quantas vezes o ativo girou no período.

Variável que representa a liquidez das empresas:

- Liquidez Corrente (LC): Ativo Circulante do período corrente dividido pelo Passivo Circulante do período corrente. Avalia a capacidade de pagamento da empresa frente às suas obrigações de curto prazo, com recursos também de curto prazo.

Variáveis que representam a alavancagem ou endividamento das empresas:

- Grau de Alavancagem Financeira (GAF): Relação do ROE sobre o ROA, representando a existência de capital de terceiros de longo prazo na estrutura de capital.
- Endividamento Geral (EG): Passivo Total do período corrente dividido pelo Ativo Total do período corrente. Demonstra quanto a empresa possui de dívidas em relação ao seu ativo.

Outras variáveis:

- Tamanho (TAM): Nesta tese, a variação do \ln do ativo total foi empregada para mensurar o tamanho da empresa. Cabe salientar que o \ln do valor de mercado também é utilizado na literatura em finanças para mensurar o tamanho da empresa. Na presente tese, o \ln do ativo total se mostrou mais robusto.
- *Market-to-book* (M/B): Relação entre o valor de mercado de uma empresa e seu valor patrimonial. Esse índice informa como o mercado está valorizando a empresa em relação ao seu valor contábil. Nesta tese utilizou-se o \ln do índice M/B.

- Preço/Lucro por ação (P/L): Relação entre o preço da ação e o lucro por ação, indicando quanto os investidores estão pagando pela capacidade de a empresa gerar lucro.
- Liquidez (LIQ): Refere-se à liquidez em Bolsa de cada ação inserida na amostra. É válido informar que há diversas *proxies* para liquidez evidenciadas na literatura. Nesta tese utilizou-se a medida Negociabilidade, também empregada em Machado, M. A. V. e Medeiros (2011, 2012). Tal medida é mensurada conforme a Equação 12.

$$\text{Negociabilidade} = 100 \times \frac{p}{P} \times \sqrt{\frac{n}{N} \times \frac{v}{V}} \quad (11)$$

onde,

p é o número de dias em que existe pelo menos um negócio com a ação dentro do período analisado;

P é o número total de dias do período analisado;

n é o número de negócios com a ação dentro do período analisado;

N é o número de negócios com todas as ações dentro do período analisado;

v é o volume em dinheiro de negociações com a ação dentro do período analisado; e

V é volume em dinheiro de negociações com todas as ações dentro do período analisado.

A fim de caracterizar o ambiente econômico o qual o Brasil está inserido, assim como o mercado acionário brasileiro, foram inseridas, no modelo desenvolvido na presente tese, variáveis macroeconômicas e variáveis representativas do sentimento dos seus investidores (PERICOLLI; SBRACIA, 2003; MEDEIROS, 2005; MOOLMAN; TOIT, 2005; BAKER; WURGLER, 2006; CAPELLETTO; CORRAR, 2008; SINGH; MEHTA; VARSHA, 2011; GUPTA; MODISE, 2012; YOSHINAGA; CASTRO JR., 2012; BERGER; TURTLE, 2012; MAJUMDER, 2012, 2014; YANG, C.; ZHANG, R., 2014; FIRTH; WANG; WONG, 2015; SIBLEY *et al.*, 2016), sendo essas:

- Uma *proxy* para o retorno da carteira do mercado acionário brasileiro: Retorno do Ibovespa (RIBOV), amostrada em frequência diária;
- Uma *proxy* que indique a taxa de juros ou custo de oportunidade no Brasil: Taxa de variação do índice CDI (VCDI), amostrada em frequência diária;

- Uma *proxy* da atividade econômica do país: Taxa de crescimento do PIB real brasileiro (PIB), apresentada em frequência trimestral;
- Uma *proxy* para as relações cambiais entre o mercado interno e o mercado externo: Taxa de variação da taxa de câmbio PTAX compra (VPTAX), apresentada em frequência diária;
- Uma *proxy* da atividade econômica mundial: Taxa de crescimento do PIB norte-americano (PIBm), amostrada em frequência trimestral;
- Uma *proxy* da instabilidade econômica brasileira: Inflação medida pelo taxa de variação do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) (VIPCA), amostrada em frequência mensal;
- Uma *proxy* para a incerteza política e econômica brasileira: Variação do índice *Economic Policy Uncertainty* (VEPU), construído pela EPU. Tal metodologia é fundamentada na contagem de artigos de jornais que apresentam termos relacionados à incerteza, à economia e à política. Para o Brasil, a EPU utilizou como base o jornal Folha de São Paulo, amostrada em frequência mensal;
- Uma variável que expresse a corrupção no mercado brasileiro: Índice de corrupção, medido pelo *Corruption Perceptions Index* (CPIx), desenvolvido pela TI - organização não-governamental que monitora a corrupção no mundo (COR). O CPIx de um país ou de um território indica o nível de percepção da corrupção no setor público em uma escala de 0 (muito corrupto) a 100 (muito transparente), apresentada em frequência trimestral;
- Um indicador de risco do país: Variação do Índice de Títulos da Dívida de Mercados Emergentes ou *Emerging Markets Bond Index* (EMBI). Nesta tese foi utilizada a variação do índice EMBI + (VEMBI), amostrada em frequência diária;
- Uma variável que represente a volatilidade do mercado de ações: Volatilidade do Ibovespa (VOL), medida pelas taxas diárias de retorno real entre as cotações de fechamento observadas nos 21 últimos dias de negociação, apresentada em frequência diária;
- Uma *proxy* que represente o mercado acionário internacional: Retorno do índice S&P500 (RSP500), amostrada em frequência diária; e
- Uma variável comportamental que sintetize a racionalidade limitada do investidor: Os índices ICEI, o ICC, o INEC e o IEC são utilizados como *proxy*

para mensurar o sentimento dos investidores do mercado acionário brasileiro, ambos apresentados em frequência mensal.

De tal modo, com o intuito de responder a questão de pesquisa, alcançar os objetivos propostos e testar as hipóteses de pesquisa apresentadas, a análise foi conduzida baseando-se no modelo especificado como painel-MIDAS, conforme apresentado na Equação 12.

$$Y_{it} = \alpha + \beta' V_{it}^M + \lambda' V_t^E + \gamma' B(L^{1/m}; \theta) V_t^{E(m)} + u_{it} \quad (12)$$

onde,

Y_{it} é a variável dependente que se refere ao retorno da ação na data de fechamento das informações trimestrais;

α é o intercepto da regressão;

V_{it}^M é um vetor $n \times 1$ das n variáveis fundamentalistas;

β é um vetor $n \times 1$ dos coeficientes das n variáveis fundamentalistas;

V_t^E é um vetor das k variáveis macroeconômicas que estão na mesma frequência do que a variável dependente;

λ é um vetor $k \times 1$ dos coeficientes das k variáveis macroeconômicas que possuem a mesma frequência do que a variável dependente;

$V_t^{E(m)}$ é um vetor das z variáveis macroeconômicas e de cunho comportamental, que estão em uma frequência mais elevada do que a frequência da variável dependente;

γ é um vetor $z \times 1$ dos coeficientes das z variáveis macroeconômicas e de cunho comportamental, que possuem uma frequência maior do que a frequência da variável dependente;

u_{it} é o termo de erro $\sim N(0, \sigma^2)$.

Em face ao exposto, o modelo econométrico inicialmente proposto nesta tese, para explicar os retornos das ações contempladas no mercado acionário brasileiro, é:

$$\begin{aligned}
R_{it} = & \alpha_1 + \alpha_2 ROA_{it} + \alpha_3 ROE_{it} + \alpha_4 ACC_{it} + \alpha_5 EBIT_{it} + \alpha_6 MEBIT_{it} + \alpha_7 ML_{it} + \alpha_8 GA_{it} + \alpha_9 GAF_{it} + \alpha_{10} LC_{it} + \\
& \alpha_{11} CX_{it} + \alpha_{12} TAM_{it} + \alpha_{13} EG_{it} + \alpha_{14} M/B_{it} + \alpha_{15} P/L_{it} + \alpha_{16} LIQ_{it} + \alpha_{17} B(L^{1/m}; \theta) RIBOV_{it}^m + \alpha_{18} B(L^{1/m}; \theta) VCDI_{it}^m + \\
& \alpha_{19} PIB_{it} + \alpha_{20} B(L^{1/m}; \theta) VPTAX_{it}^m + \alpha_{21} PIBm_{it} + \alpha_{22} B(L^{1/m}; \theta) VIPCA_{it}^m + \alpha_{23} B(L^{1/m}; \theta) VEPU_{it}^m + \alpha_{24} COR_{it} + \alpha_{25} B(L^{1/m}; \theta) VEMBI_{it}^m + \\
& \alpha_{26} B(L^{1/m}; \theta) VOL_{it}^m + \alpha_{27} B(L^{1/m}; \theta) RSP500_{it}^m + \alpha_{28} B(L^{1/m}; \theta) ICC_{it}^m + \alpha_{29} B(L^{1/m}; \theta) ICEI_{it}^m + \alpha_{30} B(L^{1/m}; \theta) IEC_{it}^m + \alpha_{31} B(L^{1/m}; \theta) INEC_{it}^m + \varepsilon_{it} \quad (13)
\end{aligned}$$

No Quadro 2 estão expostas as variáveis utilizadas no modelo inicialmente proposto, assim como a tendência da relação das variáveis explanatórias com a variável dependente e seu respectivo sinal esperado.

Quadro 2 – Variáveis utilizadas no modelo proposto para explicar os retornos acionários, suas tendências e sinais esperados.

Variáveis	Tendência	Sinal esperado
RET	Variável dependente que representa o retorno real dos ativos.	
ROA	Quanto maior a lucratividade da empresa em relação aos investimentos totais, maior deve ser o retorno das ações.	+
ROE	Quanto maior a capacidade de uma empresa em agregar valor a ela mesma com o uso de recursos próprios, maior tende a ser o retorno das ações.	+
ACC	Um aumento dos <i>accruals</i> tende a influenciar negativamente os retornos dos ativos.	-
EBIT	Quanto maior a geração operacional de caixa da empresa, maior deve ser o retorno dos ativos.	+
MEBIT	Quanto maior a margem operacional da empresa, maior deve ser o retorno dos ativos.	+
ML	Quanto maior a margem líquida da empresa, maior tende a ser o retorno das ações.	+
GA	Um elevado índice de giro do ativo, tende a influenciar positivamente os retornos das ações.	+
GAF	Pela teoria da hierarquia das fontes no financiamento (<i>Pecking Order Theory</i>), as empresas obedecem a uma hierarquia ao utilizar recursos financeiros, preferindo inicialmente se financiar por recursos gerados internamente, seguidos pela emissão de dívidas e, por fim, pela emissão de novas ações. Isso porque, a presença de capital de terceiros sinaliza ao mercado que a empresa está com boa reputação, ou em boas condições de pagamento, perante os seus financiadores. Contudo há um limite de alavancagem. Com isso, até esse limite um aumento no GAF tende a influenciar positivamente os retornos das ações; após esse limite, a tendência é que essa influência seja negativa (<i>Static trade-off theory</i>).	+/-
LC	Quanto maior a capacidade de pagamento das obrigações de curto prazo da empresa, com recursos também de curto prazo, maior deve ser o retorno das ações.	+
CX	O desempenho operacional da empresa deve influenciar positivamente o retorno acionário.	+
TAM	Na literatura em finanças, pesquisas evidenciaram uma relação negativa entre os retornos acionários e o tamanho da empresa.	-
EG	Uma empresa demasiadamente endividada tende a influenciar negativamente os retornos acionários. Contudo, de acordo com a Teoria <i>Pecking Order</i> , conforme supramencionado, até	-/+

Variáveis	Tendência	Sinal esperado
	certo limite, uma empresa endividada pode sugerir ao mercado uma boa reputação ou boas condições de pagamento.	
M/B	Na literatura em finanças, pesquisas retrataram uma relação negativa entre o índice <i>market-to-book</i> e os retornos acionários (positiva entre o índice <i>book-to-market</i>).	-
P/L	Quanto maior a relação preço/lucro, maior deve ser o retorno das ações.	+
LIQ	Na literatura em finanças, há pesquisas que relataram tanto uma relação positiva, quanto uma relação negativa entre a liquidez e os retornos acionários.	+/-
RIBOV	O retorno do mercado deve influenciar positivamente os retornos dos ativos.	+
VCDI	Em geral, a taxa de juros, cuja <i>proxy</i> é a taxa do CDI, impacta os retornos acionários negativamente. Quando a taxa sobe, os preços dos títulos de renda fixa caem, fazendo com que investidores diversificados vendam ações para comprar títulos, provocando queda de preços no mercado acionário (efeito de rebalanceamento de <i>portfólio</i>).	-
PIB	Quanto maior a riqueza gerada pelo país, maior tende a ser o retorno das ações de suas empresas.	+
VPTAX	Se há empresas exportadoras dentro da amostra analisada, a influência da taxa de câmbio nos retornos acionários tende a ser positiva; caso contrário, negativa. A desvalorização cambial afeta as exportações como algo positivo, já que as empresas exportadoras recebem o valor das suas vendas em dólar. Assim, há um aumento em suas receitas e, conseqüentemente, nos seus lucros, elevando, portanto, o preço de suas ações.	+/-
PIBm	O PIB mundial deve influenciar positivamente os retornos dos ativos, pois está associado à maior atividade econômica e ao comércio internacionais e, conseqüentemente, a maiores volumes de negócios das empresas em geral.	+
VIPCA	Quanto maior a instabilidade econômica de um país, aqui representada pela inflação medida pelo IPCA, menor deve ser o retorno de suas ações.	-
VEPU	Quanto maior a incerteza política e econômica de um país, menor deve ser o retorno das ações listadas no mercado acionário de tal país.	-
COR	Uma alta pontuação CPI indica um país menos corrupto ou mais transparente. Logo, quanto maior o CPI de um país, maior deve ser o retorno das ações listadas em seu mercado acionário.	+
VEMBI	Quanto maior o nível de risco de um país, menos confiável financeiramente ele é. Logo, tal risco deve influenciar negativamente o retorno de seus ativos.	-
VOL	Quanto maior a volatilidade do mercado de ações, maior deve ser o retorno de suas ações, tendo em vista o <i>trade-off</i> risco-retorno.	+
RSP500	O retorno do índice S&P500 deve influenciar positivamente os retornos dos ativos.	+
ICC, ICEI, IEC, INEC	Um mercado acionário ineficiente e instável torna o mercado mais vulnerável à especulação e, por conseguinte, ao sentimento dos seus investidores. Assim, o índice que representa o sentimento do investidor deve apresentar relação negativa com o futuro retorno das ações das empresas listadas neste mercado.	-

Fonte: Elaboração própria.

A variável TAM, assim como as variáveis econômicas, quando cabível, foram deflacionadas pelo IPCA ou pelo Índice de Preço ao Consumidor dos Estados Unidos. Os preços deflacionados das ações das empresas analisadas, do Ibovespa e do índice S&P500 foram transformados em retornos, conforme exposto na Equação 14:

$$R_{i,t} = \ln\left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}}\right) = \ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1} \quad (14)$$

onde,

$R_{i,t}$ é o retorno da ação i , do Ibovespa ou do índice S&P500 no período t ;

$P_{i,t}$ é o preço deflacionado da ação i , do Ibovespa ou do índice S&P500 no período t ; e

$P_{i,t-1}$ é o preço deflacionado da ação i , do Ibovespa ou do índice S&P500 no período $t-1$.

Adicionalmente, cabe salientar que, em uma primeira abordagem, as variáveis apresentadas no Quadro 2 são as potencialmente incluídas no modelo proposto nesta tese. No entanto, em análise posterior, algumas dessas variáveis são excluídas a fim de que se obtenha um modelo mais robusto e parcimonioso. Isso porque, conforme supramencionado, para a construção do modelo econométrico foi adotado o conceito de modelagem proposto por Hendry (*General-to-Specific Modeling*) (HENDRY; RICHARD, 1982; GILBERT, 1986; HENDRY, 2000; GUPTA; MODISE, 2012; HENDRY; MIZON, 2014).

O método clássico para a construção de um modelo econométrico advinha de um modelo simples que, com a adição sequencial de fatores, tornava-se gradualmente mais complexo. Essa modelagem é conhecida como “específico para geral”. No entanto, Hendry criticou fortemente tal abordagem ao entender que nesse caso os testes de diagnóstico seriam realizados de forma limitada, como uma reflexão tardia. Assim, ele propôs uma metodologia para a construção de modelos econométricos que parte de um modelo amplo, estatisticamente robusto, para posteriormente restringi-lo em etapas sucessivas, a fim de se chegar a uma formulação final parcimoniosa. Tal metodologia sugere a utilização extensa de testes de diagnóstico com o objetivo de assegurar a adequação do modelo estatístico (HENDRY; RICHARD, 1982; GILBERT, 1986; HENDRY, 2000; HENDRY; MIZON, 2014), sendo já consagrada na literatura, haja vista os estudos que a utilizam (SUCARRAT; ESCRIBANO, 2012; HENDRY; MIZON, 2014; CLARKE, 2014).

5.3 Estimação do modelo

A estimação do modelo é realizada, inicialmente em painel-MIDAS, conforme a Equação 12. A modelagem painel-MIDAS é estruturada com dados agrupados ou *pooled regression*, isto é, sem efeitos.

Convém enfatizar que o método de estimação pretendido e utilizado para o modelo MIDAS foi a POLS (*pooled OLS*) porque não havia, até a conclusão da tese, nenhum *software* ou código computacional capaz de estimar regressões MIDAS com efeitos fixos ou aleatórios, apesar de extensivamente pesquisado nos programas conhecidos no mercado (Eviews, Stata, Matlab, R, Gretl, etc).

Em adição, buscando elaborar um teste de robustez do modelo MIDAS, um modelo de regressão convencional com as mesmas variáveis do modelo final MIDAS aqui desenvolvido é estimado. Nesse caso, as variáveis incluídas devem ser transformadas em frequência trimestral, visto essa ser a menor frequência apresentada entre as variáveis analisadas.

A estimação do modelo de regressão convencional também foi realizada com dados em painel. Contudo, tal modelo pode ser estimado por três métodos principais: regressão com dados agrupados ou *pooled regression* (sem efeitos); efeitos fixos; e efeitos aleatórios. Na presente pesquisa, os três métodos foram estimados, com os resultados e conclusões baseando-se naquele identificado como o mais robusto. Para tal identificação, os testes *Breusch-Pagan*, *Hausman* e *Chow* foram elaborados.

O teste *Breusch-Pagan*, para dados em painel, tem por finalidade verificar a presença do erro composto, sendo essencial para que os efeitos aleatórios possam ser utilizados. Esse teste fundamenta-se nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: não há o erro composto ou os resíduos são homoscedásticos; e

Hipótese alternativa: há o erro composto ou os resíduos são heteroscedásticos.

O teste *Hausman* visa a detectar se o estimador da regressão por efeitos aleatórios é consistente, quando comparado ao estimador da regressão por efeitos fixos, apoiando-se nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: não há correlação entre os efeitos individuais e as variáveis independentes ou o estimador de efeitos aleatórios é mais robusto; e

Hipótese alternativa: há correlação entre os efeitos individuais e as variáveis independentes ou o estimador de efeitos fixos é mais robusto.

Por fim, o teste *Chow* tem por objetivo identificar a diferença estatística entre o modelo *pooled* e o modelo estimado por efeitos fixos, baseando-se nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: os interceptos são comuns; e

Hipótese alternativa: os interceptos são diferentes.

Após a identificação do modelo mais robusto a ser comparado ao modelo estimado pela regressão MIDAS (*pooled*, estimado por efeitos fixos ou estimado por efeitos aleatórios), foram realizados os seguintes testes a fim de validar os resultados desses modelos: testes de raiz unitária, autocorrelação, heteroscedasticidade, normalidade, multicolinearidade e endogeneidade, sucintamente apresentados abaixo:

1) Testes de Raiz Unitária:

Os testes de raiz unitária são aplicados para verificar a estacionaridade das séries temporais. Para tal, foram utilizados os testes *Augemented Dickey-Fuller* (ADF) – Fisher e *Phillips-Perron* (PP) – Fisher. A vantagem dos testes Fisher é que eles não requerem um painel balanceado. Além disso, é possível usar diferentes comprimentos de *lag* na regressão individual do ADF e, ainda, serem realizados para qualquer teste de raiz unitária derivado (MADDALA; WU, S., 1999). A diferença entre o teste ADF e o teste PP é que o ADF adiciona *lags* na variável dependente como regressores adicionais; o PP é a mesma regressão do teste *Dickey-Fuller* (DF) estimada com uma correção não paramétrica para correlação serial e heteroscedasticidade, utilizando a matriz de variância de *Newey-West* (VITA; ABBOTT, 2002). Tais testes são baseados nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: a série é não estacionária; e

Hipótese alternativa: a série é estacionária.

Caso as séries sejam $I(1)$, é necessário diferenciá-las de modo a eliminar a não estacionaridade, tornando-as $I(0)$. Ressalta-se que esses testes não são necessários para os retornos, tendo em vista que as séries dos retornos são consideradas $I(0)$ na literatura de finanças.

2) Teste de autocorrelação:

A fim de identificar a ausência de autocorrelação dos resíduos, aplicou-se o teste *Breusch-Godfrey*. De acordo com Greene (2002), na presença de autocorrelação dos resíduos, os coeficientes estimados por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) são consistentes, mas ineficientes. O teste de autocorrelação fundamenta-se nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: ausência de autocorrelação dos resíduos; e

Hipótese alternativa: evidências de autocorrelação dos resíduos.

Na presença de autocorrelação dos resíduos, a matriz robusta de *Newey-West* deve ser utilizada para corrigir os erros-padrões dos coeficientes.

3) Teste de Heteroscedasticidade:

Com o intuito de analisar se os resíduos são homoscedásticos, o teste de *Breusch-Pagan-Godfrey* é realizado. Esse teste, também conhecido como estatística Multiplicador de *Lagrange* (LM), é apoiado nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: os resíduos são homoscedásticos; e

Hipótese alternativa: os resíduos são heteroscedásticos.

Na ocorrência de heteroscedasticidade, é feita a correção dos erros-padrões por meio da matriz de variância-covariância de *White*, que se tornam robustos na presença de heteroscedasticidade.

4) Teste de normalidade:

Com o objetivo de verificar se a distribuição dos resíduos é gaussiana, o teste *Jarque-Bera* é realizado, baseando-se nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: os resíduos são normalmente distribuídos; e

Hipótese alternativa: os resíduos não são normalmente distribuídos.

Segundo Baltagi (2005), se os resíduos não apresentam distribuição normal, mas o tamanho da amostra é suficientemente grande, pode-se supor que os coeficientes têm distribuição assintoticamente normal, fundamentando-se no Teorema do Limite Central.

5) Multicolinearidade:

O indicativo mais claro da presença de multicolinearidade, quando há alta correlação entre as variáveis independentes, ocorre quando o R^2 apresenta-se elevado, mas os coeficientes da regressão não são estatisticamente significativos. Ademais, os erros-padrões, em consequência, também estarão viesados para cima. A multicolinearidade muitas vezes é entendida como um problema mais relacionado aos dados utilizados do que aos métodos de estimação ou modelos.

Para testar a presença de multicolinearidade utilizou-se o teste Fator de Inflação de Variância (FIV). Entende-se que há presença de multicolinearidade em uma regressão quando

o teste FIV apresenta valor igual ou superior a 10 (dez), ou igual ou superior a 5 (cinco), em uma análise mais criteriosa.

Heij *et al.* (2004) afirmam que na presença de multicolinearidade algumas possíveis soluções podem ser adotadas, entre essas: (a) aumentar a amostra; (b) retirar do modelo algumas variáveis explicativas; (c) transformar as variáveis altamente correlacionadas em índices.

6) Teste de endogeneidade:

Com o objetivo de identificar a presença de variáveis endógenas nos modelos, foi aplicado o teste de *Hausman* para endogeneidade. Para a elaboração de tal teste, são realizados os seguintes passos, de acordo com Hill, Griffiths e Judge (2001) e Wooldridge (2013):

1) Para cada variável endógena suspeita, estima-se uma regressão na forma reduzida, em que a variável endógena suspeita é a variável dependente e as variáveis consideradas exógenas são os regressores;

2) Os resíduos de cada regressão na forma reduzida são salvos;

3) É estimada a regressão estrutural com a inclusão dos resíduos salvos de cada regressão reduzida;

4) O Teste-*t* é aplicado aos resíduos. Caso os resíduos apresentem significância estatística, as variáveis correspondentes são endógenas; caso os resíduos não apresentem significância estatística, as variáveis correspondentes são exógenas.

O teste de *Hausman* para endogeneidade é fundamentado nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: os regressores são exógenos; e

Hipótese alternativa: os regressores são endógenos.

Caso sejam identificadas variáveis independentes endógenas, o painel deve ser estimado por Mínimos Quadrados de dois estágios (2SLS), Máxima Verossimilhança (MV) ou Método dos Momentos Generalizados (GMM).

5.4 Projeções

A projeção dos retornos acionários é um tema fundamental na teoria de finanças, entre os acadêmicos e os profissionais, visto que, além de contestar a HME, as estratégias de investimento e a diversificação de portfólio consistem nos principais desafios dos investidores financeiros (HADHRI; FTITIB, 2017).

Para que seja possível realizar a projeção, torna-se essencial que a série a ser projetada apresente dependência temporal. Logo, a dependência temporal é a chave para elaborar uma

projeção (GONZALEZ-RIVIERA, 2013). A dependência temporal é verificada com base no Teste Ljung-Box (1978), ou Estatística-Q, teste esse fundamentado nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: ausência de autocorrelação ou as autocorrelações até k lags são iguais a zero; e

Hipótese alternativa: presença de autocorrelação ou as autocorrelações até k lags são diferentes de zero.

As projeções podem ser realizadas dentro da amostra ou fora da amostra. As projeções dentro da amostra são aquelas geradas para o mesmo conjunto de dados que foi utilizado para estimar os parâmetros do modelo. No entanto, uma abordagem sensata à avaliação do modelo, mediante um exame da precisão da projeção, requer que nem todas as observações sejam utilizadas na estimativa dos parâmetros do modelo. Sendo assim, algumas observações devem ser retidas e, essa última amostra, também conhecida como amostra de retenção ou amostra de previsão, é aplicada para construir previsões fora da amostra (GONZALEZ-RIVIERA, 2013; BROOKS, C., 2014).

Diante do exposto, a projeção fora da amostra é realizada, com o objetivo de avaliar as projeções dos modelos (MIDAS, convencional e baseado na média histórica). Para tal, definiu-se como janela de estimação o período de 2010 a 2015 e como janela de projeção o ano de 2016. O objetivo é realizar projeções 1 (hum) passo à frente dos retornos trimestrais, por meio do método denominado “janela móvel”. Ressalta-se que tais projeções são elaboradas para dados em painel.

Aqui cabe informar que se os preditores são fracos, a inclusão deles na equação da projeção resulta em projeções de baixa precisão, as quais podem ser superadas pela simples média histórica. Por esse motivo, ao analisar as projeções de um modelo desenvolvido, diversos estudos utilizam como *benchmark* a média histórica (CAMPBELL; THOMPSON, 2008; WELCH; GOYAL, 2008; RAPACH; STRAUSS; ZHOU, G., 2010; LIMA; MENG, 2017).

Com o intuito de averiguar a acurácia da projeção dos modelos, os testes erro quadrático médio (MSE) e erro absoluto médio (MAE) são realizados, respectivamente, conforme as Equações 15 e 16.

$$\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (15)$$

$$\frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{n} \quad (16)$$

onde,

e_t é o erro de previsão, sendo calculado pela diferença entre o valor observado e o valor previsto ($y_t - \hat{y}_t$), no tempo t ; e

n é o número de observações.

Vale salientar que diversos são os estudos que utilizam o MSE e o MAE para testar a acurácia das previsões, sobretudo o MSE, tanto para séries temporais, quanto para dados em painel, ao considerar que os menores valores de MSE e de MAE sugerem uma projeção mais adequada (BALTAGI, 2005; BALTAGI; PIROTTE, 2013, 2014; MORALES-ARIAS; MOURA, 2013; ROCA; MÓL, 2015; JIANG; GUO; ZHANG, Y., 2017; LIMA; MENG, 2017). Contudo, a fim de identificar se os modelos possuem a mesma capacidade preditiva, é oportuno realizar, ainda, o teste de Diebold e Mariano (1995), baseado nas seguintes hipóteses:

Hipótese nula: as duas previsões apresentam precisão de previsão igual; e

Hipótese alternativa: as duas previsões apresentam precisão de previsão diferente.

Por fim, com o intuito de possibilitar que os investidores realizem estratégias de investimentos, carteiras foram montadas com base nas projeções do modelo MIDAS. Primeiramente, em cada período projetado, foram separadas por tercil as empresas com os maiores retornos projetados (inseridas no 1º tercil) e as empresas com os menores retornos projetados (contempladas no 3º tercil), sendo, então, criadas 2 (duas) carteiras a partir de tais retornos, a Carteira 1 e a Carteira 2, respectivamente. O objetivo foi verificar se as projeções dos retornos acionários, realizadas pelo modelo MIDAS, admitem a montagem de carteiras ao identificar, de forma satisfatória, as empresas com maiores e menores retornos. Em seguida, os retornos médios projetados e o desempenho projetado dessas carteiras foram comparados com seus respectivos retornos médios e desempenho reais, buscando verificar se os valores projetados, em média, são superiores ou inferiores aos valores observados. É válido salientar que há na literatura de finanças, estratégias de investimentos baseadas no “momento”. Para tal, é necessária a construção de carteiras de ativos com base nas ações “vencedoras” e nas ações “perdedoras”. Isso porque, a estratégia “momento” consiste em comprar ações “vencedoras” e vender ações “perdedoras”, sendo fundamentada na premissa de que as ações que alcançaram o maior retorno em um período passado tendem a atingir um retorno mais elevado futuramente,

se comparadas às ações que apresentaram um desempenho ruim no mesmo período. Jegadeesh e Titman (1993, 2001), Carhart (1997) e Rouwenhorst (1998) verificaram que a estratégia “momento” apresentou ganhos significativos no curto prazo, em especial, em períodos de três a doze meses. Por outro lado, De Bondt e Thaler (1985) identificaram que a estratégia inversa evidenciou ganhos no longo prazo, sobretudo em horizontes de três a cinco anos.

Posteriormente, uma carteira teórica foi montada, a Carteira 3, exibindo as empresas que alcançaram os maiores retornos reais em cada período, empresas essas inseridas no 1º tercil. A finalidade aqui é verificar se os retornos e o desempenho médios reais da Carteira 1, construída com base nos valores projetados pelo modelo desenvolvido nesta tese, se distanciam excessivamente dos retornos e desempenho médios da carteira, estritamente teórica, que exhibe as empresas que obtiveram os maiores retornos em cada período analisado (Carteira 3). É oportuno informar que o desempenho das carteiras aqui construídas é mensurado pelo ISG⁵, apresentado na Equação 17.

$$ISG = \frac{(R_c - R_f)}{\sigma_{R_c - R_f}} \quad (17)$$

onde,

R_c é o retorno da carteira;

R_f é o retorno livre de risco; e

$\sigma_{R_c - R_f}$ é o desvio-padrão do retorno excedente da carteira.

⁵ Em face do período escolhido para a realização das projeções, o índice de Treynor e o Alfa de Jensen, também identificados na literatura como indicadores de desempenho de uma carteira, não foram empregados nesta tese.

6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

6.1 Análise dos resultados do modelo para retornos acionários

O modelo proposto nesta tese emprega a modelagem MIDAS. No entanto, conforme anteriormente mencionado, com a finalidade de realizar um teste de robustez do modelo, um modelo de regressão convencional para dados em painel, com as mesmas variáveis do modelo MIDAS, foi estimado e, em seguida, seus resultados foram confrontados, a fim de que seja identificado o mais robusto.

Desse modo, o presente tópico mostra os resultados do modelo final alcançado, para a explicação dos retornos acionários, construído por intermédio da abordagem proposta por Hendry (2000).

6.1.1 Análise da estatística descritiva

Antecedendo a análise da estatística descritiva das variáveis inseridas no modelo, os testes de raiz unitária ADF-Fisher e PP-Fisher foram elaborados, com o objetivo de verificar a estacionaridade ou não das séries dessas variáveis. Os resultados de tais testes são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Resultados dos testes ADF – Fisher e PP – Fisher para raízes unitárias das variáveis do modelo MIDAS

Variáveis	Teste ADF – Fisher		Teste PP – Fisher	
	Estatística-t	P-valor	Estatística-t	P-valor
RET	1757,74	0,0000***	3307,94	0,0000***
ROA	1233,12	0,0000***	1997,24	0,0000***
ROE	1319,23	0,0000***	2260,82	0,0000***
ACC	1394,86	0,0000***	1630,30	0,0000***
EBIT	1256,67	0,0000***	1993,48	0,0000***
MEBIT	1199,62	0,0000***	1987,10	0,0000***
ML	1185,35	0,0000***	2083,15	0,0000***
GA	986,248	0,0000***	1515,59	0,0000***
GAF	1625,47	0,0000***	2773,70	0,0000***
LC	699,113	0,0000***	909,494	0,0000***
CX	1137,66	0,0000***	1382,55	0,0000***
TAM	2001,15	0,0000***	3491,14	0,0000***
EG	452,893	0,0088***	574,552	0,0000***
M/B	308,426	0,9674	349,367	0,5891
P/L	1560,10	0,0000***	2829,93	0,0000***
LIQ	763,660	0,0000***	769,033	0,0000***
RIBOV	-47,32194	0,0001***	-47,23529	0,0001***

Variáveis	Teste ADF – Fisher		Teste PP – Fisher	
	Estatística-t	P-valor	Estatística-t	P-valor
VCDI	-6,420849	0,0000***	-42,46524	0,000***
PIB	-1,994038	0,2869	-4,975427	0,0004***
VPTAX	-38,96216	0,0000***	-38,96216	0,0000***
PIBm	-5,257967	0,0002***	-5,257853	0,0002***
VIPCA	-9,553246	0,0000***	-9,594777	0,0000***
VEPU	-11,85888	0,0001***	-11,85888	0,0001***
COR	-1,907175	0,3242	-1,939141	0,3104
VEMBI	-51,00632	0,0001***	-51,52214	0,0001***
VOL	-4,508285	0,0002***	-4,732287	0,0001***
RSP500	-47,76545	0,0001***	-47,75779	0,0001***
ICC	-0,798657	0,8141	-0,873744	0,7919
ICEI	-1,775090	0,3903	-1,786456	0,3848
IEC	-1,203968	0,6695	-1,328991	0,6127
INEC	-1,206017	0,6686	-1,055197	0,7299

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Os resultados retratados na Tabela 1 demonstraram que as séries das variáveis M/B, COR, ICC, ICEI, IEC e INEC apresentaram raiz unitária tanto no teste ADF – Fisher, quanto no teste PP – Fisher. A série da variável PIB apresentou-se não estacionária de acordo com os resultados do teste ADF – Fisher. Diante de tais resultados, como as séries dessas variáveis são $I(1)$, foi necessário diferenciá-las de modo a eliminar a não estacionaridade, tornando-as $I(0)$. Os resultados estão divulgados na Tabela 2.

Tabela 2 – Resultados dos testes ADF-Fisher e PP-Fisher - 1ª diferença

Variáveis	Teste ADF – Fisher		Teste PP - Fisher	
	Estatística-t	P-valor	Estatística-t	P-valor
M/B	1606,91	0,0000***	3048,58	0,0000***
PIB	-2,844491	0,0700*	-8,433283	0,0000***
COR	-4,929004	0,0005***	-4,929004	0,0005***
ICC	-5,022335	0,0001***	-8,835618	0,0000***
ICEI	-7,120596	0,0000***	-7,241001	0,0000***
IEC	-4,797873	0,0002***	-8,299709	0,0000***
INEC	-10,80500	0,0001***	-10,79281	0,0001***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Após a realização dos testes de raiz unitária, elaborou-se a estatística descritiva das variáveis inicialmente inseridas no modelo MIDAS. Os resultados da estatística descritiva são divulgados na Tabela 3.

Tabela 3 – Resultados da estatística descritiva das variáveis inicialmente inseridas na regressão MIDAS

	RET	ROA	ROE	ACC	EBIT	MEBIT	ML	GA	GAF	LC	CX
Média	-0,0176	0,0139	0,0121	0,0070	0,0144	0,0177	0,2509	0,1858	18,1333	1,8306	-0,0036
Mediana	-0,0046	0,0155	0,0209	-0,0008	0,0152	0,0933	0,0395	0,1639	1,2538	1,5048	0,0082
Máximo	2,7263	0,5299	19,719	4,6251	0,8738	2102,236	1980,084	1,7409	109437,4	30,218	11,8886
Mínimo	-6,4224	-0,8774	-17,073	-0,6776	-0,8750	-710,4734	-603,9974	-0,2928	-19101,6	0,0040	-5,6727
Desv.Pad.	0,2518	0,0452	0,7017	0,1538	0,0447	30,4832	30,9916	0,1344	1550,051	1,899	0,2500
Assimetria	-3,2642	-4,4221	2,2999	16,929	-2,7673	58,6189	48,2407	2,2034	64,7233	7,8756	12,2016
Curtose	89,228	86,765	411,57	387,2682	105,4844	4262,773	3141,859	13,5130	4629,459	93,9171	1100,669
Jarque-Bera	1675044	1589226	37397827	33333105	2359543	4,07E+09	2,21E+09	29106,96	4,80E+09	1907140	2,70E+08
Probabilidade	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Observações	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376	5.376
Cross-sections	192	192	192	192	192	192	192	192	192	192	192
Frequência	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral
	TAM	EG	M/B	P/L	LIQ	RIBOV	VCDI	PIB	VPTAX	PIBm	VIPCA
Média	0,0009	0,9911	-0,0077	52,9141	0,2869	-4,96E-05	-5,68E-05	0,0356	0,0004	0,0357	-5,06E-05
Mediana	0,0005	0,6147	-0,0017	24,6101	0,0200	-0,0001	0,0000	-0,3631	3,18E-05	0,0123	9,99E-05
Máximo	0,09623	206,5472	6,9276	119442,3	10,370	0,0860	5,9564	7,6468	0,0403	0,3019	0,0046
Mínimo	-0,0848	0,0535	-3,1643	-59532,88	0,0000	-0,0589	-9,1960	-5,2607	-0,0589	-0,0839	-0,0060
Desv.Pad.	0,0055	5,2494	0,3316	2379,468	0,7817	0,0113	0,3005	4,0196	0,0085	0,0885	0,0023
Assimetria	2,0157	26,9873	5,4338	19,95653	6,8761	0,2310	-13,0289	0,5346	-0,0135	1,3051	-0,2580
Curtose	92,939	912,4765	107,231	1409,619	62,413	7,1420	597,2296	2,1647	6,6633	4,4262	2,4654
Jarque-Bera	1815590	1,86E+08	2131465	4.37E+08	824389,8	1849,763	26917355	2,0712	1021,083	10,3222	1,9322
Probabilidade	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,3550	0,0000	0,0057	0,3806
Observações	5.376	5.376	4.658	5.292	5.320	2.556	1.826	27	1.826	28	84
Cross-sections	192	192	192	192	192	-	-	-	-	-	-
Frequência	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Trimestral	Diária	Diária	Trimestral	Diária	Trimestral	Mensal
	VEPU	COR	VEMBI	VOL	RSP500	ICC	ICEI	IEC	INEC		
Média	0,1597	0,1111	0,0005	1,4479	0,0007	-0,5996	-0,2470	-0,3373	-0,1891		
Mediana	0,0462	0,0000	0,0000	1,3228	0,0008	-0,7000	-0,4000	0,0000	0,0000		

Máximo	3,1546	5,0000	0,3368	3,2318	0,0671	11,8500	4,5000	11,0000	7,7000
Mínimo	-0,7356	-5,0000	-0,2468	0,7514	-0,0624	-10,7700	-4,9000	-11,0000	-5,1000
Desv.Pad.	0,6810	1,4763	0,0234	0,4725	0,0109	4,4704	1,6798	4,6755	1,9814
Assimetria	2,1275	-0,1209	1,0329	1,2316	-0,1134	-0,0194	0,2945	0,1579	0,2742
Curtose	9,2162	10,6719	27,2767	4,5541	6,5131	3,03577	4,3542	2,7342	5,3573
Jarque-Bera	198,6088	66,28115	63221,24	645,5399	942,8997	0,0096	7,5418	0,5892	20,2577
Probabilidade	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,9952	0,0230	0,7448	0,0000
Observações	84	27	2.556	1.826	1.826	83	83	83	83
Cross-sections	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Frequência	Mensal	Trimestral	Diária	Diária	Diária	Mensal	Mensal	Mensal	Mensal

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

A Tabela 3 informa que as variáveis estão amostradas em frequências distintas. A variável dependente (RET), as variáveis fundamentalistas (ROA, ROE, ACC, EBIT, MEBIT, ML, GA GAF, LC, CX, TAM, EG, M/B, P/L e LIQ), o PIB, o PIBm e o COR estão apresentadas em uma frequência trimestral; as variáveis VIPCA, VEPU, ICC, ICEI, IEC e INEC em uma frequência mensal; e, finalmente, as variáveis RIBOV, VCDI, VPTAX, VEMBI, VOL e RSP500, em uma frequência diária. Observa-se, ainda, a existência de 192 empresas (*cross-sections*) contempladas na amostra. Em adição, verifica-se que, com exceção das variáveis RET, CX, M/B, RIBOV, VCDI, VIPCA, ICC, ICEI, IEC e INEC, a média das demais é positiva e os maiores desvios-padrão são das variáveis GAF e P/L. Por fim, ao nível de significância de 5%, todas as variáveis, exceto PIB, VIPCA, ICC e IEC, apresentaram evidências de não-normalidade, de acordo com o teste *Jarque-Bera*.

Em seguida, com o objetivo de identificar, em uma análise simultânea, a associação entre as variáveis independentes informadas na Tabela 3, suas correlações foram identificadas. Tais resultados estão evidenciados na Tabela A.1 do Apêndice A desta tese.

Ao analisar a Tabela A.1 é possível identificar que os pares de variáveis EBIT-ROA, ML-MEBIT, CX-ACC, PIBm-VPTAX e IEC-ICC apresentam correlação muito forte, com os respectivos valores: 1,0; 0,9; -0,9; 1,0; e 0,9. Os pares formados pelas variáveis VIPCA-PIB, VEMBI-RIBOV, VEMBI-VPTAX, VEMBI-PIBm e INEC-IEC evidenciaram forte correlação (-0,7; -0,8; 0,7; 0,7; e 0,7, respectivamente). Adicionalmente, os pares CX-ROA (0,6), CX-EBIT (0,6), VPTAX-RIBOV (-0,6), PIBm-RIBOV (-0,6), VEPU-VCDI (-0,5), RSP500-VPTAX (0,6); RSP500-PIBm (0,5), ICEI-COR (0,5), ICEI-ICC (0,5), IEC-ICEI (0,5), INEC-ICC (0,6) e INEC-ICEI (0,6) mostraram-se moderadamente correlacionados. Todas as correlações aqui destacadas foram estatisticamente significativas ao nível de 1%.

Após a análise das correlações entre as variáveis explicativas, iniciou-se a análise econométrica, apresentada no Subtópico 6.1.2.

6.1.2 Análise econométrica

A construção do modelo desenvolvido nesta tese segue a abordagem defendida por Hendry (2000). Assim, primeiramente, estimou-se um modelo MIDAS com todas as variáveis incluídas na Tabela 3. Os resultados dessa estimação estão apresentados no Apêndice A (Tabela A.2) desta tese. Em seguida, buscando atingir uma formulação parcimoniosa e robusta, foi realizado o teste FIV em todas as variáveis contempladas no modelo, com a finalidade de

identificar a presença de multicolinearidade na regressão. Os resultados de tal teste também estão demonstrados no Apêndice A (Tabela A.3).

Aqui torna-se importante salientar que a modelagem MIDAS requer a inclusão de *lags*, assim como possibilita a identificação da melhor parametrização para os coeficientes de alta frequência. A inclusão de *lags* e a escolha da parametrização dos coeficientes basearam-se no critério informacional de *Akaike*. Para a parametrização dos coeficientes de alta frequência, a função de defasagens de Almon mostrou-se a mais robusta.

Após a estimação do modelo abrangente, em que todas as variáveis apresentadas na Tabela 3 são inseridas na regressão MIDAS, ajustes foram realizados, tanto com o intuito de eliminar a presença de multicolinearidade identificada no teste FIV, com resultados divulgados no Apêndice A (Tabela A.3), quanto para obter uma formulação final parcimoniosa. Dessa forma, o modelo econométrico final desenvolvido para explicar os retornos acionários é apresentado na Equação 18.

$$R_{it} = \alpha_1 + \alpha_2 ROE_{it} + \alpha_3 GAF_{it} + \alpha_4 CX_{it} + \alpha_5 TAM_{it} + \alpha_6 M / B_{it} + \alpha_7 B(L^{1/90}; \theta) RIBOV_t^m + \alpha_8 B(L^{1/60}; \theta) VCDI_t^m + \alpha_9 B(L^{1/60}; \theta) VPTAX_t^m + \alpha_{10} PIB_{it} + \alpha_{11} B(L^{1/3}; \theta) VIPCA_t^m + \alpha_{12} B(L^{1/3}; \theta) VEPU_t^m + \alpha_{13} B(L^{1/90}; \theta) VEMBI_t^m + \alpha_{14} B(L^{1/60}; \theta) RSP500_t^{60} + \alpha_{15} B(L^{1/3}; \theta) INEC_t^m + \varepsilon_{it} \quad (18)$$

Com base no exposto, visando realizar um teste de robustez do modelo desenvolvido nesta tese, apresentado na Equação 18, estimou-se um modelo de regressão convencional (dados em painel). De tal modo, as mesmas variáveis contempladas no modelo estimado pela regressão MIDAS foram inseridas na regressão convencional. Contudo, a estimação do modelo de regressão com dados em painel requer que todas as variáveis estejam na mesma frequência, sendo essa a mais baixa entre todas as variáveis do modelo. Assim, as frequências das variáveis RIBOV, VCDI, VPTAX, VIPCA, VEPU, VEMBI, RSP500 e INEC foram convertidas para a frequência trimestral, haja vista estarem amostradas, no modelo estimado por MIDAS, em frequências diárias ou mensais.

É importante aqui frisar a necessidade de executar novamente os testes de raiz unitária ADF-Fisher e PP-Fisher para as séries das variáveis que sofreram transformações em suas frequências. Com base nos resultados, todas as séries das variáveis transformadas para a frequência trimestral revelaram-se $I(0)$, com exceção da série da variável INEC. Logo, dado que essa série é $I(1)$, foi necessário diferenciá-la, a fim de eliminar a não estacionaridade identificada. Os resultados aqui declarados estão ilustrados nas Tabelas A.4 e A.5, inseridas no Apêndice A.

Após os resultados do teste de raiz unitária, elaborou-se a estatística descritiva das variáveis incorporadas ao modelo clássico que tiveram suas frequências transformadas para uma frequência trimestral, localizada na Tabela A.6, do Apêndice A, desta tese. Em adição, a Tabela A.7 informa os resultados das correlações entre as variáveis explicativas contempladas no modelo clássico.

Em sequência à análise descritiva dos dados, os três métodos de estimação do modelo convencional para dados em painel foram aplicados: estimação com dados agrupados (*pooled* ou POLS); estimação com efeitos fixos; e estimação com efeitos aleatórios.

Com base nos resultados dos testes *Breusch-Pagan*, *Hausman* e *Chow*, divulgados na Tabela 4, o método de estimação identificado como o mais robusto é o de efeitos fixos.

Tabela 4 – Resultados dos testes realizados para a escolha do método de estimação

Testes	Estatística	P-valor
<i>Breusch-Pagan</i>	6,6593	0,0099***
<i>Hausman</i>	52,5080	0,0000***
<i>Chow</i> (F)	1,5741	0,0000***
<i>Chow</i> (Qui-quadrado)	285,3857	0,0000***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Em face ao exposto, o modelo MIDAS é comparado ao modelo convencional com efeitos fixos, para que seja identificado o que possui melhor poder explicativo para os retornos das ações. No entanto, antes de serem apresentados os resultados da estimação do modelo MIDAS e os resultados da comparação entre esses modelos, são mostrados os resultados dos testes realizados para a análise dos pressupostos (autocorrelação, heteroscedasticidade, normalidade, multicolinearidade e endogeneidade) para os dois modelos (MIDAS e convencional estimado com efeitos fixos).

Inicialmente, a Tabela 5 informa os resultados dos seguintes testes: *Breusch-Godfrey*, com o intuito de identificar ausência de autocorrelação dos resíduos; *Breusch-Pagan-Godfrey*, objetivando detectar se os resíduos são homoscedásticos ou heteroscedásticos; e *Jarque-Bera*, com a finalidade de identificar se a distribuição dos resíduos é gaussiana.

Tabela 5 - Resultados do teste de autocorrelação, heteroscedasticidade e normalidade

Testes	Informações dos testes	MIDAS	Convencional (efeitos fixos)	Conclusão
<i>Breusch-Godfrey</i> (Autocorrelação)	Valor calculado	23,2803	33,2906	Não há evidências de autocorrelação
	Lags	1	1	
	Nº de observações	4.497	4.114	
	Graus de Liberdade	4.482	4.099	
	Valor tabelado	4638,8608	4249,0580	
<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i> (Heteroscedasticidade)	Valor calculado	245,4058	1033,2126	Não há evidências de heteroscedasticidade
	Nº de observações	4.497	4.300	
	Graus de Liberdade	4.483	4.286	
	Valor tabelado	4639,8782	4439,4175	
<i>Jarque-Bera</i> (Normalidade)	Valor calculado	105593,0	180361,9	Há evidências de não normalidade
	P-valor	0,0000***	0,0000***	

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

É possível verificar que os resultados do teste *Breusch-Godfrey* confirmaram a não rejeição da hipótese nula de não autocorrelação dos resíduos, tanto para o modelo estimado por MIDAS, quanto para o modelo convencional estimado por efeitos fixos. Adicionalmente, os resultados do teste *Breusch-Pagan-Godfrey*, em ambos os modelos, não rejeitaram a hipótese nula de homoscedasticidade. Os resultados do teste *Jarque-Bera* indicam que há evidências de não-normalidade dos resíduos, para as duas modelagens analisadas. No entanto, conforme anteriormente informado, de acordo com Baltagi (2005), em amostras pequenas, a hipótese da normalidade é fundamental para permitir os testes de hipóteses; em amostras grandes, como é o caso desta pesquisa, é válido supor, em consonância com o Teorema do Limite Central, que os coeficientes têm distribuição assintoticamente normal e as estatísticas-teste têm distribuição assintoticamente *t-Student*.

Posteriormente, a fim de identificar a ausência ou presença de multicolinearidade entre as variáveis contempladas nos modelos (MIDAS e convencional), o teste FIV foi aplicado e seus resultados estão exibidos na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultados do teste de multicolinearidade

Variáveis	FIV	
	MIDAS	Efeitos fixos
C	NA	NA
ROE	1,1977	1,3541
GAF	1,0123	1,1695
CX	1,0809	1,9655
TAM	1,0390	1,1209
M/B	1,2238	1,2045

Variáveis	FIV	
	MIDAS	Efeitos fixos
RIBOV	2,3061	1,6139
VDCI	4,0496	2,5821
VPTAX	2,0736	3,1735
PIBm	2,6276	2,6883
VIPCA	2,1066	1,3693
VEPU	2,6632	1,8783
VEMBI	2,5830	2,8570
SP500	2,2689	1,6952
INEC	1,9658	1,8337

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

De acordo com os resultados divulgados na Tabela 6, é possível verificar que não há indícios de multicolinearidade entre as variáveis independentes dos modelos estimados por MIDAS e por efeitos fixos, haja vista que os valores FIV são menores do que 10 (dez) ou, em análise mais criteriosa, menores do que 5 (cinco).

Por fim, buscou-se identificar a presença de variáveis endógenas nos modelos MIDAS e convencional, por meio do teste de *Hausman* para endogeneidade. De acordo com os resultados desse teste, não há evidências de variáveis endógenas nos modelos analisados, tendo em vista a não rejeição da hipótese nula de que os regressores são exógenos (variável suspeita: ROE, teste de *Hausman*: p-valor 0,1660; variável suspeita: CX, teste de *Hausman*: p-valor 0,7478; variável suspeita: TAM, teste de *Hausman*: p-valor 0,9799; variável suspeita: M/B, teste de *Hausman*: p-valor 0,2782).

Após os testes para a análise dos pressupostos, os resultados da estimação do modelo MIDAS são apresentados no Subtópico 6.1.3.

6.1.3 Resultados da estimação do modelo MIDAS (POLS-MIDAS)

Os resultados da estimação do modelo final desenvolvido nesta tese para a explicação dos retornos acionários, por meio da modelagem MIDAS, estão apresentados na Tabela 7. Observa-se que os resultados da estimação do modelo convencional, estimado por efeitos fixos, estão evidenciados no Apêndice A (Tabela A.8). Isso porque, como tal modelo convencional foi elaborado apenas com o objetivo de gerar um *benchmark* para teste de robustez do modelo MIDAS, optou-se por divulgar os resultados de sua estimação somente no Apêndice A. Entretanto, as informações relevantes para que tal comparação seja realizada estão exibidas no Subtópico 6.1.4.

Tabela 7 – Resultados da estimação POLS-MIDAS do modelo para os retornos

Variáveis	Coefficiente	Estatística-t	P-valor
Variável dependente: RET			
Método: MIDAS			
Amostra (ajustada): 2010Q2 2016Q3			
Observações incluídas: 4.497 após ajustes			
Parametrização dos coeficientes defasados: Almon			
C	-0,000402	-0,117579	0,9064
ROE _(t)	0,094482	22,13078	0,0000***
GAF _(t) (-1)	-0,00017	-8,015674	0,0000***
CX _(t)	0,665773	16,90765	0,0000***
TAM _(t)	3,971669	8,001839	0,0000***
M/B _(t)	0,503144	57,93162	0,0000***
RIBOV _(d) (-57)	0,557937	4,618274	0,0000***
VCDI _(d) (-21)	-0,04658	-3,454369	0,0006***
VPTAX _(d) (-41)	-0,307751	-1,992877	0,0463**
PIB _(t)	-0,354996	-8,461761	0,0000***
VIPCA _(m)	-6,011509	-8,143129	0,0000***
VEPU _(m) (-2)	-0,018784	-4,231173	0,0000***
VEMBI _(d)	-0,238025	-2,489681	0,0128**
RSP500 _(d) (-31)	-0,33508	-1,974885	0,0483**
INEC _(m)	-0,003343	-2,842184	0,0045***
R ²	0,618737	Média var. dependente	-0,018247
R ² ajustado	0,576195	D.P. var. dependente	0,237411
Erro-padrão da regressão	0,154555	Critério inform. Akaike	-0,891419
Σ Quadrados dos resíduos	107,2539	Critério inform. Schwarz	-0,870034
Log likelihood	2019,355	Critério inform. Hannan-Quinn	-0,883883

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

(d): dados amostrados em uma frequência diária; (m): dados amostrados em uma frequência mensal; e (t) dados amostrados em uma frequência trimestral.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Ao verificar a Tabela 7, é possível constatar que todas as variáveis inseridas no modelo final são estatisticamente significativas ao nível de significância de 1%, exceto as variáveis VPTAX, VEMBI e RSP500, que apresentaram significância estatística ao nível de 5%. Em adição, o R² indica que 61,87% das variações nos retornos das ações são explicadas pelas variáveis independentes incluídas no modelo.

O conjunto de variáveis fundamentalistas que auxiliam a explicação dos retornos das ações das empresas listadas no mercado acionário brasileiro são: ROE, GAF, CX, TAM e M/B.

A variável ROE apresentou uma relação positiva com a variável dependente (retorno acionário). Tal variável está aqui representando a rentabilidade da empresa e, de acordo com o esperado, quanto maior for um índice de rentabilidade de uma empresa, maior deve ser o retorno de suas ações.

Por outro lado, a variável GAF, a qual caracteriza o nível de endividamento das empresas, evidenciou uma relação negativa com os retornos acionários. Pela teoria *Pecking Order*, conforme supramencionado, as empresas obedecem a uma hierarquia ao optar por recursos financeiros, sendo essa: 1º) recursos gerados internamente; 2º) emissão de dívidas; e 3º) emissão de novas ações (MYERS, 1984). Isso em razão de a presença de capital de terceiros sinalizar ao mercado que a empresa está com boa reputação ou com condições de pagamento favoráveis perante os seus financiadores. Porém, há um limite para o endividamento, o que explica a relação aqui encontrada, conforme preconiza a teoria do *Static Trade-off*. Assim, até esse limite, um incremento no endividamento da empresa tende a influenciar positivamente os retornos de suas ações; após ultrapassar tal limite, a tendência é que essa influência seja negativa. Logo, a relação aqui encontrada condiz com a teoria. Segundo a teoria do *Static Trade-off*, a empresa possui uma meta de endividamento e substitui a dívida pelo capital próprio ou o capital próprio pela dívida, visando maximizar o seu valor. Dessa forma, as empresas buscam alcançar a meta estabelecida como resultado do confronto entre o custo e o benefício da dívida (MYERS, 1984; MEDEIROS; DAHER, 2008).

A variável CX, por sua vez, representa o desempenho operacional da empresa e, em concordância com o esperado, apresentou relação positiva com a variável dependente, o que demonstra que quanto maior o desempenho operacional da empresa, maior é o retorno de suas ações.

Cabe aqui salientar que os resultados para as variáveis ROE, GAF e CX, apresentados na Tabela 7, estão em consonância com o esperado e reforçam diversos estudos referentes à análise fundamentalista (LOPES; GALDI, 2006; CHEN P.; ZHANG G., 2007; CAMPOS; LAMOUNIER; BRESSAN, 2015; HONG; WU, E., 2016).

Por outro lado, a relação encontrada nesta tese entre a variável TAM e os retornos acionários não reflete a relação esperada na literatura em finanças. Isso porque, em finanças, diversos estudos sugerem a existência do efeito tamanho⁶, isto é, quanto maior o tamanho da empresa, menor é o seu retorno acionário (BANZ, 1981; KEIM, 1983; FAMA; FRENCH, 1992,

⁶ O efeito tamanho é fundamentado na premissa de que, em um mesmo período de tempo, as ações de empresas menores tendem a apresentar um desempenho superior se comparadas ao desempenho das empresas maiores, tendo em vista que empresas menores apresentam maior risco.

1993; JEDADEESH; TITMAN, 1993, 2001; ROUWENHORST, 1998). Porém, há estudos nacionais que descaracterizaram o efeito tamanho no mercado acionário brasileiro (MACHADO, M. A. V.; MEDEIROS, 2011; MUSSA; FAMÁ; SANTOS, J., 2012; MARTINS; PAULO; ALBUQUERQUE, 2013) e, de tal modo, os resultados desta tese corroboram tais estudos, tendo em vista que os resultados exibiram relação positiva entre o tamanho da empresa e o seu retorno acionário.

A variável M/B indica o valor da empresa precificado pelo mercado em relação ao seu valor contábil. Tal variável apresentou relação positiva com os retornos das ações, o que, logicamente, indica uma relação negativa entre o B/M e tais retornos. Apesar de a relação esperada, de acordo com a literatura em finanças, ser negativa entre o índice M/B e os retornos acionários (ou seja, positiva entre B/M e esses retornos), os resultados dessa pesquisa estão em consonância com os encontrados em pesquisas que contemplam o mercado acionário brasileiro (MACHADO, M. A. V.; MEDEIROS, 2011; MARTINS; PAULO; ALBUQUERQUE, 2013).

Em relação às variáveis macroeconômicas, que representam as características e ineficiências do ambiente econômico no qual as empresas aqui analisadas estão inseridas, as que apresentaram influência significativa para explicar os retornos acionários são: RIBOV, VCDI, VPTAX, PIBm, VIPCA, VEPU, VEMBI e RSP500.

A variável RIBOV representa o retorno da carteira de mercado acionário brasileiro. Conforme esperado, os retornos acionários individuais possuem relação positiva com o retorno da carteira de mercado, já que é uma média ponderada daqueles.

Para representar a influência da taxa de juros no mercado acionário do Brasil, foi inserida a variável VCDI. Os resultados da estimação evidenciaram relação negativa entre a VCDI e os retornos acionários, o que condiz com a relação esperada. Isso porque, quando a VCDI aumenta, ajustando-se a eventuais aumentos na taxa referencial do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (SELIC), os preços dos títulos de renda fixa caem, incentivando os investidores diversificados a vender suas ações para comprar títulos do Governo, provocando, em consequência, a queda de preços no mercado acionário, fato conhecido como rebalanceamento de carteiras.

A variável VPTAX, por sua vez, caracteriza as relações cambiais entre o mercado interno e o mercado externo. Um aumento na taxa de câmbio evidencia a desvalorização da moeda nacional perante a moeda internacional, representando, nesta tese, a desvalorização do real frente ao dólar. Os resultados demonstraram uma relação negativa entre tal variável e os retornos acionários. Essa relação negativa também foi verificada em Hadhri e Ftitib (2017),

para os países Chile e Tunísia. Tsai (2012) explica esse resultado ao afirmar que em um cenário cujos investidores estejam mais otimistas em relação ao mercado acionário de um país, os investimentos de capital estrangeiro nesse mercado podem aumentar devido à demanda especulativa e, indiretamente, causar a valorização da moeda desse país.

As variáveis PIBm e RSP500 são *proxies* da economia mundial e do mercado acionário estrangeiro, respectivamente. Ambas as variáveis exibiram relação negativa com o retorno das ações. Apesar de a relação esperada ser positiva, uma explicação plausível para tal resultado pode estar relacionada ao período de recessão vivido pelos EUA, que se prolongou além da crise de 2008. Em adição, uma recessão na economia americana ou uma desvalorização em seu mercado de ações, poderia levar os investidores a optarem por outras economias ou mercados acionários, inclusive o brasileiro.

A instabilidade econômica brasileira, representada pela inflação (VIPCA); a incerteza não apenas econômica, mas também política, refletida pela variável VEP; e o indicador de risco-país, referente à situação financeira do país, identificado pela variável VEMBI, apresentaram relação negativa com os retornos acionários. É lógico supor que quanto maior a incerteza econômica, política e financeira de um país, menor é a confiança dos investidores em seu mercado acionário. Logo, a tendência é a diminuição nos investimentos e, em consequência, a queda dos retornos das ações. Esses resultados condizem com a relação esperada e corroboram os achados de Hadhri e Ftitib (2017), Antonakakis, Gupta e Tiwari (2017) e Christou *et al.* (2017).

Por fim, a variável que sintetiza o sentimento dos investidores, aqui representada pelo INEC, expôs relação negativa com os retornos acionários, em consonância com diversos estudos retratados na literatura (BROWN; CLIFF, 2005; YOSHINAGA; CASTRO JR., 2012; LISTON, 2016). Quanto mais instável ou ineficiente for um mercado acionário, maior será a vulnerabilidade em relação à especulação e ao sentimento dos seus investidores. Desse modo, o sentimento do investidor deve apresentar relação negativa com os retornos das ações.

Ante o exposto, o modelo MIDAS é composto por:

(1) Variáveis diretamente relacionadas às empresas as quais representam:

- Sua rentabilidade;
- Seu nível de endividamento;
- Seu desempenho operacional;
- Seu tamanho; e
- A valorização do mercado em relação ao seu valor contábil.

(2) Variáveis relacionadas ao ambiente econômico em que o Brasil se insere, representando as características e ineficiências de seu mercado acionário. Assim, tais variáveis caracterizam:

- O mercado acionário em que as empresas brasileiras estão inseridas e, conseqüentemente, a forte concentração de investimentos nesse mercado;
- A taxa de juros brasileira;
- As relações cambiais entre o Brasil e o mercado externo;
- A economia americana;
- O mercado acionário americano;
- As instabilidades econômica, política e financeira do Brasil; e
- O sentimento dos investidores participantes do mercado acionário brasileiro.

6.1.4 Análise comparativa entre o modelo MIDAS e o modelo de regressão convencional

A análise comparativa entre o modelo estimado por MIDAS e o modelo convencional estimado por efeitos fixos é aqui apresentada. Para tal, foram utilizados os critérios informacionais de *Akaike*, *Schwarz* e *Hannan-Quinn*; o R^2 ajustado; a soma dos quadrados dos resíduos (SQR); e o logaritmo da verossimilhança, conforme a Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados utilizados para a comparação entre o modelo estimado por MIDAS e o modelo estimado por efeitos fixos

Métodos de estimação	Critérios informacionais			R^2 ajustado	SQR	Logaritmo da verossimilhança
	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn			
MIDAS	-0,8914	-0,8700	-0,8839	0,5762	107,2539	2019,3550
Convencional (efeitos fixos)	-0,6760	-0,3888	-0,5746	0,4253	117,0052	1647,4900

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Os resultados demonstrados acima indicam que os critérios informacionais de *Akaike*, *Schwarz* e *Hannan-Quinn* apresentados no modelo estimado pela regressão MIDAS (-0,8914; -0,8700; e -0,8839, respectivamente) são menores do que os verificados no modelo clássico estimado por efeitos fixos (-0,6760; -0,3888; e -0,5746, respectivamente). Cabe salientar que o modelo considerado mais robusto é o que expõe menores valores para tais critérios informacionais (AKAIKE, 1974, 1976; SCHWARZ, 1978; HANNAN-QUINN; 1979). Adicionalmente, o modelo de regressão MIDAS apresenta um R^2 ajustado no valor de 57,62% e o modelo convencional estimado por efeitos fixos, um R^2 ajustado no valor de 42,53%. A

SQR do modelo MIDAS é menor do que a SQR do modelo clássico (107,2539 e 117,0052, respectivamente), atestando a maior robustez do modelo MIDAS. É ainda possível verificar que o logaritmo da verossimilhança da regressão MIDAS é maior do que o da regressão estimada por efeitos fixos, com os respectivos valores 2019,3550 e 1647,4900, também confirmando a maior robustez do modelo MIDAS.

Dessa forma, baseando-se nos resultados aqui retratados, é possível afirmar que o modelo estimado por MIDAS apresentou desempenho superior quando comparado ao modelo convencional estimado por efeitos fixos. O modelo desenvolvido nesta tese estimado por MIDAS proporciona melhor ajustamento aos dados, sendo, por conseguinte, considerado mais robusto na explicação dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro.

6.2 Análise dos resultados das projeções

Ao considerar que o fator chave para a elaboração de projeções é a existência de dependência temporal, em um primeiro momento buscou-se identificar se a série dos retornos acionários apresenta tal dependência. Desse modo, por meio do correlograma dessa série, verificou-se que os retornos das ações possuem dependência temporal (P-valor 0,0000), de acordo com os resultados divulgados na Tabela 9.

Tabela 9 – Resultados do correlograma da série dos retornos das ações

Retornos das ações			
AC	PAC	Estatística-Q	P-valor
-0,012	-0,012	0,7634	0,382
0,046	0,046	12,347	0,0020***
0,057	0,058	29,527	0,0000***
-0,004	-0,005	29,606	0,0000***
0,004	-0,001	29,709	0,0000***
0,019	0,016	31,655	0,0000***
0,009	0,01	32,14	0,0000***
0,005	0,003	32,261	0,0000***
0,006	0,003	32,464	0,0000***
0,009	0,007	32,86	0,0000***
-0,023	-0,024	35,705	0,0000***
0,034	0,032	42,069	0,0000***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Após a análise do correlograma, foram realizadas as projeções. Conforme supramencionado, optou-se por utilizar o período iniciado em 1º trimestre de 2010 e finalizado

no 4º trimestre de 2015 para a estimação dos parâmetros do modelo, e o período de 2016 para executar a projeção. Em adição, optou-se por adotar o procedimento de janelas móveis. Os resultados dos testes de acurácia das projeções estão apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Resultados dos testes de acurácia para as projeções dos retornos acionários

Variável projetada	Projeções	Testes de acurácia	Modelagens econométricas		
			MIDAS	Convencional (efeitos-fixos)	Média Histórica
Retornos acionários	$h = 2016Q1$	MSE	0,0431	0,0445	0,0824
		MAE	0,1396	0,1448	0,2101
	$h = 2016Q2$	MSE	0,1084	0,1088	0,1466
		MAE	0,2719	0,2778	0,4003
	$h = 2016Q3$	MSE	0,2067	0,2003	0,2294
		MAE	0,4302	0,4330	0,6190

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 10, verifica-se que as projeções foram realizadas para o 1º, 2º e 3º trimestres de 2016. Adicionalmente, é possível sugerir que o modelo MIDAS apresentou melhores projeções do que as obtidas pelos demais métodos – modelo convencional (dados em painel com efeitos fixos) e a média histórica. Isso porque, os testes de acurácia MSE e MAE, em geral, revelaram valores menores para as projeções dos retornos acionários que aplicaram a regressão MIDAS. Valores mais baixos do MSE e do MAE denotam um menor erro de projeção, calculado a partir da diferença entre o valor observado e o valor projetado e, por conseguinte, uma melhor projeção. No entanto, é importante ressaltar que a diferença entre os valores dos resultados dos testes de acurácia do modelo estimado pela regressão MIDAS e do modelo convencional estimado por efeitos fixos é pouco representativa.

Posteriormente, objetivando identificar se os modelos possuem a mesma capacidade preditiva, o teste de Diebold e Mariano (1995) foi aplicado. Os resultados de tal teste são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Resultados do teste de Diebold e Mariano (1995)

Função perda	Estatística-t	P-valor
MIDAS-Convencional	-0,5436	0,5870
MIDAS-Média histórica	-6,2791	0,0000***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Os resultados do teste de Diebold e Mariano (1995), informados na Tabela 11, indicam que o modelo MIDAS e o modelo convencional com efeitos fixos possuem a mesma capacidade preditiva, tendo em vista que a hipótese nula do teste não foi rejeitada (P-valor = 0,5870). Com isso, apesar de o modelo MIDAS apresentar menores erros de previsão, de acordo com os testes de acurácia retratados na Tabela 10, não é possível afirmar que esse modelo possui uma capacidade de projeção superior a do modelo convencional com efeitos fixos. Nesse contexto, Wink Jr. e Pereira (2011), ao realizarem projeções fora da amostra para cinco ativos presentes no mercado acionário brasileiro, verificaram que os modelos MIDAS e *Heterogeneous Autoregressive Regression* (HAR) exibiram a mesma precisão ou capacidade de previsão.

A Tabela 11 também informa, por outro lado, que o modelo MIDAS apresentou capacidade preditiva diferente da média histórica, pois a hipótese nula do teste de Diebold e Mariano (1995) foi rejeitada, ao nível de confiança de 1% (P-valor 0,0000). Ademais, como o coeficiente mostrou-se negativo, é possível reafirmar que o erro de projeção do modelo MIDAS é menor do que o erro de projeção da média histórica.

Em seguida, com o intuito de avaliar a projeção do modelo MIDAS, foram construídas, inicialmente, 2 (duas) carteiras baseadas nas projeções realizadas: 1ª) a Carteira 1, com as empresas que apresentaram os maiores retornos projetados em cada período, contempladas no 1º tercil; e 2ª) a Carteira 2, composta pelas empresas que evidenciaram os menores retornos projetados em cada período, inseridas no 3º tercil. Em cada período projetado, há o total de 54 empresas. Os retornos médios projetados de tais carteiras foram comparados com seus respectivos retornos médios reais, com o intuito de verificar se os retornos projetados, em média, são superiores ou inferiores aos retornos observados. Os resultados de tal análise estão apresentados na Tabela 12, onde ISG é o Índice de Sharpe Generalizado.

Tabela 12 – Análise das carteiras construídas com base nas projeções realizadas

Carteiras	Tercil	Retorno médio projetado	ISG (Valores projetados)	Retorno médio real	ISG (Valores reais)
1	1º (maiores)	0,2574	0,8715	0,2769	1,3087
2	3º (menores)	-0,0924	-0,6749	-0,1019	-0,5856

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Ao analisar as informações exibidas na Tabela 12, é possível sugerir que o modelo desenvolvido nesta tese, ao projetar os retornos acionários, diferencia empresas com maiores e menores retornos. O retorno médio das projeções das empresas inseridas no 1º tercil (Carteira 1) é de 0,2574, sendo 0,2769 o seu retorno médio real. Já, o retorno médio das projeções das

empresas contempladas no 3º tercil (Carteira 2) e o seu retorno médio real são, respectivamente, -0,0924 e -0,1019. Em adição, de acordo com os resultados do ISG, o desempenho da carteira composta pelas empresas que obtiveram os maiores retornos projetados (Carteira 1) é de 0,8715; o das empresas que exibiram os menores retornos projetados (Carteira 2), -0,6749. Com base nos valores reais, o desempenho observado Carteira 1 é de 1,3087 e o da Carteira 2, -0,5856.

Ao considerar que os investidores almejam os maiores retornos, a Tabela 12 ainda permite observar que o retorno médio das projeções das empresas contempladas no 1º tercil (0,2574) é inferior ao retorno médio real dessas mesmas empresas (0,2769). O ISG baseado nas projeções (0,8715) também se mostrou menor do que ISG baseado nos valores reais (1,3067), ou seja, o desempenho médio projetado pelo modelo aqui desenvolvido, apresentou-se menor do que o desempenho real da carteira construída. Tendo em vista que os investidores almejam alcançar os maiores retornos e, de acordo com Kahneman e Tversky (1979), as perdas tendem a ter pesos maiores do que os ganhos, é preferível que o desempenho real da carteira construída seja mais elevado do que o desempenho inicialmente projetado.

Finalmente, com o intuito de comparar o desempenho real de uma carteira construída segundo os maiores valores projetados (Carteira 1), com o desempenho real de uma carteira teórica construída com base nos maiores valores observados (reais), outra carteira foi montada. Tal carteira teórica, identificada como Carteira 3, é composta pelas empresas que apresentaram os maiores retornos observados (reais) em cada período, contempladas no 1º tercil. Os resultados da Carteira 3 estão apresentados na Tabela 13.

Tabela 13 – Análise das carteiras construídas com base nos valores reais (observados)

Carteira	Tercil	Retorno médio real	ISG (Valores reais)
3	1º (maiores)	0,3608	1,9501

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Em uma análise conjunta das Tabelas 12 e 13, pode-se observar que o retorno médio da Carteira 3 (0,3608) é maior do que o retorno real médio da Carteira 1 (0,2769), essa composta pelas empresas do 1º tercil que exibiram os maiores retornos projetados. Da mesma forma, o desempenho da Carteira 3 (1,9501) é mais elevado do que o desempenho real da Carteira 1 (1,3087). Evidentemente, a Carteira 3 apresentaria retorno médio e desempenho mais elevados do que os observados para a Carteira 1. Contudo, busca-se aqui verificar se tal diferença é expressiva. A Carteira 3 apresenta um retorno médio 30,30% superior ao encontrado na Carteira 1. Já, o desempenho mensurado na Carteira 3 é 49,01% superior ao da Carteira 1.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Investir em ações é uma das operações financeiras mais realizadas no mundo. Por esse motivo, a modelagem referente à dinâmica dos preços acionários é tema em constante pesquisa na área de finanças, pois a melhor compreensão da formação e do comportamento desses preços é crucial, por exemplo, para a obtenção de retornos mais elevados e para a diminuição dos riscos relacionados ao investimento (NARAYAN, S.; SMITH, 2015; CHANG, 2016).

Nesse contexto, há diversos modelos retratados na literatura que visam explicar e/ou melhor compreender a formação dos retornos acionários, entre os quais, os tradicionais de precificação de ativos – CAPM, Modelo de Fama e French (1992, 1993), Modelo de Carhart (1997), Modelo de Liu (2006), Modelo de Fama e French (2015). No entanto, é sabido que tais modelos foram elaborados para mercados de países desenvolvidos, teoricamente eficientes. Assim, admitindo-se que as características desses mercados divergem das usualmente verificadas em mercados de países emergentes ou em desenvolvimento, os modelos tradicionais de precificação de ativos podem não considerar as peculiaridades do ambiente econômico de um país não desenvolvido, bem como as suas ineficiências. Nesse contexto, Hadhri e Ftitib (2017) asseguram que não é viável um modelo padrão de previsibilidade dos retornos de ativos válido para todos os mercados ou países, dado que cada país tem fatores domésticos exclusivos essenciais para o alcance dessa previsão.

Em face ao apresentado, nesta tese foi desenvolvido um modelo econométrico estrutural para o mercado acionário brasileiro, a fim, inicialmente, de explicar os retornos de suas ações. Buscou-se aqui uma melhor compreensão da formação e do comportamento desses retornos, ao incluir no modelo variáveis que representam as especificidades das empresas e do mercado acionário em questão. Em adição, foi empregada uma modelagem econométrica pouco utilizada em pesquisas empíricas nacionais e ainda não aplicada para o objetivo específico desta tese, a modelagem MIDAS.

Com base nos resultados, após os testes estatísticos necessários para a sua validação, é possível afirmar que o modelo econométrico desenvolvido, apoiado em variáveis que contemplam informações fundamentalistas, macroeconômicas e de cunho comportamental, é estatisticamente robusto na explicação dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro. Logo, a Hipótese 1 testada nesta tese não foi rejeitada, o que ressalta a importância dessas informações para tal mercado, ao proporcionar uma melhor compreensão do

comportamento dessas variáveis, assim como da dinâmica desses retornos acionários e, conseqüentemente, do seu mercado de ações como um todo.

Adicionalmente, com a finalidade de realizar um teste de robustez do modelo aqui desenvolvido (MIDAS), um modelo de regressão convencional para dados em painel também foi estimado com as mesmas variáveis contempladas no modelo MIDAS. Os resultados das estimações indicaram a não rejeição da Hipótese 2 relatada nesta pesquisa, tendo em vista que o modelo econométrico MIDAS apresentou-se estatisticamente mais robusto do que o modelo clássico para dados em painel, na explicação dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro. Em contraposição aos modelos clássicos de série temporal ou de dados em painel, por admitir que dados amostrados em diferentes frequências sejam relacionados em uma mesma equação de regressão, o modelo MIDAS ameniza a perda informacional que se tem na transformação de frequência, permitindo a comprovação da real relação entre as variáveis (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; CHAMBERS, 2016).

Em decisões de investimento, além da compreensão da formação dos retornos acionários, é imprescindível uma análise acerca da projeção desses retornos. De tal modo, na teoria de finanças, a projeção dos retornos acionários é tema fundamental, por contestar a HME e porque as estratégias de investimento e a diversificação de portfólio consistem nos principais desafios dos investidores financeiros (HADHRI; FTITIB, 2017). Perante o exposto, nesta tese os retornos acionários foram projetados pelo modelo MIDAS e, objetivando avaliar essas projeções, também foram realizadas projeções dos retornos acionários pelo modelo de regressão convencional para dados em painel e pela média histórica, ambos para fins de comparação.

Os resultados dessa análise sugeriram que o modelo MIDAS realiza melhores projeções, haja vista que os erros de tais projeções são menores do que os identificados nas projeções dos demais modelos (convencional e média histórica). Contudo, não foi possível afirmar que o modelo econométrico MIDAS é estatisticamente mais preciso do que o modelo clássico para dados em painel nas projeções dos retornos acionários, por esses apresentarem a mesma precisão ou capacidade de previsão. Por outro lado, foi possível afirmar que as projeções elaboradas pelo modelo MIDAS são mais robustas estatisticamente do que as realizadas pela média histórica. Esse resultado é de extrema relevância, pois quando os preditores são fracos, a inclusão deles na equação da projeção gera projeções de baixa precisão que são superadas pela simples média histórica (CAMPBELL; THOMPSON, 2008; WELCH; GOYAL, 2008;

RAPACH; STRAUSS; ZHOU, G., 2010; LIMA; MENG, 2017). Assim sendo, a Hipótese 3 exibida nesta tese foi parcialmente rejeitada, porque o modelo MIDAS foi estatisticamente mais robusto do que a média histórica; entretanto, não se mostrou estatisticamente mais robusto do que o modelo clássico para dados em painel, na projeção dos retornos das ações listadas no mercado acionário brasileiro. É importante salientar que tal resultado não invalida o modelo MIDAS desenvolvido nesta tese.

Em adição, com a finalidade de analisar as projeções do modelo MIDAS, carteiras de ativos foram montadas. A Carteira 1 foi composta pelas empresas com os maiores retornos projetados em cada período (1º tercil); a Carteira 2 contemplou as empresas com os menores retornos projetados também em cada período (3º tercil). Dessa forma, os retornos médios e desempenhos projetados dessas carteiras foram comparados aos seus respectivos retornos médios e desempenhos reais ou observados. Os resultados dessa análise sugerem que a projeção realizada pelo modelo MIDAS é capaz de diferenciar, em média, as empresas com maiores e menores retornos. É evidente que os investidores visam maximizar seus retornos e minimizar seus riscos, em vista disso buscam carteiras diversificadas que elevam seus rendimentos. Assim, ao comparar o desempenho projetado da Carteira 1, que expõe as empresas que apresentaram os maiores retornos projetados, com o seu desempenho real, observou-se que o desempenho das projeções do modelo MIDAS tende a ser menor do que o real ou observado. Em consonância com Kahneman e Tversky (1979), em geral, as perdas apresentam pesos maiores do que os ganhos. Portanto, cabe afirmar que é mais adequado que o desempenho real da carteira construída seja maior do que o desempenho inicialmente projetado.

Além das Carteiras 1 e 2, uma carteira teórica foi construída, a Carteira 3, abrangendo as empresas que alcançaram os maiores retornos reais ou observados em cada período (inseridas 1º tercil). A finalidade foi verificar se o retorno médio e desempenho reais da Carteira 1 se distanciam, demasiadamente, do retorno médio e desempenho da Carteira 3. Os resultados sugeriram que a Carteira 3 apresenta um retorno médio 30,30% e um desempenho 49,01% superiores aos encontrados na Carteira 1.

Desse modo, fundamentando-se nos resultados relacionados à montagem das carteiras, é possível não rejeitar a Hipótese 4 evidenciada nesta tese, a qual afirma que as projeções dos retornos acionários, apoiadas no modelo econométrico MIDAS, viabilizam a montagem de carteiras, ao identificar de forma satisfatória as empresas com maiores e menores retornos.

De acordo com os resultados obtidos, é cabível afirmar que o modelo MIDAS aqui desenvolvido é robusto na explicação e projeção dos retornos das ações das empresas listadas

no mercado acionário brasileiro, sendo possível ser utilizado para a montagem de carteiras de ativos para investimentos, levando em consideração aspectos específicos das empresas analisadas e do ambiente econômico no qual as empresas estão inseridas, inclusive as suas ineficiências.

Diante do que foi apresentado, destaca-se a relevância do presente estudo e sua contribuição à literatura nacional, mais especificamente às áreas de conhecimento de finanças corporativas, comportamentais e contabilidade, tendo em vista que o modelo econométrico desenvolvido mostrou-se oportuno para a análise e tomada de decisões de investimento no mercado acionário brasileiro, mercado esse com vulnerabilidade política e econômica, reduzindo, por conseguinte, seus níveis de risco, o que corrobora a melhoria da compreensão e o desenvolvimento desse mercado. Em adição, esta tese reforça a importância de estudos em mercados emergentes.

Para pesquisas futuras, sugere-se a aplicação do modelo MIDAS, aqui desenvolvido, em outros países emergentes, com o objetivo de verificar sua robustez em diferentes mercados acionários os quais possuam características semelhantes às identificadas no mercado brasileiro. Recomenda-se, ainda, a comparação desse modelo com outros modelos de precificação de ativos, em diferentes períodos de tempo, e, ao considerar as diversas aplicações econométricas existentes na literatura, é viável sugerir pesquisas que comparem os resultados provenientes da modelagem MIDAS, para a análise dos retornos das ações, com os resultados advindos de outras modelagens.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, 1974.
- _____. Canonical Correlation Analysis of Time Series and the Use of an Information Criterion. **Mathematics in Science and Engineering**, v. 126, p. 27-96, 1976.
- AKINKUGBE, O. Efficiency in Bostwana stock Exchange: An empirical analysis. Cambridge. **The Business Review**, v. 4, n. 2, 2005.
- ALMON, S. The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures. **Econometrica**, v. 33, p. 178–196, 1965.
- AMARAL, H. F.; IQUIAPAZA, R. A.; TOMAZ, W. P.; BERTUCCI, L. A. Governança Corporativa e Divulgação de Relatórios Financeiros Anuais. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 19, n. 1, p. 61-82, 2008.
- AMIHUD, Y.; MENDELSON, H. Asset pricing and the bid-ask spread. **Journal of Financial Economics**, v. 17, n. 2, p. 223-249, 1986.
- AMORIM, A. L. G. C.; LIMA, I. S.; MURCIA, F. D. Análise da relação entre as informações contábeis e o risco sistemático no mercado brasileiro. **Revista Contabilidade & Finanças - USP**, v. 23, n. 60, p. 199-211, 2012.
- ANAGNOSTOPOULOU, S. C.; TSEKREKOS, A. E. Accounting quality, information risk and implied volatility around earnings announcements. **Journal of International Financial Markets, Institutions & Money**, v. 34, p. 188–207, 2015.
- ANDREOU, E. On the use of high frequency measures of volatility in MIDAS regressions. **Journal of Econometrics**, v. 193, p. 367–389, 2016.
- ANDREOU, E.; GHYSELS, E.; KOURTELLOS, A. Regression models with mixed sampling frequencies. **Journal of Econometrics**, v. 158, p. 246-261, 2010.
- _____. Should Macroeconomic Forecasters Use Daily Financial Data and How? **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 31, n. 2, p. 240-251, 2013.
- ANTONAKAKIS N.; GUPTA, R.; TIWARI, A. K. Has the correlation of inflation and stock prices changed in the United States over the last two centuries? **Research in International Business and Finance**, v. 42, p. 1-8, 2017.
- ASGHARIAN, H., CHRISTIANSEN, C.; HOU, A. J. Effects of macroeconomic uncertainty on the stock and bond markets. **Finance Research Letters**, v. 13, p. 10–16, 2015.
- ASGHARIAN, H., CHRISTIANSEN, C.; HOU, A. J.; JAVED, F. The Importance of the Macroeconomic Variables in Forecasting Stock Return Variance: A GARCH-MIDAS Approach. **Journal of Forecasting**, v. 32, p. 600-612, 2013.

BAILEY, R. E. **The Economics of Financial Markets**. Cambridge University Press, 2005.

BAKER, M.; WURGLER, J. Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. **The Journal of Finance**, v. 61, n. 4, p. 1645-1680, 2006.

_____. Investor Sentiment in the Stock Market. **The Journal of Economic Perspectives**, v. 21, n. 2, p. 129-151, 2007.

BALCILAR, M; GUPTA, R; KOTZÉ, K. Forecasting macroeconomic data for an emerging market with a nonlinear DSGE model. **Economic Modelling**, v. 44, p. 215–228, 2015.

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

BALTAGI, B. H. **Econometric Analysis of panel data**. 3. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2005.

_____. Forecasting with Panel Data. **Journal of Forecasting**, v. 27, p. 153–173, 2008.

BALTAGI, B. H.; PIROTTE, A. Prediction in an Unbalanced Nested Error Components Panel Data Model. **Journal of Forecasting**, v. 32, p. 755–768, 2013.

_____. Prediction in a spatial nested error components panel data model. **International Journal of Forecasting**, v. 30, p. 407–414, 2014.

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

BARNETT, W. A.; SERLETIS, A. Martingales, nonlinearity, and chaos. **Journal of Economic Dynamics & Control**, v. 24, p. 703-724, 2000.

BASU, D.; CHAWLA, D. An Empirical Test of the Arbitrage Pricing Theory—The Case of Indian Stock Market. **Global Business Review**, v.13, n. 3, p. 421–432, 2012.

BEAVER, W. H. The Information Content of Annual Earnings Announcements. **Journal of Accounting Research**, v. 6, p. 67-92, 1968.

BERGER, D.; TURTLE, H. J. Cross-sectional performance and investor sentiment in a multiple risk factor model. **Journal of Banking & Finance**, v. 36, p. 1107–1121, 2012.

BERNSTEIN, P. L. **Against the gods: the remarkable story of risk**. New York: John Wiley & Sons. 1996. Tradução: **Desafio aos Deuses: a fascinante história do risco**. Editora Campus. 2ª Edição, 1997.

BOLLERSLEV, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, v. 31, p. 307-327, 1986.

BOLLERSLEV, T.; WOOLDRIDGE, J. M. Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. **Econometric Reviews**, v. 11, p. 143-172, 1992.

BOLLERSLEV, T.; XU, L.; ZHOU, H. Stock return and cash flow predictability: The role of volatility risk. **Journal of Econometrics**, v. 187, p. 458–47, 2015.

BOVESPA. Bolsa de Valores de São Paulo. Disponível em: www.bmfbovespa.com.br.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. 3 ed. Cambridge university press, 2014.

BROWN, G. W.; CLIFF, M. T. Investor sentiment and asset valuation. **The Journal of Business**, v. 78, n. 2, p. 405-440, 2005.

BRZESZCZYŃSKI, J.; GAJDKA, J.; KUTAN, A. M. Investor response to public news, sentiment and institutional trading in emerging markets: A review. **International Review of Economics and Finance**, v. 40, p. 338–352, 2015.

CAIXETA, C.G.F.; LOPES, H. E. G.; BERNARDES, P.; CARDOSO, M. B. R.; NETO, A. M. C.. Reputação corporativa e desempenho econômico-financeiro: um estudo em cinco grandes grupos empresariais brasileiros. **Gestão.Org - Revista Eletrônica de Gestão Organizacional**, v.9, n. 1, p. 86-109, 2011.

CAMPBELL, J. Y.; THOMPSON, S. B. Predicting excess stock returns out of sample: can anything beat the historical average? **Review of Financial Studies**, v. 21, p. 1509–1531, 2008.

CAMPOS, O. V.; LAMOUNIER, W. M.; BRESSAN, A. A. Valor de mercado e fundamentos contábeis: uma avaliação a partir de modelos uni e multivariados de previsão. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 23, p. 43-57, 2015.

CAPELLETTO, L. R.; CORRAR, L. J. Índices de risco sistêmico para o setor bancário. São Paulo: **Revista de Contabilidade e Finanças USP**, v. 19, n. 47, p. 6-18, 2008.

CAPORALE, G. M.; GIL-ALANA, L.; PLASTUN, A.; MAKARENKO, I. Intraday Anomalies and Market Efficiency: A Trading Robot Analysis. **Comput Econ**, v. 47, p. 275–295, 2016.

CAPORIN, M; VELO, G. G. Realized range volatility forecasting: Dynamic features and predictive variables. **International Review of Economics and Finance**, v. 40, p. 98–112, 2015.

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

CASOTTI, F. P.; MOTTA, L. F. J. Oferta Pública Inicial no Brasil (2004-2006): Uma Abordagem da Avaliação através de Múltiplos e do Custo de Capital Próprio. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 6, n. 2, p. 157–204, 2008.

CEN L.; LU H.; YANG, L. Investor sentiment, disagreement, and breadth-return relationship. **Management Sci**, v. 59, n. 5, p. 1076–1091, 2013.

CHADWICK, M. G.; FAZILET, F.; TEKATLI, N. Understanding the common dynamics of the emerging market currencies. **Economic Modelling**, v. 49, p. 120–136, 2015.

CHAMBERS, M. J. The estimation of continuous time models with mixed frequency data. **Journal of Econometrics**, v. 193, n. 2, p. 390–404, 2016.

CHANG, K. L. Does the return-state-varying relationship between risk and return matter in modeling the time series process of stock return? **International Review of Economics and Finance**, v. 42, p. 72–87, 2016.

CHEN, G; FIRTH, M; RUI, O. M. The dynamic relation between stock returns, trading volume and volatility. **The Financial Review**, v. 36, n. 3, 2001.

CHEN, M. P.; CHEN, P. F.; LEE, C. C. Asymmetric effects of investor sentiment on industry stock returns: Panel data evidence. **Emerging Markets Review**, v. 14, p. 35–54, 2013.

CHEN, P.; ZHANG G. How do accounting variables explain stock price movements? Theory and evidence. **Journal of Accounting and Economics**, v. 43, p. 219–244, 2007.

CHIANG, T. C.; CHEN, X. Stock returns and economic fundamentals in an emerging market: An empirical investigation of domestic and global market forces. **International Review of Economics and Finance**, v. 43, p. 107–120, 2016.

CLARKE, D. General-to-specific modeling in Stata. **The Stata Journal**, v. 14, n. 4, p. 895–908, 2014.

CLEMENTS, M. P.; GALVÃO, A. B. Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: Forecasting output growth in the United States. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 26, n. 4, p. 546–554, 2008.

COHEN, D. A.; DEY, A.; LYS, T. Z.; SUNDER, S. V. Earnings Announcement Premia and the Limits to Arbitrage. **Journal of Accounting and Economics**, v. 43, n. 2-3, p. 153-180, 2007.

CORREDOR, P.; FERRER, E.; SANTAMARIA, R. Investor sentiment effect in stock markets: Stock characteristics or country-specific factors? **International Review of Economics & Finance**, v. 27, p. 572–591, 2013.

CHRISTOU, C.; CUNADO, J.; GUPTA, R.; HASSAPIS, C. Economic policy uncertainty and stock market returns in PacificRim countries: Evidence based on a Bayesian panel VAR model. **Journal of Multinational Financial Management**, v. 40, p. 92-102, 2017.

DAS, S. Empirical evidence of conditional asset pricing in the Indian stock market. **Economic Systems**, v. 39, p. 225–239, 2015.

DE BONDT, W. F. M.; THALER, R. H. Does the stock market overreact? **Journal of Finance**, v. 40, n. 3, p. 793-807, 1985.

DeLELLIS, P.; DiMEGLIO, A.; GAROFALO, F.; LUDICE, F. L. The evolving cobweb of relations among partially rational investors. **PLoS ONE**, v. 12, n. 2, 2017.

DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. Comparing Predictive Accuracy. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 13, p. 253-265, 1995.

DUTTA, S.; ESSADDAM, N.; KUMAR, V.; SAADI, S. How does electronic trading affect efficiency of stock market and conditional volatility? Evidence from Toronto Stock Exchange. **Research in International Business and Finance**, v. 39, p. 867-877, 2017.

EDWARDS, W. The theory of decision making. **Psychol. Bull.**, v. 51, p. 380-417, 1954.

ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of UK inflation, **Econometrica**, v. 50, p. 987–1008, 1982.

ENGLE, R.; GHYSELS, E.; SOHN, B. Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals. **The Review of Economics and Statistics**, v. 95, n. 3, p. 776-797, 2013.

EPU. Economic Policy Uncertainty. Brazil_Policy_Uncertainty_Data.xlsx. Disponível em: http://www.policyuncertainty.com/brazil_monthly.html. Acesso em: 02/03/2017.

EXAME. Revista Exame. Disponível em: exame.abril.com.br (março/2016).

FAMA, E. F. Efficient markets: a review of theory and empirical work. **Journal of Finance**, v. 25, n° 2, p. 383-417, 1970.

_____. Efficient capital markets: II. **Journal of Finance**, v. 46, n. 5, p. 1575-1617, 1991.

_____. Two Pillars of Asset Pricing. **American Economic Review**, 104, n. 6, p.1467-85, 2014.

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

_____. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of Financial Economics**, v.33, n. 1, p. 3-56, 1993.

_____. The capital asset pricing model: theory and evidence. **Journal of Economic Perspectives**, v.18, n. 3, p. 25-46, 2004.

_____. A Five-Factor Asset Pricing Model. **Journal of Financial Economics**, v. 116, n. 1, p. 1–22, 2015.

FGV. Fundação Getúlio Vargas. Disponível em: portal.fgv.br.

FIRTH, M.; WANG, K. P.; WONG, S. M. L. Corporate Transparency and the Impact of Investor Sentiment on Stock Prices. **Management Science**, v. 61, n. 7, p. 1630–1647, 2015.

FISCHER, H.; BLANCO-FERNÁNDEZ, A.; WINKER, P. Predicting Stock Return Volatility: Can We Benefit from Regression Models for Return Intervals? **Journal of Forecasting**, v. 35, p. 113–146, 2016.

FMI. Fundo Monetário Internacional. Disponível em: <http://data.imf.org/?sk=7CB6619C-CF87-48DC-9443-2973E161ABEB>.

FOMBRUN, C. J.; VAN RIEL, C. The Reputational Landscape. **Corporate Reputation Review**, v. 1, pp. 5-14, 1998.

FORSBERG, L.; GHYSELS E. Why Do Absolute Returns Predict Volatility So Well? **Journal of Financial Econometrics**, v. 5, n. 1, p. 31-67, 2007.

FRY-MCKIBBIN, R.; MARTIN, V. L.; TANG, C. Financial contagion and asset pricing. **Journal of Banking & Finance**, v. 47, p. 296-308, 2014.

GAO, B.; YANG, C. Forecasting stock index futures returns with mixed-frequency sentiment. **International Review of Economics & Finance**, v. 49, p. 69-83, 2017.

GHAZANI, M. M.; ARAGHI, M. K. Evaluation of the adaptive market hypothesis as an evolutionary perspective on market efficiency: Evidence from the Tehran stock exchange. **Research in International Business and Finance**, v. 32, p. 50–59, 2014.

GHYSELS, E.; PLAZZI, A.; VALKANOV, R. Why Invest in Emerging Markets? The Role of Conditional Return Asymmetry. **The Journal of Finance**, v.71, n. 5, p. 2145-2192, 2016.

GHYSELS, E.; SANTA-CLARA, P.; VALKANOV, R. The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models. **Finance**, 2004.

_____. There is a risk-return tradeoff after all. **Journal of Financial Economics**, v. 76, p. 509–548, 2005.

_____. Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies. **Journal of Econometrics**, v.131, n. 1-2, p. 59-95, 2006.

GHYSELS, E.; SINKO, A.; VALKANOV, R. Midas regressions: Further results and new directions. **Econometric Reviews**, v. 26, n. 1, p. 53–90, 2007.

GILBERT, C. L. Practitioner´s Corner. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 48, n. 3, 1986.

GONZALEZ-RIVIERA, G. **Forecasting for economics and business**. University of California–Riverside. Pearson Education, Inc., publishing as Addison-Wesley, 2013.

GRANGER, C. W. J.; SIN, C. Y. Modelling the absolute returns of different stock indices: exploring the forecastability of an alternative measure of risk. **Journal of Forecasting**, v. 19, n. 4, p. 277-298, 2000.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. 5 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002.

GROSSMAN, S. J.; STIGLITZ, J. E. On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. **The American Economic Review**, v. 70, n. 3, 393-408, 1980.

GUIMARÃES JR., F. R. F.; CARMONA, C. U. M.; GUIMARÃES, L. G. A. Carteiras formadas por meio de variáveis fundamentalistas apresentam bom desempenho de mercado? **Gestão & Regionalidade**, v. 31, n. 91, 2015.

GUPTA, R.; MODISE, M. P. South African stock return predictability in the context data mining: The role of financial variables and international stock returns. **Economic Modelling**, v. 29, p. 908–916, 2012.

HACIBEDEL, B. Does investor recognition matter for asset pricing? **Emerging Markets Review**, v. 21, p. 1–20, 2014.

HADHRI, S.; FTITI, Z. Stock return predictability in emerging markets: Does the choice of predictors and models matter across countries? **Research in International Business and Finance**, v. 42, p. 39–60, 2017.

HAFNER, C. M.; MANNER, H. **Multivariate Time Series Models for Asset Prices**. Handbook of Computational Finance. Springer, p. 89-115, 2012.

HANNAN, E. J.; QUINN, B. G. The Determination of the Order of an Autoregression. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 41, n. 2, p. 190-195, 1979.

HE, Z. L.; ZHU, J; ZHU, X. Multi-factor volatility and stock returns. **Journal of Banking & Finance**, v. 61, p. S132-S149, 2015.

HEIJ, C.; BOER, P.; FRANSES P. H.; KLOEK, T.; DIJK, H. K. **Econometric Methods with Applications in Business and Economics**. Oxford: Oxford University Press, 2004.

HENDRY, D. F. **Econometrics: Alchemy or Science?** New Edition. Oxford: Oxford University Press, 2000. (First publication 1993).

HENDRY, D. F.; MIZON, G. E. Unpredictability in economic analysis, econometric modeling and forecasting. **Journal of Econometrics**, v. 182, n. 1, p. 186–195, 2014.

HENDRY, D. F.; RICHARD, J. F. On the formulation of empirical models in dynamic econometrics. **Journal of Econometrics**, v. 20, n. 1, p. 3-33, 1982.

HILL, R. C.; GRIFFITHS, W. E.; JUDGE, G. G. **Undergraduate Econometrics**. Second Edition. John Wiley & Sons, Inc., 2001.

HIREMATH, G. S.; NARAYAN, S. Testing the adaptive market hypothesis and its determinants for the Indian stock markets. **Finance Research Letters**, v. 19, p. 173-180, 2016.

HONG, K; WU, E. The roles of past returns and firm fundamentals in driving US stocks price movements. **International Reviews of Financial Analysis**, v. 43, p. 62-75, 2016.

JACOBS, Heiko. What explains the dynamics of 100 anomalies? **Journal of Banking & Finance**, v. 57, p. 65–85, 2015.

JEDADEESH, 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.

_____. Profitability of Momentum Strategies: An Evaluation of Alternative Explanations. **The Journal of Finance**, v. 56, n. 2, p. 699-720, 2001.

JENSEN, M. C.; SMITH JR., C. W. **The Theory of Corporate Finance: A Historical Overview**. In: *The Modern Theory of Corporate Finance*, New York: McGraw-Hill Inc., p. 2-20, 1984.

JIANG, Y.; GUO, Y.; ZHANG, Y. Forecasting China's GDP growth using dynamic factors and mixed-frequency data. **Economic Modelling**, (forthcoming), 2017.

KAHNEMAN, D.; THALER, R. H. Anomalies: Utility Maximization and Experienced Utility. **Journal of Economic Perspectives**, v. 20, n.1, p. 221-234, 2006.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect Theory: An analysis of decision under risk. **Econometrica**, v. 47, n. 2, p. 263-291, 1979.

KATUSIIME, L.; SHAMSUDDIN, A.; AGBOLA, F. W. Macroeconomic and market microstructure modelling of Ugandan exchange rate. **Economic Modelling**, v. 45, p. 175–186, 2015.

KEDIA, B. L.; RHEW, N. D.; GAFFNEY, N. T.; CLAMPIT, J. A. Emerging Market Multinationals: Coopetition for Global Growth. **Thunderbird International Business Review**, DOI: 10.1002/tie, 2015.

KEIM, D. B. Size-related anomalies and stock return seasonality: Further empirical evidence. **Journal of Financial Economics**, v. 12, n. 1, p. 13-32, 1983.

KIMURA, H.; BASSO, L. F. C.; KRAUTER, E. Paradoxos em finanças: teoria moderna versus finanças comportamentais. **RAE**, v. 46, n. 1, 2006.

KOTHARI, S. P. Capital markets research in accounting. **Journal of Accounting and Economics**, v. 31, p. 105-231, 2001.

KUMARI, J.; MAHAKUD, J. Investor Sentiment and Stock Market Volatility: Evidence from India. **Journal of Asia-Pacific Business**, v.17, n. 2, p.173-202, 2016.

KUZIN, V., MARCELLINO, M.; SCHUMACHER, C. MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. **International Journal of Forecasting**, v.27, p. 529-542, 2011.

LEE, C. M. C.; SHLEIFER, A.; THALER, R. H. Investor Sentiment and the Closed-End Fund Puzzle. **The Journal of Finance**, v. 46, n. 1, p. 75-109, 1991.

LEV, B.; THIAGAJARAN, R. Fundamental information analysis. **Journal of Accounting Research**, v. 31, p. 190-215, 1993.

LI, X.; SHANG, W.; WANG, S.; MA, J. A MIDAS modelling framework for Chinese inflation index forecast incorporating Google search data. **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 14, p. 112–125, 2015.

LIM, K. P.; BROOKS, R. D. The evolution of stock market efficiency over time: a survey of the empirical literature. **J. Econ. Surv.**, v. 25, p. 69–108, 2011.

LIMA, L. R.; MENG, F. Out-of-sample return predictability: a quantile combination approach. **Journal of Applied Econometrics**, v. 32, p. 877-895, 2017.

LISTON, D. P. Sin stock returns and investor sentiment. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 59, p. 63-70, 2016.

LIU, W. A liquidity-augmented capital asset pricing model. **Journal of Financial Economics**, v. 82, n. 3, p. 631-671, 2006.

LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. **On a measure of lack of fit in time series models**. *Biometrika*, v. 65, p. 297–303, 1978.

LO, A.W. The adaptive markets hypothesis. **Journal of Portfolio Management**, v. 30, p. 15–29, 2004.

_____. Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis. **J. Invest. Consult.**, v. 7, n. 2, p. 21–44, 2005.

LOPES, A. B.; GALDI, F. C. Financial Statement Analysis also Separate Winners from Losers in Brazil. **FGV**, 2006.

LYRIO, M. V. L.; PRATES, W; LIMA, M. V. A.; LUNKES, R. J. Análise da implementação de uma estratégia de investimento em ações baseada em um instrumento de apoio à decisão. **Contaduría y Administración**, v. 60, n. 1, p. 113-143, 2015.

MACHADO, M. A. V.; MEDEIROS, O. R. Modelos de precificação de ativos e o efeito liquidez: evidências empíricas no mercado acionário brasileiro. **Revista Brasileira de Finanças**, v.9, p. 383-412, 2011.

_____. Existe o efeito liquidez no mercado acionário brasileiro? **BBR**, v. 9, n. 4, p. 28-51, 2012.

MAJUMDER, D. When the market becomes inefficient: Comparing BRIC markets with markets in the USA. **International Review of Financial Analysis**, v. 24, p. 84–92, 2012.

_____. Asset pricing for inefficient markets: Evidence from China and India. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 54, p. 282–291, 2014.

MALKIEL, B. G. The Efficient markets hypothesis and its critics. **Journal of Economic Perspectives**, v. 17, n. 1, p. 59-82, 2003.

MALLIARIS, A. G.; STEIN, J. L. Methodological issues in asset pricing: Random walk or chaotic dynamics. **Journal of Banking & Finance**, v. 23, p. 1605-1635, 1999.

MADDALA, G. S.; WU, S. A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 61, p. 631-52, 1999.

MARCELLINO, M; SCHUMACHER, C. Factor-MIDAS for now- and forecasting with ragged-edge data: A model comparison for German GDP. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 72, p. 518-550, 2010.

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

MARTINS, O. S.; PAULO, E.; ALBUQUERQUE, P. H. M. negociação com informação privilegiada e retorno das ações na BM&FBovespa. **RAE**, v. 53, n. 4, p. 350-362, 2013.

MCLEAN, R. D.; PONTIFF, J. Does Academic Research Destroy Stock Return Predictability? **The Journal of Finance**, v. 71, n. 1, 2016.

MEDEIROS, O. R. An Econometric Model of the Brazilian Stock Market. **Working Paper**. Social Science Research Network, 2005. Disponível em: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=701422.

MEDEIROS, O. R.; DAHER, C. L. Testando Teorias Alternativas sobre a Estrutura de Capital nas Empresas Brasileiras. **RAC**, v. 12, n. 1, p. 177-199, 2008.

MERTON, R. C. An Intertemporal Capital Asset Pricing Model. **Econometrica**, v. 41, n. 5, p. 867-887, 1973.

MILLER, M. H. The history of finance: an eyewitness account. **Journal of Applied Corporate Finance**, v. 13, n. 2, p. 8-14, 2000.

MOHANRAM, P.S. Separating Winners from Losers among Low Book-to-Market Stocks using Financial Statement Analysis. **Review of Accounting Studies**, v. 10, n. 2-3, 2005.

MORALES-ARIAS, L.; MOURA, G. V. Adaptive forecasting of exchange rates with panel data. **International Journal of Forecasting**, v. 29, p. 493-509, 2013.

MOOLMAN, E.; TOIT, C. An Econometric Model of the South African Stock Market. **SAJEMS**, v. 8, n. 1, 2005.

MUSSA, A.; FAMÁ, R.; SANTOS, J. O. A adição do fator de risco momento ao modelo de precificação de ativos dos três fatores de Fama & French aplicado ao mercado acionário brasileiro. **REGE**, v. 19, n. 3, p. 431-447, 2012.

MYERS, S. C. The capital structure puzzle. **Journal of Finance**, v. 39, p. 575-592, 1984.

NARAYAN, P. K.; NARAYAN, S.; THYRAISAMY, K. S. Can institutions and macroeconomic factors predict stock returns in emerging markets? **Emerging Markets Review**, v. 19, p.77-95, 2014.

NARAYAN, S.; SMITH, R. The financial econometrics of price discovery and predictability. **International Review of Financial Analysis**, v. 42, 380-393, 2015.

NESLIHANOGLU, S.; SOGIAKAS, V.; MCCOLL, J. H.; LEE, D. Nonlinearities in the CAPM: Evidence from Developed and Emerging Markets. **Journal of Forecasting**, DOI: 10.1002/for.2389, 2016.

NEVES, M. E. D.; GONÇALVES, L. M. A. D.; RIBEIRO, M. J. S.; FEITEIRA, P. J. S.; VISEU, C. M. P. Relação unidirecional entre confiança do consumidor e rentabilidade do PSI-20 – Influência do ciclo econômico. **R. Cont. Fin. – USP**, v. 27, n. 72, p. 363-377, 2016.

NODA, R. F.; MARTELANC, R.; KAYO, E. K. O Fator de Risco Lucro/Preço em Modelos de Precificação de Ativos Financeiros. **R. Cont. Fin. – USP**, São Paulo, v. 27, n. 70, p. 67-79, 2015.

O'BRIEN, T. J. The Global CAPM and a Firm's Cost of Capital in Different Currencies. **Journal of Applied Corporate Finance**, v. 12, n. 3, p. 73–79, 1999.

OU, J. A.; PENMAN, S. R. Financial Statement Analysis and the Prediction of stocks returns. **Journal of Accounting and Economics**, v. 11, p. 295-329, 1989.

PAPANASTASOPOULOS, G. A. Accruals, growth, accounting distortions and stocks returns: The case of FRS3 in the UK. **North American Journal of Economics and Finance**, v. 33, p. 39-54, 2015.

PAYE, B. S. 'De'ja vol': Predictive regressions for aggregate stock market volatility using macroeconomic variables. **Journal of Financial Economics**, v. 106, p. 527–546, 2012.

PEREIRO, L. E. The valuation of closely-held companies in Latin America. **Emerging Markets Review**, v. 2, p. 330-370, 2001.

PERICOLLI, M.; SBRACIA, M. A primer on financial contagion. **Journal of Economic Surveys**, v. 17, n. 4, p. 571-608, 2003.

PETTENUZZO, T.; TIMMERMANN A.; VALKANOV, R. A MIDAS approach to modeling first and second moment dynamics. **Journal of Econometrics**, v. 193, n. 2, p. 315-334, 2016.

PIFFELMANN, M.; ROGER, T.; BOURACHNIKOVA, O. When Behavioral Portfolio Theory meets Markowitz theory. **Economic Modelling**, v. 53, p. 419–435, 2016.

PIOTROSKI, J. D. Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. **Journal of Accounting Research**, p. 1-41. 2000.

PRESTON, L.; O'BANNON, D. The corporate social-financial performance relationship. **Business & Society**, v. 36, n. 4, p. 419-429, 1997.

QUIRIN, J.; BERRY, K. T.; O'BRYAN, D. A Fundamental Analysis to Oil and Gas Firm Valuation. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 27, n. 7-8, p. 785-820, 2000.

RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K.; ZHOU, G. Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy. **Review of Financial Studies**, v. 23, n. 2, p. 821–862, 2010.

RESENDE FILHO, M. A. Aplicações e Implicações do Modelo Principal-Agente à Luz de Sua Formulação Linear-Normal-Exponencial. **Revista de Economia e Agronegócio**, v.6, n. 2, p.177-194, 2008.

RICHARDSON, S.; TUNA, I.; WYSOCKI, P. Accounting anomalies and fundamental analysis: A review of recent research advances. **Journal of Accounting and Economics**, v. 50, p. 410-454, 2010.

ROBERTS, P. W.; DOWLING, G. R. Corporate reputation and sustained superior financial performance. **Strategic Management Journal**, v. 23, n. 12, p. 1077-1093, 2002.

ROCA, R. L. R. S.; MÓL, A. L. R. Previsão do Índice Bovespa por meio de Redes Neurais Artificiais. **Business and Management Review**, v. 4, nº10, p. 377-390, 2015.

ROSS, S.A. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. **Journal of Economic Theory**, v. 13, p. 341-360, 1976.

ROUWENHORST, K. G. International Momentum Strategies. **The Journal of Finance**, v. 53, n. 1, p. 267-284, 1998.

SANTOS, D. G.; ZIEGELMANN, F. A. Volatility Forecasting via MIDAS, HAR and their Combination: An Empirical Comparative Study for IBOVESPA. **Journal of Forecasting**, v. 33, n. 4, p. 284-299, 2014.

SAVOR, P.; WILSON, M. Earnings Announcements and Systematic Risk. **The Journal of Finance**, v. 71, n. 1, p. 83-138, 2016.

SCHMITT, N.; WESTERHOFF, F. Speculative behavior and the dynamics of interacting stock markets. **Journal of Economic Dynamics & Control**, v. 45, p. 262–288, 2014.

SCHUMACHER, C. A comparison of MIDAS and bridge equations. **International Journal of Forecasting**, v. 32, p. 257–270, 2016.

SCHWARZ, G. Estimating the Dimension of a Model. **Annals of Statistics**, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SEWELL, M. **History of the Efficient Market Hypothesis**. Research Note, RN/11/04, 2011.

SIBLEY, S. E.; WANG, Y.; XING, Y.; ZHANG, X. The information content of the sentiment index. **Journal of Banking & Finance**, v. 62, p. 164-179, 2016.

SIMON, H. A behavioral model of rational choice. **Quarterly Journal of Economics**, v.69, n. 1, p. 99-118, 1955.

SIMS, C. Macroeconomics and Reality. **Econometrica**, v. 48, n. 1, p. 1-48, 1980.

SINGH, T.; MEHTA, S.; VARSHA, M. S. Macroeconomic factors and stock returns: Evidence from Taiwan. **Journal of Economics and International Finance**, v. 2, n. 4, p. 217-227, 2011.

SLOAN, R. G. Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? **Accounting Review**, v. 71, n. 3, p. 289-315, 1996.

STAMBAUGH, R.F.; YU, J; YUAN, Y. The short of it: Investor sentiment and anomalies. **J. Financial Econom.**, v. 104, p. 288–302, 2012.

SUCARRAT, G.; ESCRIBANO, A. Automated Model Selection in Finance: General-to-Specific Modelling of the Mean and Volatility Specifications. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 74, n. 5, p. 716–735, 2012.

TSAI, I. C. The relationship between stock price index and exchange rate in Asian markets: A quantile regression approach. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, v. 22, n. 3, p. 609-621, 2012.

TUPY, O. Investimentos em meio ambiente, responsabilidade social e desempenho econômico-financeiro de empresas no Brasil. **Tékhné [online]**, n. 10, p. 73-86, 2008.

URQUHART, A.; MCGROARTY, F. Are stock markets really efficient? Evidence of the adaptive market hypothesis. **International Review of Financial Analysis**, v. 47, p. 39-49, 2016.

VAL, F. F.; PINTO, A. C. F.; KLOTZLE, M. C. Volatility and Return Forecasting with High-Frequency and GARCH Models: Evidence for the Brazilian Market. **R. Cont. Fin. – USP**, São Paulo, v. 25, n. 65, p. 189-201, 2014.

VENDRAME, V.; TUCKER, J.; GUERMAT, C. Some extensions of the CAPM for individual assets. **International Review of Financial Analysis**, v. 44, v. 78-85, 2016.

VITA G. D.; ABBOTT, A. A re saving and investment cointegrated? An ARDL bounds testing approach. **Economics Letters**, v. 77, p. 293–299, 2002.

WALTER, R. G. Análise Fundamentalista e avaliação de títulos: aspectos teóricos. **R. Adm. Emp.**, v. 14, n. 1, p. 15-32, 1974.

WELCH, I.; GOYAL, A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. **Review of Financial Studies**, v. 21, p. 1455–1508, 2008.

WINK JR., M. V.; PEREIRA, P. L. V. Modeling and Forecasting of Realized Volatility: Evidence from Brazil. **Brazilian Review of Econometrics**, v. 31, n. 2, p. 315–337, 2011.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. Fifth Edition. South-Western, Cengage Learning, 2013.

YANG, C.; ZHANG, R. Dynamic sentiment asset pricing model. **Economic Modelling**, v. 37, p. 362-367, 2014.

YANG, C.; ZHOU, L. Sentiment approach to underestimation and overestimation pricing model. **Economic Modelling**, v. 51, p. 280-288, 2015.

YOSHINAGA, C. E.; CASTRO JR., F. H. F. The Relationship between Market Sentiment Index and Stock Rates of Return: a Panel Data Analysis. **BAR**, Rio de Janeiro, v. 9, n. 2, art. 4, p. 189-210, 2012.

ZHENG, Z.; QIAO, Z.; TAKAISHI, T.; STANLEU, E. H.; LI, B. Realized Volatility and Absolute Return Volatility: A Comparison Indicating Market Risk. **PLoS ONE**, v. 19, n. 7, 2014.

ZUANAZZI, P. T.; ZIEGELMANN, F. A. Previsões para o crescimento do PIB trimestral brasileiro com séries financeiras e econômicas mensais: uma aplicação de MIDAS. **Economia Aplicada**, v. 18, n. 2, p. 295-318, 2014.

ANEXO 1: HIPÓTESE DO MERCADO EFICIENTE

A declaração da definição de que, em um mercado eficiente, os preços “refletem totalmente” a informação disponível, não apresenta implicações empiricamente testáveis e, assim sendo, para que a HME seja testada torna-se necessário um modelo de equilíbrio (FAMA, 1970, 1991).

Isso posto, o processo de formação dos preços deve ser especificado minuciosamente e, em essência, é importante definir o termo “refletir totalmente”. Uma possibilidade consiste em afirmar que os preços de equilíbrio dos títulos são gerados baseando-se nos dois parâmetros de Sharpe (1964) e Lintner (1965a, 1965b). Contudo, em geral, os modelos teóricos e os testes empíricos de eficiência do mercado de capitais não foram tão específicos, pois fundamentaram-se apenas na suposição de que as condições de equilíbrio de mercado podem, de alguma forma, ser expressas em termos de expectativa de retorno. Tais teorias, assim como o modelo de dois parâmetros, postulariam que, condicionado a algumas informações relevantes, o Retorno Esperado em equilíbrio é função do seu “risco” (FAMA, 1970).

Assim, a Teoria do Retorno Esperado pode ser descrita conforme apresentado abaixo.

$$E(\tilde{p}_{j,t+1}|\Phi_t) = [1 + E(\tilde{r}_{j,t+1}|\Phi_t)p_{j,t}] \quad (19)$$

onde,

E é o valor esperado;

$p_{j,t}$ é o preço seguro de j no tempo t ;

$p_{j,t+1}$ refere-se ao seu preço em $t+1$;

$r_{j,t+1}$ é o retorno percentual;

Φ_t representa um conjunto de informações, o qual é assumido estar “totalmente refletido” no preço em t ; e

\sim indica que $p_{j,t+1}$ e $r_{j,t+1}$ são variáveis aleatórias em t .

A Equação 19 evidencia que, para qualquer modelo de retorno esperado ou “jogo justo”, é admitido que as informações em t são totalmente consideradas ao gerar o retorno esperado em equilíbrio. Logo, o valor do retorno esperado $E(\tilde{r}_{j,t+1}|\Phi_t)$, projetado com base na informação Φ_t , seria determinado particularmente pela Teoria do Retorno Esperado. Contudo, por mais simples que seja, a suposição de que as condições de equilíbrio de mercado podem ser declaradas em termos de retornos esperados eleva o conceito puramente matemático de valor

esperado a um *status* não necessariamente sugerido pelo conceito geral de eficiência de mercado. O valor esperado é somente uma das diversas medidas possíveis de uma distribuição de retornos e a eficiência de mercado por si não a imprime alguma importância especial (FAMA, 1970).

Nesse contexto, Fama (1970) informa que há dois casos especiais do modelo que desempenham um papel importante na literatura empírica, referente à HME: (1) o *submartingale*; e (2) o passeio aleatório.

O modelo *submartingale* supõe que para todo t e Φ_t :

$$E(\tilde{p}_{j,t+1}|\Phi_t) \geq p_{j,t} \text{ ou, de forma equivalente, } (\tilde{r}_{j,t+1}|\Phi_t) \geq 0 \quad (20)$$

A Equação 20 indica que o valor esperado dos preços dos períodos seguintes, projetados com base nas informações Φ_t , é igual ou maior do que o preço atual (FAMA, 1970; BARNETT; SERLETIS, 2000; BAILEY, 2005). Fama (1970) entende que o modelo *submartingale* apresenta uma importante implicação empírica, tendo em vista que, se os retornos esperados condicionais em Φ_t não são negativos, isso sugere diretamente que as regras de negociação baseadas apenas na informação em Φ_t não podem ter lucros esperados maiores do que uma política de comprar e reter o título durante um futuro período em questão.

Segundo Fama (1970), nos tratamentos iniciais do modelo de mercados eficientes, considerando a afirmação de que o preço atual de um título “reflete totalmente” as informações disponíveis, sugeriu-se que as sucessivas mudanças de preços são independentes. Em adição, geralmente supunha-se que as mudanças sucessivas (ou retornos) são distribuídas de forma idêntica. Essas duas hipóteses constituem o Modelo de Passeio Aleatório, representado conforme a Equação 21.

$$f(r_{j,t+1}|\Phi_t) = f(r_{j,t+1}) \quad (21)$$

A Equação 21 é a declaração usual de que as distribuições de probabilidade condicional e marginal de uma variável aleatória independente são idênticas. Além disso, a função de densidade f deve ser a mesma para todo t (FAMA, 1970).

O Modelo de Passeio Aleatório, de acordo com Fama (1970), pode ser considerado como uma extensão do Modelo do Retorno Esperado ou do “jogo justo” no sentido de fazer uma declaração mais detalhada sobre o ambiente econômico. Esse apenas afirma que as

condições de equilíbrio de mercado podem ser declaradas em termos de retornos esperados e, assim sendo, pouco discorre sobre os detalhes do processo estocástico de geração de retornos. Por outro lado, o Passeio Aleatório surge no contexto de um ambiente fortuito, em que a evolução das vontades dos investidores e o processo gerador de novas informações são combinadas a fim de produzir equilíbrios nos quais as distribuições de retorno se repetem através do tempo.

No que tange ao comportamento do passeio aleatório, o preço atual de um ativo reflete totalmente toda a informação relevante, que se dá pela especulação baseada em expectativas racionais, cujas antecipações dos participantes do mercado baseiam-se na distribuição de informações relevantes, significando em ausência de oportunidades de lucro excessivo. Portanto, as mudanças nos preços das ações são independentes e flutuam apenas em resposta ao fluxo aleatório de notícias. Isso porque a mudança ou o fluxo da informação do mundo real, referente aos fundamentos, foi então modelada como um processo de amostragem aleatória a partir de um espaço arbitrário. E, uma vez que a amostragem é aleatória, a HME alega que as alterações dos preços dos ativos são também aleatórias (FAMA, 1970; MALLIARIS; STEIN, 1999; DUTTA *et al.*, 2017).

Por fim, é importante salientar que há três diferentes versões do modelo de passeio aleatório: Passeio Aleatório I, Passeio Aleatório II e Passeio Aleatório III. O Passeio Aleatório I (ou o estrito processo de ruído branco) requer que mudanças sequenciais nos preços sejam independentes e identicamente distribuídas. Por outro lado, ao assumir que tais sequências são independentes, mas a hipótese de distribuição idêntica for abandonada, tem-se a versão do Passeio Aleatório II. Finalmente, o Passeio Aleatório III é obtido com o relaxamento da suposição de independência e distribuição idêntica (DUTTA *et al.*, 2017).

APÊNDICE A:

A Tabela A.1 apresenta a correlação entre as variáveis independentes inicialmente inseridas na regressão MIDAS, assim como os seus respectivos p-valores.

Tabela A.1 – Correlação entre as variáveis da regressão MIDAS - modelo abrangente

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
ROE	ROA	0,1	0,0000***	PIB	CX	-0,1	0,0002***	VOL	LIQ	0,0	0,9611
ACC	ROA	-0,2	0,0000***	PIB	TAM	0,0	0,1034	VOL	RIBOV	0,0	0,0036***
ACC	ROE	-0,1	0,0000***	PIB	EG	0,0	0,4372	VOL	VCDI	0,2	0,0000***
EBIT	ROA	1,0	0,0000***	PIB	M/B	-0,1	0,0000***	VOL	PIB	-0,2	0,0000***
EBIT	ROE	0,1	0,0000***	PIB	P/L	0,0	0,2665	VOL	VPTAX	0,1	0,0000***
EBIT	ACC	-0,2	0,0000***	PIB	LIQ	0,0	0,9696	VOL	PIBm	0,1	0,0000***
MEBIT	ROA	0,0	0,0013***	PIB	RIBOV	-0,3	0,0000***	VOL	VIPCA	0,1	0,0000***
MEBIT	ROE	0,0	0,6796	PIB	VCDI	0,3	0,0000***	VOL	VEPU	-0,2	0,0000***
MEBIT	ACC	0,0	0,8121	VPTAX	ROA	0,0	0,1638	VOL	COR	0,0	0,3248
MEBIT	EBIT	0,0	0,0011***	VPTAX	ROE	0,0	0,0021***	VOL	VEMBI	0,1	0,0000***
ML	ROA	0,0	0,0069***	VPTAX	ACC	0,0	0,6519	RSP500	ROA	0,0	0,4872
ML	ROE	0,0	0,5853	VPTAX	EBIT	0,0	0,2572	RSP500	ROE	0,0	0,0384**
ML	ACC	0,0	0,3723	VPTAX	MEBIT	0,0	0,6507	RSP500	ACC	0,0	0,0295**
ML	EBIT	0,0	0,0074***	VPTAX	ML	0,0	0,5260	RSP500	EBIT	0,0	0,6065
ML	MEBIT	0,9	0,0000***	VPTAX	GA	0,0	0,4546	RSP500	MEBIT	0,0	0,5142
GA	ROA	0,2	0,0000***	VPTAX	GAF	0,0	0,0059***	RSP500	ML	0,0	0,9632
GA	ROE	0,1	0,0001***	VPTAX	LC	0,0	0,4405	RSP500	GA	0,0	0,3783
GA	ACC	-0,1	0,0000***	VPTAX	CX	0,0	0,0242**	RSP500	GAF	0,0	0,1284
GA	EBIT	0,3	0,0000***	VPTAX	TAM	0,0	0,0018***	RSP500	LC	0,0	0,2776
GA	MEBIT	0,0	0,7053	VPTAX	EG	0,0	0,1190	RSP500	CX	0,0	0,5712

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
GA	ML	0,0	0,3988	VPTAX	M/B	-0,1	0,0000***	RSP500	TAM	0,0	0,3981
GAF	ROA	0,0	0,6487	VPTAX	P/L	0,0	0,7998	RSP500	EG	0,0	0,0262**
GAF	ROE	-0,4	0,0000***	VPTAX	LIQ	0,0	0,6816	RSP500	M/B	0,0	0,0762*
GAF	ACC	0,0	0,8354	VPTAX	RIBOV	-0,6	0,0000***	RSP500	P/L	0,0	0,8525
GAF	EBIT	0,0	0,6496	VPTAX	VCDI	0,0	0,1972	RSP500	LIQ	0,0	0,8123
GAF	MEBIT	0,0	0,9948	VPTAX	PIB	-0,1	0,0000***	RSP500	RIBOV	-0,1	0,0004***
GAF	ML	0,0	0,9404	PIBm	ROA	0,0	0,2731	RSP500	VCDI	-0,2	0,0000***
GAF	GA	0,0	0,2720	PIBm	ROE	0,0	0,0049***	RSP500	PIB	-0,5	0,0000***
LC	ROA	0,0	0,6335	PIBm	ACC	0,0	0,5659	RSP500	VPTAX	0,6	0,0000***
LC	ROE	0,0	0,0367**	PIBm	EBIT	0,0	0,4221	RSP500	PIBm	0,5	0,0000***
LC	ACC	-0,1	0,0000***	PIBm	MEBIT	0,0	0,6137	RSP500	VIPCA	0,4	0,0000***
LC	EBIT	0,0	0,7843	PIBm	ML	0,0	0,5479	RSP500	VEPU	0,2	0,0000***
LC	MEBIT	0,0	0,7128	PIBm	GA	0,0	0,4225	RSP500	COR	-0,2	0,0000***
LC	ML	0,0	0,6468	PIBm	GAF	0,0	0,0025***	RSP500	VEMBI	0,1	0,0000***
LC	GA	-0,1	0,0000***	PIBm	LC	0,0	0,5494	RSP500	VOL	-0,1	0,0000***
LC	GAF	0,0	0,7348	PIBm	CX	0,0	0,0281**	ICC	ROA	0,0	0,2103
CX	ROA	0,6	0,0000***	PIBm	TAM	0,1	0,0001***	ICC	ROE	0,0	0,0618*
CX	ROE	0,2	0,0000***	PIBm	EG	0,0	0,1551	ICC	ACC	0,0	0,0050***
CX	ACC	-0,9	0,0000***	PIBm	M/B	-0,2	0,0000***	ICC	EBIT	0,0	0,1100
CX	EBIT	0,6	0,0000***	PIBm	P/L	0,0	0,9868	ICC	MEBIT	0,0	0,9482
CX	MEBIT	0,0	0,0983*	PIBm	LIQ	0,0	0,7139	ICC	ML	0,0	0,8066
CX	ML	0,0	0,0175**	PIBm	RIBOV	-0,6	0,0000***	ICC	GA	0,0	0,3032
CX	GA	0,1	0,0000***	PIBm	VCDI	0,0	0,0211**	ICC	GAF	0,0	0,4178
CX	GAF	0,0	0,2723	PIBm	PIB	0,0	0,5176	ICC	LC	0,0	0,7428
CX	LC	0,2	0,0000***	PIBm	VPTAX	1,0	0,0000***	ICC	CX	0,0	0,0051***
TAM	ROA	0,2	0,0000***	VIPCA	ROA	0,0	0,0374**	ICC	TAM	0,0	0,4476

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
TAM	ROE	0,0	0,0088***	VIPCA	ROE	0,0	0,4626	ICC	EG	0,0	0,3729
TAM	ACC	0,0	0,0101**	VIPCA	ACC	-0,1	0,0004***	ICC	M/B	0,1	0,0000***
TAM	EBIT	0,2	0,0000***	VIPCA	EBIT	0,0	0,0350**	ICC	P/L	0,0	0,2779
TAM	MEBIT	0,0	0,8928	VIPCA	MEBIT	0,0	0,8705	ICC	LIQ	0,0	0,7267
TAM	ML	0,0	0,6658	VIPCA	ML	0,0	0,7048	ICC	RIBOV	0,3	0,0000***
TAM	GA	0,1	0,0006***	VIPCA	GA	0,0	0,0174**	ICC	VCDI	-0,2	0,0000***
TAM	GAF	0,0	0,8096	VIPCA	GAF	0,0	0,4611	ICC	PIB	-0,3	0,0000***
TAM	LC	0,0	0,1162	VIPCA	LC	0,0	0,4347	ICC	VPTAX	-0,1	0,0000***
TAM	CX	0,1	0,0000***	VIPCA	CX	0,1	0,0004***	ICC	PIBm	-0,1	0,0000***
EG	ROA	-0,1	0,0000***	VIPCA	TAM	0,0	0,3171	ICC	VIPCA	0,3	0,0000***
EG	ROE	-0,1	0,0000***	VIPCA	EG	0,0	0,5800	ICC	VEPU	0,2	0,0000***
EG	ACC	0,3	0,0000***	VIPCA	M/B	0,0	0,8093	ICC	COR	0,2	0,0000***
EG	EBIT	-0,1	0,0000***	VIPCA	P/L	0,0	0,0157**	ICC	VEMBI	-0,1	0,0000***
EG	MEBIT	0,0	0,5500	VIPCA	LIQ	0,0	0,9159	ICC	VOL	0,1	0,0000***
EG	ML	0,0	0,3362	VIPCA	RIBOV	0,1	0,0000***	ICC	RSP500	-0,1	0,0000***
EG	GA	0,0	0,0086***	VIPCA	VCDI	-0,1	0,0000***	ICEI	ROA	0,0	0,8301
EG	GAF	0,0	0,2466	VIPCA	PIB	-0,7	0,0000***	ICEI	ROE	0,0	0,0049***
EG	LC	-0,4	0,0000***	VIPCA	VPTAX	0,2	0,0000***	ICEI	ACC	0,0	0,0221**
EG	CX	-0,3	0,0000***	VIPCA	PIBm	0,2	0,0000***	ICEI	EBIT	0,0	0,7925
EG	TAM	-0,1	0,0000***	VEPU	ROA	0,0	0,5560	ICEI	MEBIT	0,0	0,6262
M/B	ROA	-0,1	0,0000***	VEPU	ROE	0,0	0,8355	ICEI	ML	0,0	0,4047
M/B	ROE	-0,3	0,0000***	VEPU	ACC	0,0	0,2913	ICEI	GA	0,0	0,1211
M/B	ACC	0,0	0,9942	VEPU	EBIT	0,0	0,4391	ICEI	GAF	0,0	0,3852
M/B	EBIT	-0,1	0,0000***	VEPU	MEBIT	0,0	0,0720*	ICEI	LC	0,0	0,8495
M/B	MEBIT	0,0	0,6468	VEPU	ML	0,0	0,0618*	ICEI	CX	0,0	0,1051
M/B	ML	0,0	0,5942	VEPU	GA	0,0	0,6768	ICEI	TAM	0,0	0,0111**

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
M/B	GA	0,0	0,2956	VEPU	GAF	0,0	0,1656	ICEI	EG	0,0	0,6890
M/B	GAF	0,1	0,0000***	VEPU	LC	0,0	0,6900	ICEI	M/B	0,1	0,0000***
M/B	LC	0,0	0,1226	VEPU	CX	0,0	0,7895	ICEI	P/L	0,0	0,0827*
M/B	CX	-0,1	0,0004***	VEPU	TAM	0,1	0,0001***	ICEI	LIQ	0,0	0,5552
M/B	TAM	-0,1	0,0000***	VEPU	EG	0,0	0,2718	ICEI	RIBOV	0,3	0,0000***
M/B	EG	0,1	0,0003***	VEPU	M/B	0,0	0,0019***	ICEI	VCDI	0,0	0,2188
P/L	ROA	0,0	0,2504	VEPU	P/L	0,0	0,3899	ICEI	PIB	0,1	0,0000***
P/L	ROE	0,0	0,8253	VEPU	LIQ	0,0	0,9265	ICEI	VPTAX	-0,4	0,0000***
P/L	ACC	0,0	0,6248	VEPU	RIBOV	-0,2	0,0000***	ICEI	PIBm	-0,4	0,0000***
P/L	EBIT	0,0	0,2377	VEPU	VCDI	-0,5	0,0000***	ICEI	VIPCA	-0,2	0,0000***
P/L	MEBIT	0,0	0,9554	VEPU	PIB	-0,3	0,0000***	ICEI	VEPU	-0,2	0,0000***
P/L	ML	0,0	0,9944	VEPU	VPTAX	0,2	0,0000***	ICEI	COR	0,5	0,0000***
P/L	GA	0,0	0,9858	VEPU	PIBm	0,2	0,0000***	ICEI	VEMBI	-0,3	0,0000***
P/L	GAF	0,0	0,9950	VEPU	VIPCA	0,2	0,0000***	ICEI	VOL	0,1	0,0002***
P/L	LC	-0,1	0,0000***	COR	ROA	0,0	0,3680	ICEI	RSP500	-0,3	0,0000***
P/L	CX	0,0	0,9664	COR	ROE	0,0	0,0119***	ICEI	ICC	0,5	0,0000***
P/L	TAM	0,0	0,4549	COR	ACC	0,0	0,7437	IEC	ROA	0,0	0,8024
P/L	EG	0,0	0,5445	COR	EBIT	0,0	0,5318	IEC	ROE	0,0	0,2730
P/L	M/B	0,0	0,9215	COR	MEBIT	0,0	0,9739	IEC	ACC	0,0	0,1108
LIQ	ROA	0,0	0,0008***	COR	ML	0,0	0,9267	IEC	EBIT	0,0	0,5174
LIQ	ROE	0,0	0,1705	COR	GA	0,0	0,8668	IEC	MEBIT	0,0	0,8599
LIQ	ACC	0,0	0,0049***	COR	GAF	0,0	0,9825	IEC	ML	0,0	0,7917
LIQ	EBIT	0,1	0,0000***	COR	LC	0,0	0,9105	IEC	GA	0,0	0,6659
LIQ	MEBIT	0,0	0,9288	COR	CX	0,0	0,5783	IEC	GAF	0,0	0,9159
LIQ	ML	0,0	0,8134	COR	TAM	0,0	0,1294	IEC	LC	0,0	0,6830
LIQ	GA	-0,1	0,0000***	COR	EG	0,0	0,2151	IEC	CX	0,0	0,1188

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
LIQ	GAF	0,0	0,7824	COR	M/B	0,0	0,0015***	IEC	TAM	0,0	0,8531
LIQ	LC	0,0	0,2422	COR	P/L	0,0	0,8606	IEC	EG	0,0	0,4728
LIQ	CX	0,1	0,0005***	COR	LIQ	0,0	0,8407	IEC	M/B	0,1	0,0000***
LIQ	TAM	0,0	0,3146	COR	RIBOV	0,2	0,0000***	IEC	P/L	0,0	0,4454
LIQ	EG	0,0	0,2217	COR	VCDI	0,1	0,0000***	IEC	LIQ	0,0	0,7381
LIQ	M/B	0,0	0,2156	COR	PIB	0,1	0,0000***	IEC	RIBOV	0,2	0,0000***
LIQ	P/L	0,0	0,5106	COR	VPTAX	-0,4	0,0000***	IEC	VCDI	-0,1	0,0000***
RIBOV	ROA	0,0	0,9724	COR	PIBm	-0,4	0,0000***	IEC	PIB	-0,2	0,0000***
RIBOV	ROE	0,0	0,3465	COR	VIPCA	-0,3	0,0000***	IEC	VPTAX	-0,1	0,0000***
RIBOV	ACC	0,0	0,9853	COR	VEPU	0,0	0,6750	IEC	PIBm	-0,1	0,0000***
RIBOV	EBIT	0,0	0,9612	VEMBI	ROA	0,0	0,4297	IEC	VIPCA	0,1	0,0000***
RIBOV	MEBIT	0,0	0,9138	VEMBI	ROE	0,0	0,1431	IEC	VEPU	0,2	0,0000***
RIBOV	ML	0,0	0,7564	VEMBI	ACC	0,0	0,0769*	IEC	COR	0,1	0,0000***
RIBOV	GA	0,0	0,3691	VEMBI	EBIT	0,0	0,4589	IEC	VEMBI	-0,1	0,0000***
RIBOV	GAF	0,0	0,0627	VEMBI	MEBIT	0,0	0,9085	IEC	VOL	0,1	0,0000***
RIBOV	LC	0,0	0,9734	VEMBI	ML	0,0	0,9281	IEC	RSP500	-0,1	0,0000***
RIBOV	CX	0,0	0,1642	VEMBI	GA	0,0	0,4821	IEC	ICC	0,9	0,0000***
RIBOV	TAM	-0,1	0,0004***	VEMBI	GAF	0,0	0,0803*	IEC	ICEI	0,5	0,0000***
RIBOV	EG	0,0	0,8105	VEMBI	LC	0,0	0,9265	INEC	ROA	0,0	0,0241**
RIBOV	M/B	0,2	0,0000***	VEMBI	CX	0,0	0,0039***	INEC	ROE	0,0	0,0291**
RIBOV	P/L	0,0	0,8971	VEMBI	TAM	0,1	0,0005***	INEC	ACC	-0,1	0,0003***
RIBOV	LIQ	0,0	0,5830	VEMBI	EG	0,0	0,5706	INEC	EBIT	0,0	0,0175**
VCDI	ROA	0,0	0,6208	VEMBI	M/B	-0,2	0,0000***	INEC	MEBIT	0,0	0,5670
VCDI	ROE	0,0	0,5731	VEMBI	P/L	0,0	0,5691	INEC	ML	0,0	0,8000
VCDI	ACC	0,0	0,9144	VEMBI	LIQ	0,0	0,6980	INEC	GA	0,0	0,0692*
VCDI	EBIT	0,0	0,6303	VEMBI	RIBOV	-0,8	0,0000***	INEC	GAF	0,0	0,7787

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
VCDI	MEBIT	0,0	0,9902	VEMBI	VCDI	-0,2	0,0000***	INEC	LC	0,0	0,9595
VCDI	ML	0,0	0,9727	VEMBI	PIB	0,1	0,0000***	INEC	CX	0,1	0,0000***
VCDI	GA	0,0	0,9971	VEMBI	VPTAX	0,7	0,0000***	INEC	TAM	0,0	0,1698
VCDI	GAF	0,0	0,7775	VEMBI	PIBm	0,7	0,0000***	INEC	EG	0,0	0,5817
VCDI	LC	0,0	0,9078	VEMBI	VIPCA	0,0	0,0154**	INEC	M/B	0,1	0,0005***
VCDI	CX	0,0	0,9972	VEMBI	VEPU	0,3	0,0000***	INEC	P/L	0,0	0,0428**
VCDI	TAM	0,0	0,8892	VEMBI	COR	-0,4	0,0000***	INEC	LIQ	0,0	0,7487
VCDI	EG	0,0	0,1984	VOL	ROA	0,0	0,0057***	INEC	RIBOV	0,3	0,0000***
VCDI	M/B	0,0	0,1353	VOL	ROE	0,0	0,3551	INEC	VCDI	-0,1	0,0000***
VCDI	P/L	0,0	0,3807	VOL	ACC	0,0	0,0609*	INEC	PIB	-0,2	0,0000***
VCDI	LIQ	0,0	0,9994	VOL	EBIT	0,0	0,0168**	INEC	VPTAX	-0,3	0,0000***
VCDI	RIBOV	0,2	0,0000***	VOL	MEBIT	0,0	0,4572	INEC	PIBm	-0,2	0,0000***
PIB	ROA	0,0	0,3993	VOL	ML	0,0	0,3769	INEC	VIPCA	0,1	0,0000***
PIB	ROE	0,0	0,5059	VOL	GA	0,0	0,0808*	INEC	VEPU	0,0	0,0031***
PIB	ACC	0,1	0,0001***	VOL	GAF	0,0	0,9404	INEC	COR	0,4	0,0000***
PIB	EBIT	0,0	0,2992	VOL	LC	0,0	0,3864	INEC	VEMBI	-0,3	0,0000***
PIB	MEBIT	0,0	0,4028	VOL	CX	0,0	0,0060***	INEC	VOL	0,1	0,0000***
PIB	ML	0,0	0,4358	VOL	TAM	-0,1	0,0000***	INEC	RSP500	-0,2	0,0000***
PIB	GA	0,0	0,0214**	VOL	EG	0,0	0,3495	INEC	ICC	0,6	0,0000***
PIB	GAF	0,0	0,7407	VOL	M/B	0,0	0,8052	INEC	ICEI	0,6	0,0000***
PIB	LC	0,0	0,2576	VOL	P/L	0,0	0,2019	INEC	IEC	0,7	0,0000***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

A Tabela A.2 informa os resultados da estimação da regressão MIDAS, em que todas as variáveis apresentadas na Tabela 3 são inseridas no modelo.

Tabela A.2 – Resultados da estimação da regressão MIDAS - modelo abrangente

Variáveis	Coefficiente	Estatística-t	P-valor
Variável dependente: RET			
Método: MIDAS			
Amostra (ajustada): 2010Q2 2016Q3			
Observações incluídas: 4.497 após ajustes			
Parametrização dos coeficientes defasados: Almon			
C	0,100758	4,448525	0,0000***
ROA _(t) (-1)	0,274913	3,037564	0,0024***
ROE _(t)	0,089794	21,19728	0,0000***
ACC _(t)	0,660033	5,017748	0,0000***
EBIT _(t)	0,296007	2,357042	0,0185**
MEBIT _(t)	-0,000142	-0,818776	0,4130
ML _(t)	0,000191	1,114967	0,2649
GA _(t)	-0,020641	-1,120743	0,2625
GAF _(t) (-1)	-0,000162	-7,743962	0,0000***
LC _(t)	0,000716	0,555059	0,5789
CX _(t)	0,950158	7,761951	0,0000***
TAM _(t)	2,966819	5,934401	0,0000***
EG _(t)	-0,028597	-2,805285	0,0050***
M/B _(t)	0,500411	57,78216	0,0000***
P/L _(t) (-1)	-6,04E-07	-0,679686	0,4967
LIQ _(t) (-1)	-0,003586	-1,272477	0,2033
RIBOV _(d) (-14)	0,423321	1,803818	0,0713*
VCDI _(d) (-25)	-0,911894	-3,807666	0,0001***
PIB _(t)	-0,006732	-4,781908	0,0000***
VPTAX _(d) (-80)	0,49224	2,314468	0,0207**
PIB _{m(t)}	-0,114709	-2,620471	0,0088***
VIPCA _(m)	-8,6831	-7,154126	0,0000***
VEPU _(m)	-0,010271	-3,160638	0,0016***
COR _(t)	-0,000732	-0,341074	0,7331
VEMBI _(d)	0,093193	1,275047	0,2024
VOL _(d) (-11)	-0,015665	-4,103693	0,0000***
RSP500 _(d) (-30)	0,415812	1,769683	0,0768*
ICC _(m)	0,001499	2,131835	0,0331**
ICEI _(m) (-1)	0,001615	1,364617	0,1724
IEC _(m)	-0,001208	-1,982462	0,0475**
INEC _(m)	0,002257	1,566704	0,1173

R ²	0,631347	Média var. dependente	-0,018247
R ² ajustado	0,589114	D.P. var. dependente	0,237411
Erro-padrão da regressão	0,152181	Critério inform. Akaike	-0,917937
Σ Quadrados dos resíduos	103,7065	Critério inform. Schwarz	-0,873742
Log likelihood	2094,982	Critério inform. Hannan-Quinn	-0,902364

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

(d): dados amostrados em uma frequência diária; (m): dados amostrados em uma frequência mensal; e (t) dados amostrados em uma frequência trimestral.

***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

A Tabela A.3 exibe os resultados do teste FIV para o modelo abrangente.

Tabela A.3 – Teste FIV para as variáveis inseridas no modelo abrangente

Variáveis	FIV
C	NA
ROA	1,3538
ROE	1,2152
ACC	7,6581
EBIT	2,6919
MEBIT	6,4455
ML	6,4481
GA	1,1373
GAF	1,0192
LC	1,2015
CX	10,7652
TAM	1,0863
EG	1,2853
M/B	1,2539
P/L	1,0109
LIQ	1,0274
RIBOV	4,2360
VCDI	1,8085
PIB	6,1014
VPTAX	2,8485
PIBm	2,9480
VIPCA	5,8679
VEPU	1,9234
COR	1,9472
VEMBI	1,5557
VOL	4,9801
RSP500	4,5422
ICC	10,0152

Variáveis	FIV
ICEI	4,8232
IEC	9,2069
INEC	3,0395

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Ao analisar os resultados do teste FIV (Tabela A.3), é possível constatar problemas de multicolinearidade entre algumas das variáveis inseridas na regressão, haja vista seus valores FIV apresentarem-se maiores do que 10 (dez), ou, em uma análise mais criteriosa, maiores do que 5 (cinco). Assim, entre as variáveis analisadas, as que apresentam problemas de multicolinearidade são: ACC (FIV=7,6581); MEBIT (FIV=6,4455); ML (FIV=6,4481); CX (FIV=10,7652); PIB (FIV=6,1014); VIPCA (FIV=5,8679); ICC (FIV=10,0152); e IEC (FIV=9,2069).

Na Tabela A.4 são divulgados os resultados dos testes de raiz unitária ADF-Fisher e PP-Fisher, para as variáveis que sofreram transformações em suas frequências.

Tabela A.4 – Resultados do teste ADF-Fisher e PP-Fisher para as variáveis que sofreram transformações em suas frequências

Variáveis	Teste ADF - Fisher		Teste PP - Fisher	
	Estatística-t	P-valor	Estatística- t	P-valor
RIBOV	3058,85	0,0000***	4562,39	0,0000***
VCDI	3183,51	0,0000***	4998,97	0,0000***
VPTAX	1095,12	0,0000***	3344,54	0,0000***
VIPCA	4095,58	0,0000***	6698,26	0,0000***
VEPU	2224,03	0,0000***	5934,56	0,0000***
VEMBI	2935,51	0,0000***	5518,64	0,0000***
RSP500	2011,70	0,0000***	2108,95	0,0000***
INEC	127,526	1,0000	91,3095	1,0000

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

É possível verificar que a série da variável INEC é não estacionária. Ao aplicar a 1ª diferença, sua série tornou-se $I(0)$, conforme apresentado na Tabela A.5.

Tabela A.5 – Resultados do teste ADF-Fisher e PP-Fisher – 1ª diferença

Variável	Teste ADF - Fisher		Teste PP - Fisher	
	Estatística-t	P-valor	Estatística-t	P-valor
INEC	3005,30	0,0000***	1998,69	0,0000***

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Na Tabela A.6 são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis contempladas no modelo de regressão convencional para dados em painel, que precisaram ter as suas frequências transformadas em uma frequência trimestral.

Tabela A.6 - Estatística descritiva das variáveis transformadas para uma frequência trimestral

	RIBOV	VCDI	VPTAX	VIPCA	VEPU	VEMBI	RSP500	INEC
Média	-0,0045	0,0006	0,0251	-0,0001	0,2836	0,0422	0,0452	-0,5926
Mediana	0,0099	0,0016	0,0026	0,0000	-0,0516	-0,0437	0,0458	0,0000
Máximo	0,1457	0,0157	0,2742	0,0057	3,5154	0,7792	0,1754	4,0000
Mínimo	-0,1729	-0,0195	-0,0856	-0,0064	-0,6936	-0,2409	-0,1094	-9,0000
Desv.Pad.	0,0964	0,0086	0,0826	0,0035	0,8921	0,2328	0,0707	2,6566
Assimetria	-0,2544	-0,6419	1,4502	-0,1045	1,8222	1,2580	-0,2184	-0,9281
Curtose	2,0521	2,7437	4,6367	1,9124	6,8000	4,4637	2,5612	4,6877
Jarque-Bera	259,2205	383,8469	2484,46	274,7754	6209,763	1897,94	85,85273	1359,436
Probabilidade	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

Ao analisar a tabela acima, com exceção das variáveis RIBOV, VIPCA e INEC, é possível verificar que a média das demais variáveis é positiva. Fundamentando-se no teste *Jarque-Bera*, observa-se que todas as variáveis apresentaram evidências de não-normalidade.

A Tabela A.7 exhibe as correlações entre as variáveis explicativas inseridas na regressão convencional.

Tabela A.7 – Correlações entre as variáveis contempladas no modelo clássico para dados em painel

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
GAF	ROE	-0,4	0,000***	VEPU	GAF	0,1	0,0005***
CX	ROE	0,2	0,000***	VEPU	CX	-0,1	0,0004***
CX	GAF	0,0	0,2723	VEPU	TAM	0,0	0,0020***
TAM	ROE	0,0	0,0088***	VEPU	M/B	-0,1	0,0000***
TAM	GAF	0,0	0,8096	VEPU	RIBOV	-0,2	0,0000***
TAM	CX	0,1	0,0000***	VEPU	VCDI	0,0	0,0107**
M/B	ROE	-0,3	0,0000***	VEPU	VPTAX	0,6	0,0000***
M/B	GAF	0,1	0,0000***	VEPU	PIBm	0,5	0,0000***
M/B	CX	-0,1	0,0004***	VEPU	VIPCA	0,1	0,0000***
M/B	TAM	-0,1	0,0000***	VEMBI	ROE	0,0	0,1557
RIBOV	ROE	0,0	0,2050	VEMBI	GAF	0,0	0,0756*
RIBOV	GAF	0,0	0,0669	VEMBI	CX	0,0	0,0055***
RIBOV	CX	0,0	0,2784	VEMBI	TAM	0,1	0,0004***
RIBOV	TAM	0,0	0,0015***	VEMBI	M/B	-0,2	0,0000***

PARES		Correlação	P-valor	PARES		Correlação	P-valor
RIBOV	M/B	0,2	0,0000***	VEMBI	RIBOV	-0,8	0,0000***
VCDI	ROE	0,0	0,0365**	VEMBI	VCDI	0,1	0,0000***
VCDI	GAF	0,0	0,3798	VEMBI	VPTAX	0,8	0,0000***
VCDI	CX	0,0	0,0078***	VEMBI	PIBm	0,7	0,0000***
VCDI	TAM	0,1	0,0002***	VEMBI	VIPCA	0,1	0,0000***
VCDI	M/B	0,0	0,1321	VEMBI	VEPU	0,4	0,0000***
VCDI	RIBOV	0,0	0,6529	RSP500	ROE	0,0	0,0583*
VPTAX	ROE	0,0	0,0019***	RSP500	GAF	0,0	0,0835*
VPTAX	GAF	0,0	0,0029***	RSP500	CX	0,0	0,7631
VPTAX	CX	0,0	0,0025***	RSP500	TAM	0,0	0,1711
VPTAX	TAM	0,1	0,0005***	RSP500	M/B	0,0	0,0380**
VPTAX	M/B	-0,1	0,0000***	RSP500	RIBOV	-0,1	0,0000***
VPTAX	RIBOV	-0,6	0,0000***	RSP500	VCDI	-0,4	0,0000***
VPTAX	VCDI	-0,1	0,0000***	RSP500	VPTAX	0,5	0,0000***
PIBm	ROE	0,0	0,0049***	RSP500	PIBm	0,5	0,0000***
PIBm	GAF	0,0	0,0025***	RSP500	VIPCA	0,4	0,0000***
PIBm	CX	0,0	0,0281**	RSP500	VEPU	0,3	0,0000***
PIBm	TAM	0,1	0,0001***	RSP500	VEMBI	0,1	0,0000***
PIBm	M/B	-0,2	0,0000***	INEC	ROE	0,0	0,0429**
PIBm	RIBOV	-0,6	0,0000***	INEC	GAF	0,0	0,7929
PIBm	VCDI	0,0	0,2919	INEC	CX	0,1	0,0001***
PIBm	VPTAX	1,0	0,0000***	INEC	TAM	0,0	0,2275
VIPCA	ROE	0,0	0,4631	INEC	M/B	0,0	0,0010***
VIPCA	GAF	0,0	0,4596	INEC	RIBOV	0,3	0,0000***
VIPCA	CX	0,1	0,0004***	INEC	VCDI	0,2	0,0000***
VIPCA	TAM	0,0	0,3180	INEC	VPTAX	-0,3	0,0000***
VIPCA	M/B	0,0	0,8122	INEC	PIBm	-0,2	0,0000***
VIPCA	RIBOV	0,0	0,0021***	INEC	VIPCA	0,1	0,0000***
VIPCA	VCDI	-0,7	0,0000***	INEC	VEPU	0,1	0,0000***
VIPCA	VPTAX	0,2	0,0000***	INEC	VEMBI	-0,2	0,0000***
VIPCA	PIBm	0,2	0,0000***	INEC	RSP500	-0,2	0,0000***
VEPU	ROE	0,0	0,0612*				

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

A Tabela A.7 evidencia uma correlação muito forte entre as variáveis PIBm e VPTAX, com valor igual a 1,0 (hum), além de forte correlação entre os pares das variáveis VIPCA-VCDI (-0,7), VEMBI-RIBOV (-0,8), VEMBI-VPTAX (0,8) e VEMBI-PIBm (0,7). Em adição, os pares VPTAX-RIBOV (-0,6), PIBm-RIBOV (-0,6), VEPU-VPTAX (0,6), VEPU-PIBm (0,5),

RSP500-VPTAX (0,5) e RSP500-PIBm (0,5) apresentaram-se moderadamente correlacionados.

Na Tabela A.8 são evidenciados os resultados do modelo clássico estimado por efeitos fixos, por ser o mais robusto, de acordo com os testes *Breusch-Godfrey*, *Hausman* e *Chow*.

Tabela A.8 – Resultados da estimação do modelo clássico para dados em painel (efeitos fixos)

Variáveis	Coefficiente	Estatística-t	P-valor
Variável dependente: RET			
Método: Painel Efeitos fixos			
Amostra (ajustada): 2010Q4 2016Q4			
Períodos incluídos: 25			
Cross-sections incluídas: 180			
Total de observações em painel (desbalanceado): 4.300			
C	-0,012982	-3,586674	0,0003***
ROE	0,06581	14,47632	0,0000***
GAF (-3)	-1,24E-05	-7,467351	0,0000***
CX	0,643025	11,11795	0,0000***
TAM	3,121534	5,313123	0,0000***
M/B	0,367964	44,30756	0,0000***
RIBOV	0,339542	9,813785	0,0000***
VCDI (-3)	-1,786501	-3,789776	0,0002***
VPTAX (-1)	-0,067629	-1,271804	0,2035
PIBm	-0,153148	-3,254041	0,0011***
VIPCA	-4,273374	-4,913492	0,0000***
VEPU	-0,013438	-3,494221	0,0005***
VEMBI (-1)	-0,037694	-2,076872	0,0379**
RSP500 (-2)	0,105438	2,316473	0,0206**
INEC (-2)	0,000716	0,54166	0,5881
R ²	0,451122	Média var. dependente	-0,017541
R ² ajustado	0,425323	D.P. var. dependente	0,22268
Erro-padrão da regressão	0,168808	Critério inform. Akaike	-0,676042
Σ Quadrados dos resíduos	117,0052	Critério inform. Schwarz	-0,388815
Log likelihood	1647,49	Critério inform. Hannan-Quinn	-0,574601
Estatística-F	17,48559	Estatística Durbin-Watson	1,988777
Prob. (Estatística-F)	0,0000***		

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do *Eviews 9.5*.

***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Ao analisar os resultados da estimação acima, é possível verificar que o R² indica que 45,11% das variações ocorridas nos retornos acionários das empresas aqui analisadas são

explicadas pelas variáveis inseridas no modelo e, de acordo com o teste F (Estatística-F 17,48559; Prob. 0,0000), as variáveis independentes apresentam poder explicativo em relação à variável dependente. Ademais, as variáveis ROE, GAF, CX, TAM, M/B, RIBOV, VCDI, PIBm, VIPCA e VEPU apresentaram significância estatística ao nível de 1%; e as variáveis VEMBI e RSP500, ao nível de 5%. Cabe aqui frisar que todas as variáveis estimadas na regressão exibida na Tabela A.8 estão amostradas em uma frequência trimestral.

APÊNDICE B:

O Apêndice B exibe as carteiras de ativos construídas nesta tese.

Carteira 1			Carteira 2			Carteira 3		
2016Q1	2016Q2	2016Q3	2016Q1	2016Q2	2016Q3	2016Q1	2016Q2	2016Q3
FBMC	FRIO	MTIG	HBOR	EVEN	JOPA	PDGR	TESA	LUPA
PDGR	ECOR	ENMT	CTSA	FESA	TOTS	FBMC	EEEL	OIBR
MTIG	AHEB	USIM	WEGE	HYPE	ABEV	LLIS	MSPA	POSI
LLIS	PFRM	POSI	COCE	TKNO	AMAR	TOYB	CRPG	GPCP
CTAX	TESA	BTOW	HGTX	EKTR	SGAS	CSNA	HAGA	DASA
LUPA	MSPA	OIBR	ENMT	ELPL	CELP	GPCP	ELET	GOLL
NUTR	EEEL	DASA	TKNO	SOND	GEPa	AELP	MNDL	USIM
DTCY	CRPG	PTNT	JBSS	BRFS	CARD	DIRR	CSMG	CRPG
AELP	MEND	CRPG	TGMA	DIRR	NATU	VVAR	CELP	GOAU
CSNA	OIBR	CTAX	BRFS	BMKS	ODPV	PLAS	CARD	SAPR
DIRR	ELET	SAPR	BALM	MRVE	CSNA	FJTA	MDIA	BTOW
GOAU	MILS	ELPL	CEEB	ENBR	LREN	FRIO	GPAP	MGEL
DOHL	MDIA	MPLU	LEVE	ETER	NAFG	RSID	PFRM	CTAX
RSID	SAPR	GOAU	BTOW	SLED	AHEB	RADL	ESTC	VIVR
VVAR	CSMG	ELET	VULC	SUZB	EZTC	GOAU	RUMO	RPMG
RADL	MTSA	BRKM	KEPL	JBSS	ALPA	MWET	PNVL	FRIO
JSLG	CARD	PATI	SLCE	CELP	ETER	AMAR	MEND	TOYB
CGAS	JOPA	HBOR	AHEB	GOAU	LOGN	JSLG	RDNI	BOBR
GGBR	ESTC	JHSF	ROMI	SLCE	EKTR	CBEE	FLRY	PLAS
AMAR	PNVL	MAGG	TCSA	HBOR	DTEX	GGBR	ECOR	HBOR
CYRE	CLSC	GGBR	TUPY	SGAS	FESA	CYRE	CGRA	VULC
MRVE	CSRN	FLRY	CREM	CTNM	MILS	MRVE	TXRX	GGBR
PLAS	ODPV	RAPT	TOTS	BDLL	SUZB	TXRX	SAPR	MAGG
FLRY	CGRA	BAUH	SLED	CMIG	CYRE	CMIG	ALPA	JHSF
BMKS	MPLU	ENBR	TCNO	CREM	AGRO	CRDE	ROMI	SNSY
CRDE	TGMA	LIGT	POSI	MTIG	TESA	BMKS	TGMA	MWET
CMIG	RDNI	HYPE	EKTR	TIMP	EALT	DTEX	CSRN	ESTR
CCRO	VVAR	TGMA	ESTC	TRIS	CEEB	CEBR	TRPL	PETR
POMO	ROMI	ROMI	EMBR	CTAX	TKNO	CGAS	KEPL	RAPT
ELPL	FLRY	PETR	ELEK	RANI	SLED	HYPE	SGAS	LIGT
CTNM	TRPL	WEGE	ETER	BEEF	CEBR	PFRM	AHEB	ROMI
EZTC	FBMC	MDIA	KLBN	EUCA	SLCE	POMO	MILS	TGMA
CSAN	RADL	LAME	BAUH	ENEV	VVAR	CPFE	VVAR	BAUH
DTEX	ALPA	HGTX	MRFG	CESP	CRDE	CTNM	GOLL	TEKA
HYPE	KEPL	AELP	SGAS	EMBR	PRML	FLRY	AFLU	ELET
S BSP	CGAS	CESP	RANI	PATI	PCAR	DTCY	S BSP	CTNM
PATI	CCRO	MLFT	V LID	ELEK	CCRO	CSAN	ENGI	MLFT
JHSF	S BSP	POMO	EALT	LOGN	CBEE	CLSC	RADL	FHER
CPFE	CEPE	WHRL	MTSA	FIBR	TPIS	VIVT	GPCP	BRKM
VIVT	USIM	BMKS	CLSC	TPIS	ELEK	S BSP	EQTL	AELP
NATU	TOTS	COCE	JFEN	CEDO	TCSA	EZTC	PRML	WHRL
MPLU	PRML	EUCA	TESA	KLBN	EVEN	GUAR	EMAE	POMO
LREN	COCE	SHUL	LOGN	GFSa	JFEN	MILS	CCRO	RANI
CSMG	VULC	RSID	SUZB	TCNO	SOND	SAPR	MGEL	JOPA
TPIS	LREN	RANI	MLFT	TUPY	RDNI	PETR	CGAS	WEGE
TAE E	EQTL	CSRN	AFLU	JHSF	CEDO	RAPT	ODPV	RUMO
ODPV	EMAE	BRFS	FIBR	LLIS	EMBR	JHSF	MTSA	SGAS

Carteira 1			Carteira 2			Carteira 3		
2016Q1	2016Q2	2016Q3	2016Q1	2016Q2	2016Q3	2016Q1	2016Q2	2016Q3
PETR	VALE	CGAS	PRML	PDGR	CEPE	LREN	CEBR	MYPK
CEBR	AFLU	AFLU	BRKM	CTSA	CREM	ODPV	RENT	SHUL
EQTL	FHER	CGRA	OIBR	RSID	ECOR	CSMG	SHUL	HETA
GUAR	DTEX	CTNM	SHUL	BRKM	NUTR	RENT	SNSY	EUCA
CESP	RENT	TAEF	PMAM	DOHL	CLSC	TAEF	LREN	FRTA
VALE	MYPK	MYPK	CRPG	BTOW	MTSA	EQTL	ENBR	MDIA
PFRM	JSLG	GRND	MEND	MRFG	FRIO	TPIS	OIBR	LAME

Fonte: Elaboração própria.