

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ  
ESCOLA DE NEGÓCIOS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO  
DOUTORADO EM ADMINISTRAÇÃO**

**CLÁUDIO MARCOS METZNER**

**A ATENÇÃO DOS INVESTIDORES *NOISE TRADER* E SUA INFLUÊNCIA NA  
PRECIFICAÇÃO DE AÇÕES DE ALTO SENTIMENTO NA BOLSA DE VALORES  
BRASILEIRA**

**CURITIBA**

**2021**

**CLÁUDIO MARCOS METZNER**

**A ATENÇÃO DOS INVESTIDORES *NOISE TRADER* E SUA INFLUÊNCIA NA  
PRECIFICAÇÃO DE AÇÕES DE ALTO SENTIMENTO NA BOLSA DE VALORES  
BRASILEIRA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração, da Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUC-PR), como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Administração.

Área de Concentração: Mercado de Ações

Orientador: Prof. Dr. Pedro Guilherme Ribeiro Piccoli

**CURITIBA**

**2021**

Dados da Catalogação na Publicação  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná  
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR  
Biblioteca Central  
Sônia Maria Magalhães da Silva – CRB-9/191

Metzner, Cláudio Marcos

M446a 2021 A atenção dos investidores noise trader e sua influência na precificação de ações de alto sentimento na bolsa de valores brasileira / Cláudio Marcos Metzner; orientador: Pedro Guilherme Ribeiro Piccoli. – 2021.  
80 f. : il. ; 30 cm

Tese (doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba, 2021.  
Bibliografia: f. 73-80

1. Mercado de ações. 2. Bolsa de valores. 3. Investimentos. 4. Administração.  
I. Piccoli, Pedro Guilherme Ribeiro. II. Pontifícia Universidade Católica do Paraná.  
Programa de Pós-Graduação em Administração. III. Título.

CDD. 20. ed. – 658



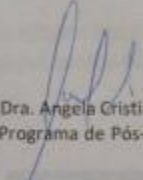
**TERMO DE APROVAÇÃO**

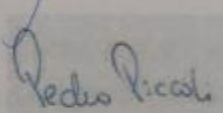
**A ATENÇÃO DOS INVESTIDORES NOISE TRADER E SUA INFLUÊNCIA NA PRECIFICAÇÃO DE AÇÕES DE ALTO SENTIMENTO NA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA.**

Por

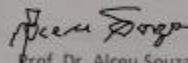
**CLÁUDIO MARCOS METZNER**

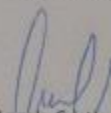
Tese aprovada em 18 de agosto de 2021 como requisito parcial para obtenção do Título de Doutor no Programa de Pós-Graduação em Administração, Área de Concentração em Administração Estratégica, da Escola de Negócios da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

  
Prof.<sup>a</sup> Dra. Angela Cristiane Santos Póvoa  
Coordenadora do Programa de Pós-Graduação em Administração

  
Prof. Dr. Pedro Guilherme Ribeiro Piccoli  
Orientador

Prof.<sup>a</sup> Angela Cristiane Santos Póvoa  
Coordenadora do Programa de  
Pós-Graduação em Administração  
Escola de Negócios - PUCPR

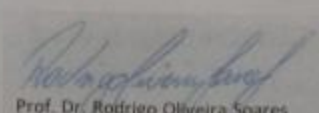
  
Prof. Dr. Alceu Souza  
Examinador

  
Prof.<sup>a</sup> Dra. Angela Cristiane Santos Póvoa  
Examinadora



Documento assinado digitalmente  
Newton Carneiro Affonso da Costa Junior  
Data: 25/08/2021 12:11:05 -0300  
CPF: 942.686.448-07  
Verifique as assinaturas em <https://v.uol.br>

Prof. Dr. Newton Carneiro Affonso da Costa Junior  
Examinador

  
Prof. Dr. Rodrigo Oliveira Soares  
Examinador

## AGRADECIMENTOS

À Deus, conversei muito com ele pedindo sabedoria;

À minha esposa Tina, pelo incentivo e compreensão, e por ser uma empreendedora, esposa, mãe e parceira, sensacional;

Às minhas filhas Bárbara e Beatriz, que me orgulham muito e a quem procuro servir com meu exemplo;

À PUC pela estrutura, às secretárias e aos professores, em especial ao professor Dr. Alceu Souza, pelo carinho e ajuda nos primeiros passos, e a todos os demais professores que nos presentearam com excelentes conteúdos durante as aulas;

Aos colegas do grupo de estudo, Ms. Filipe Giacomitti e Ms. Alexandre Esteves que muito contribuíram com a pesquisa;

Ao professor Dr. Rodrigo Oliveira Soares que deixou enormes contribuições no *Qualifying*;

À nossa Coordenadora do Programa e professora Dr<sup>a</sup> Angela Cristiane Santos Póvoa, que contribuiu com este trabalho desde o Seminário, *Qualifying* e na Banca;

E a esse fantástico orientador, ser humano, professor Dr. Pedro Guilherme Ribeiro Picolli, que com sabedoria, paciência e muito conhecimento, soube conduzir esse trabalho até aqui;

*“Não fui eu que ordenei a você? Seja forte e corajoso! Não se apavore, nem desanime, pois o Senhor, seu Deus, estará com você por onde andar”.*

*Josué 1.9*

## RESUMO

Compreender o impacto da atenção do investidor na formação dos preços das ações tem sido fonte de pesquisa nas finanças comportamentais Barber e Odean (2008) demonstrando valor econômico substancial para o exercício de alocação de ativos. Neste estudo investigou-se a relação da atenção dos investidores de varejo nos preços das ações de alto sentimento na Bolsa de Valores Brasileira e os resultados sugerem que a atenção do investidor exibe um impacto significativo sobre os retornos futuros para as carteiras de ações de médio e alto sentimento no curto prazo, com efeito positivo ou negativo, segundo os gráficos de impulso-resposta dependendo do tempo que passou desde o início do efeito. No sentido inverso descobriu-se através da Causalidade de Granger uma relação bidirecional, ou seja, os retornos passados das ações de médio e alto sentimento tem impacto considerável sobre a atenção do investidor e de forma positiva, ou seja, diretamente proporcional, indicando que quando os preços das ações destas carteiras sobem, essa dinâmica chama a atenção dos investidores de varejo nas próximas semanas. A pesquisa se caracterizou como aplicada e quanto a análise de dados descritiva/explicativa/quantitativa sob uma perspectiva epistemológica positivista. Para chegar a esses resultados construiu-se um índice de sentimento onde foram utilizadas as informações financeiras das ações de 80 empresas do índice Ibovespa, como valor de fechamento, quantidades negociadas, volumes diários e *Free Float*, sendo calculadas a variação dos preços diários de cada ação, ganhos ou perdas e o somatório semanal, utilizando-se 4 variáveis: Volume (VOL), Índice de Linha Psicológica (PSY), Taxa de Rotatividade Ajustada (ATR) e Índice de Força Relativa (RSI), Yang e Zhou (2016) no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017, coletando dados no site Economática para a construção de 4 carteiras, ranqueadas pelo índice de sentimento, e segmentadas em quartis, a partir da atenção do investidor, em alto e baixo sentimento, medidas pelas buscas no *Google Trends*, através do *ticker* destas ações, no período gerando o Fator S (atenção) que mostra a variação das buscas, obtida pela média aritmética da atenção por ação de cada carteira. Para analisar esses dados foi utilizado regressão VAR e OLS (*Ordinary Least Squares*), controlando as variáveis para autocorrelação dos retornos e fatores de risco (Fama-French) e Testes de Causalidade de Granger, para verificar a relação inversa, demonstrados em gráficos de impulso-resposta gerados através do *software Stata*. Descobriu-se que o sentimento dos investidores de varejo em ações tem coeficientes significativos de influência nos preços para as carteiras de médio e alto sentimento e na direção inversa do retorno afetando a atenção, apenas na carteira (de alto sentimento), com menor intensidade e somente nas próximas 3 semanas. Nas carteiras de baixo sentimento, essa influência não foi identificada, pois os achados não trazem evidências significativas de que os retornos afetam as buscas e nem as buscas afetam os retornos, fato que já era esperado, considerando que o investidor que compra este tipo de ações, age de forma mais racional, pois os investidores profissionais são menos propensos a entrar em compras orientado pela atenção, corroborando a HME, e de acordo com as pesquisas de (DA; ENGELBERG; GAO, 2015).

**Palavras-Chaves:** *Noise Trader Approach*; Sentimento do investidor; Pesquisas *On Line*, *Atenção do Investidor*, Mercado de ações, Google Trend

## ABSTRACT

Understanding the impact of investor's attention on the formation of stock prices has been a source of research in behavioral finance from Barber e Odean (2008), demonstrating substantial economic value for the exercise of asset allocation. In this study, we investigated the relationship of retail investors' attention to high sentiment stock prices on the Brazilian Stock Exchange, and the results suggest that investor attention has a significant impact on future returns for stock portfolios of medium and high sentiment, short term, with positive or negative effect, according to the impulse-response charts, depending on the time that has passed since the beginning of the effect. Conversely, it was found, through Granger causality, a bidirectional relationship, that is, the past returns of medium and high sentiment stocks, has a considerable impact on investor attention and in a positive way, that is, directly proportional, indicating that when share prices in these portfolios rise, this dynamic will catch the attention of retail investors in the coming weeks. The research was characterized as applied, and as for data analysis, descriptive/explanatory/quantitative, under a positivist epistemological perspective. To reach these results, a sentiment index was built, using financial information of the shares of 80 companies in the Ibovespa index, such as closing value, traded quantities, daily volumes and Free Float, and price variation being calculated. daily of each share, gains or losses and the weekly sum, using 4 variables: Volume (VOL), Psychological Line Index (PSY), Adjusted Turnover Rate (ATR) and Relative Strength Index (RSI), Yang and Zhou (2016), from January 1, 2013 to December 31, 2017, collecting data on the Economática website to build 4 portfolios, ranked by the sentiment index, and segmented into quartiles, based on investor attention, in high and low sentiment, measured by searches on Google Trends, through the ticker of these shares, in the period, generating the S Factor (attention), which shows the variation in searches, obtained by the arithmetic average of attention per share of each portfolio. To analyze these data, VAR and OLS (Ordinary Least Squares) regression was used, controlling the variables for autocorrelation of returns and risk factors (Fama-French) and Granger Causality Tests, to verify the inverse relationship, shown in impulse graphs -answer, generated through the Stata software. It was found that the sentiment of retail investors in stocks has significant coefficients, of influence on prices for the medium and high sentiment portfolios and in the opposite direction, of the return affecting attention, only in the portfolio (high sentiment), with less intensity, and only in the next 3 weeks. In low sentiment portfolios, this influence was not identified, as the findings do not provide significant evidence that returns affect searches, nor do searches affect returns, which was expected, considering that the investor who buys this type of stock, acts more rationally, as professional investors are less likely to enter into attention-oriented purchases, corroborating the HME, and according to research by (DA; ENGELBERG; GAO, 2015).

Keywords: Noise Trader Approach; Investor sentiment; Online Surveys, Investor Attention, Stock Market, Google Trends



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Exemplo de pesquisa no <i>Google Trends</i> – Empresa WEGE3 .....	48
Figura 2 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P1 .....	63
Figura 3 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P2 .....	64
Figura 4 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P3 .....	64
Figura 5 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P4 .....	65
Quadro 1 – Comparação entre a TMF e Finanças Comportamentais .....	26

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Evolução da participação do investidor individual na B3 .....	16
Tabela 2 – Estatística Descritiva das Buscas (S) e Retornos (R).....	55
Tabela 3 - Teste Estacionariedade <i>Dickey-Fuller</i> .....	56
Tabela 4 – Testes de Causalidade de Granger entre Buscas (S) e Retorno (R).....	58
Tabela 5 – Análises VAR para Retorno (R) e nas Buscas (S).....	60
Tabela 6 – Análises <i>OLS</i> - Controlando para autocorrelação dos retornos .....	67
Tabela 7 – Análises <i>OLS</i> - Controlando para fatores de Risco .....	69

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO .....	12
1.2 PROBLEMA DA PESQUISA .....	16
1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA .....	17
<b>1.3.1 Objetivo Geral</b> .....	<b>17</b>
<b>1.3.2 Objetivos Específicos</b> .....	<b>17</b>
1.4 TESE A SER DEFENDIDA .....	18
1.5 CONTRIBUIÇÕES DO ESTUDO .....	18
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICO-EMPÍRICA</b> .....	<b>21</b>
2.1 HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES (HME) .....	21
<b>2.1.1 Formas de Eficiência de Mercado</b> .....	<b>23</b>
<b>2.1.2 Os Três Fatores de Fama e French</b> .....	<b>23</b>
2.2 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS (FC) .....	24
2.3 ATENÇÃO DO INVESTIDOR .....	27
2.4 SENTIMENTO DO INVESTIDOR DE VAREJO .....	30
2.5 MEDIDAS DE SENTIMENTO .....	31
<b>2.5.1 Medidas Diretas</b> .....	<b>32</b>
<b>2.5.2 Medidas Indiretas</b> .....	<b>33</b>
<b>2.5.3 Meta Medidas</b> .....	<b>34</b>
<i>2.5.3.1 Pesquisas On Line – Google Trends - (SVI – Search Volume Index)</i> .....	<i>36</i>
2.6 AÇÕES DE ALTO/BAIXO SENTIMENTO .....	40
<b>3 METODOLOGIA DA PESQUISA</b> .....	<b>43</b>
3.1 MÉTODOS DA PESQUISA .....	43
3.2 MÉTODOS DE COLETA DE DADOS .....	44
<b>3.2.1 Proxies para determinação do Índice de Sentimento</b> .....	<b>44</b>
<b>3.2.2 Metodologia para cálculo dos Componentes Principais - CP</b> .....	<b>47</b>
<b>3.2.3 Metodologia para Formação das Carteiras</b> .....	<b>48</b>
<b>3.2.4 Metodologia do Fator S (Buscas no Google Trends)</b> .....	<b>48</b>
<i>3.2.4.1 Variáveis de Controle – Fatores Fama-French</i> .....	<i>49</i>
3.3 MÉTODOS DE ANÁLISE .....	52
<b>3.3.1 Modelo VAR e Teste de Causalidade de Granger</b> .....	<b>52</b>
<b>3.3.2 Modelo OLS (Ordinary Least Squares)</b> .....	<b>54</b>

<b>3.3.3 Estatísticas Descritivas das Buscas (S) e Retornos (R)</b> .....	<b>55</b>
<b>3.3.4 Teste de Estacionariedade <i>Dickey-Fuller</i></b> .....	<b>56</b>
<b>4 RESULTADOS</b> .....	<b>57</b>
4.1 ANÁLISE DE CAUSALIDADE .....	57
4.1.1 Causalidade de Granger .....	58
4.1.2 VAR – Vetor Autorregressivo .....	59
4.1.3 Função Impulso-Resposta.....	62
4.2 ANÁLISES COM O MODELO OLS - <i>ORDINARY LEAST SQUARES</i> .....	65
4.2.1 <i>OLS</i> controlando para autocorrelação dos retornos .....	66
4.2.2 <i>OLS</i> controlando para os fatores de risco .....	68
<b>5 CONCLUSÕES</b> .....	<b>71</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>75</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo da pesquisa, busca-se apresentar o tema contextualizando-o, evidenciando o problema de pesquisa e explicitando os objetivos, geral e específicos, bem como explicar qual a tese a ser defendida, suas justificativas teóricas e práticas, contribuições e inovações (originalidade e relevância), além da forma como o trabalho encontra-se estruturado.

### 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A Moderna Teoria de Finanças (MTF) foi construída com base no pressuposto de que investidores individuais são maximizadores de utilidade, preocupados apenas com os riscos e retornos de seus investimentos, e que suas expectativas são baseadas somente em fundamentos econômicos (FAMA, 1970).

As MTF adotam como base a teoria da utilidade esperada (TUE), onde, espera-se que o investidor ao realizar um investimento que envolva risco, pontue cada investimento ponderando seu retorno com seu risco e escolha o investimento de maior valor, utilidade ou prosperidade de acordo com seu grau de aversão ao risco. Em termos de utilidade, o investimento com maior retorno esperado recebe mais pontos e o investimento com maior risco, recebe menos pontos (BODIE; KANE; MARCUS, 2010).

A Hipótese dos Mercados Eficientes (HME) afirma que o preço das ações reflete basicamente o seu valor fundamental, portanto, o movimento do retorno das ações é causado pela incorporação das informações relativas ao ativo em questão, não sendo influenciado pela irracionalidade dos investidores. Mesmo se alguns investidores derem choques de oferta ou demanda ao negociar irracionalmente, outros arbitradores racionais absorvem esses choques e, portanto, o preço das ações permanece no nível fundamental ou retorna rapidamente à ele (KIM; HA, 2010).

De acordo com Shleifer (2000, p. 5), a HME pressupõe que “quando as pessoas são racionais, os mercados são eficientes por definição”, porém um corpo da literatura, como Baker e Wurgler (2007); De Bondt e Thaler (1985); Lee, Jiang e Indro (2002); Lee, Shleifer e Thaler (1991); Shiller (1981), descobriram que os mercados podem não ser tão eficientes, fornecendo evidências empíricas que desafiam a suposição de racionalidade do investidor que servem como um dos pilares das finanças tradicionais.

Estas descobertas, abrem caminho sobre as possíveis ligações entre os aspectos comportamentais dos investidores e os retornos das ações, fundamentada pelo surgimento das finanças comportamentais (FC), que nascem em contraposição às anomalias encontradas nos retornos das ações a partir de meados dos anos 1970 nos EUA, que não podiam ser explicadas pelas teorias até então em voga.

Assim, a literatura tem voltado suas pesquisas para identificar como fatores sociológicos e psicológicos do comportamento humano podem explicar certos fenômenos e padrões de mercado (KUMARI; MAHAKUD, 2015).

De Long et al (1990), sugerem que a precificação de ativos devido ao sentimento do investidor, podem ser um fenômeno de mercado persistente em períodos de curto, médio ou longo prazo, mesmo na presença de arbitradores racionais.

Se esse comportamento irracional dos investidores realmente afeta os preços das ações, essa visão abre a possibilidade de que choques de oferta ou demanda causados por investidores de varejo influenciem os preços das ações, especialmente para ações com forças de arbitragem insuficientes para absorver choques, indicando que, o sentimento do investidor afeta sistematicamente o movimento dos preços das ações (KIM & HA, 2010), e em mercados menos completos a arbitragem pode ser ainda mais dificultada.

Perez-Liston, Huerta-Sanchez e Gutierrez (2018) evidenciam que o sentimento do investidor de varejo, pode empurrar os preços dos ativos para longe dos valores fundamentais, a partir dos resultados de uma pesquisa no México, que apoiam a hipótese de que o sentimento é um fator de risco significativo que deve ser considerado adequadamente ao avaliar os retornos das ações. Além disso, os resultados sugerem uma capacidade de usar o sentimento como um preditor significativo dos retornos esperados.

Segundo Brown e Cliff (2005) e De Long et al. (1990), no mercado de ações, há dois tipos de investidores: os arbitradores e os *noise traders* (que nesta pesquisa foram tratados como investidores de varejo ou individuais). Os arbitradores tomam decisões baseadas em expectativas totalmente racionais sobre os ativos, fundamentadas em uma análise avançada, enquanto os *noise traders* baseiam-se mais fortemente em fatores emocionais (sentimento), seguindo tendências e impulsos, haja vista sua racionalidade limitada quanto aos “ruídos” ou boatos de informações.

Neste cenário, os *noise trader*, são os investidores que se encaixam nesta definição comportamental de sentimento na tomada de decisões em compras e vendas de ações por impulso e sem aconselhamento profissional ou uma análise fundamentalista, não embasadas na racionalidade. Segundo Lee, Shleifer e Thaler (1991) e Shefrin (2000), o comportamento do investidor pode causar mudanças de preço que não necessariamente acompanham a chegada de novas informações ao mercado, mas sim são causadas por fenômenos coletivos.

Descobrir se o sentimento do investidor influencia os mercados de ações é um dos temas de debate em finanças comportamentais. Os estudos realizados por Barberis, Shleifer e Vishny (1998); Black (1986) e De Long et al. (1990) modelaram o papel do sentimento dos investidores nos mercados financeiros, analisando o comportamento dos *noise traders* (dois primeiros) e a reação às notícias (último) concluindo que os investidores são de fato influenciados pelo sentimento.

Baker e Wugler (2006) sugerem que o impacto do sentimento do investidor será mais perceptível para ativos especulativos e hipotetizam que os retornos associados a ativos especulativos serão baixos (altos) após medidas altas (baixas) do sentimento dos investidores.

Uma forma de demonstrar ou avaliar o sentimento do investidor é perceber ao que este investidor presta atenção no mercado de ações, como atenção entende-se as informações disponíveis no momento, como notícias boas ou ruins, notícia de volumes negociados, ou resultados.

Conforme, Jo, Park e Shefrin (2018), existem ações denominadas de “alto sentimento”, com beta mais alto, compostas em geral por empresas iniciantes, e podem ser mais influenciadas pelo investidor de varejo.

Segundo Da, Engelbert e Gao (2011), a atenção é uma condição necessária para gerar sentimento, e o aumento da atenção do investidor, especialmente a vinda de “barulhentos” *traders* propensos a vieses comportamentais, provavelmente levará a um sentimento mais forte. Por outro lado, uma maior atenção às notícias genuínas pode aumentar a taxa na qual a informação é incorporada aos preços e atenuar o sentimento.

A atenção pode ser pré-requisito para sentimento, conforme, Barber e Odean (2008) argumentam, que os investidores individuais, de varejo, são compradores líquidos de ações que chamam a atenção (notícias ou pesquisas *online*) e portanto

um aumento na atenção individual dos investidores resulta em pressão temporária de preços positiva.

O argumento de Barber e Odean (2008) é de que a atenção é um dos principais fatores que determinam quais as ações que os investidores individuais compram, e que esse comportamento não se aplica com igual vigor aos investidores institucionais.

Em especial, segundo Barber e Odean (2008), porque a atenção não é um recurso tão escasso para investidores institucionais como para investidores de varejo, pois os institucionais dedicam mais tempo à busca de ações para comprar e vender do que o investidor de varejo, usando ferramentas e *softwares* para restringir sua pesquisa.

Os mesmos autores afirmam que os investidores institucionais podem limitar suas buscas a ações em um setor particular (por exemplo, biotecnologia) ou a atender critérios específicos (por exemplo, baixa relação preço/lucro), reduzindo assim as demandas de atenção, embora os investidores individuais também possam usar ferramentas ou critérios de pré-seleção em média são menos propensos a fazê-lo.

Yoshinaga e Castro (2012) afirmam que os especialistas de mercado também são impactados pelo sentimento do investidor uma vez que ao avaliarem o valor das ações e opinarem sobre seu valor relativo, realizam julgamentos com base nas informações obtidas e em seu sentimento chegando por vezes a resultados distintos de outros analistas ou investidores.

Pode-se extrair desta forma que o mercado pode ser eficiente e irracional ao mesmo tempo, pois investidores qualificados, profissionais, institucionais e de varejo, são afetados por sentimento o que pode mudar é a graduação de influência que tal fato afetará mais um ou outro investidor.

Para captar a atenção dos investidores existem medidas diretas e indiretas (tratadas no tópico 2), que podem ser produzidas através de *surveys* ou índices de sentimento, para este trabalho buscou-se uma medida baseada nas consultas realizadas *on line*, na Internet, através do mecanismo de buscas disponibilizadas pelo site *Google Trends*, onde os números representam no gráfico o interesse da pesquisa no termo digitado podendo chegar a 100, valor mais alto que indica uma alta popularidade ao termo.

Por exemplo quando digitado o termo VALE5, referente às ações da empresa Vale, no período de janeiro de 2013 a dezembro de 2017, em 2016 e 2017 por vários



meses a pesquisa atingiu a o valor máximo (100), enquanto que até 2015 este valor chegava apenas a 50, indicando a metade da popularidade.

Os usuários da Internet geralmente usam um mecanismo de busca para coletar informações e segundo a Serasa *Experian* (2018) o *Google* respondia por 78% de todas as consultas de pesquisa realizadas no Brasil, sendo o volume de pesquisas relatado pelo *Google* representativo do comportamento de pesquisas/buscas realizadas na Internet pela população em geral.

Da, Engelberg e Gao (2011), confirmaram que as pesquisas *on line* são uma medida de atenção revelada, pois se o investidor procurar por uma ação no *Google*, estará prestando atenção a esta ação. Portanto, a frequência de pesquisa agregada no *Google* é uma medida direta de atenção.

## 1.2 PROBLEMA DA PESQUISA

Segundo dados da B3 (2020) investidores individuais representam 98,99% do total de investidores na B3 - Bolsa de Valores Brasileira (Bovespa), contabilizando em agosto/2020, com 2,9 milhões de contas de investidores pessoa física, contra 1,6 milhão em dezembro de 2019, e 813,2 mil, ao fim de 2018, que movimentaram em torno R\$ 374 bilhões em posições.

A que nas taxas de juros, afetando a rentabilidade da renda fixa, combinada ao acesso facilitado ao mercado acionário com a expansão das plataformas digitais, responde por boa parte dessa migração, das pessoas físicas, para a Bolsa de Valores.

Na Tabela 1, pode-se observar o crescimento do investidor pessoa física, em %, igualando-se inclusive aos Institucionais, que caíram ao longo do período. O investidor estrangeiro é composto em sua grande maioria por *Hedge Funds* e Fundos de investimentos, que também tiveram sua participação reduzida desde 2015.

Tabela 1 – Evolução da participação do investidor individual na B3

Ano	PF - %	Institucional - %	Estrangeiro - %
2015	13,7	27,2	52,8
2016	17,0	24,9	52,3
2017	16,8	27,2	48,4
2018	17,9	27,8	48,9
2019	18,2	31,5	45,1
Jan/20	19,4	33,1	42,3
Jun/20	24,2	24,2	46,7
Set/20	23,6	23,1	48,5

Fonte: B3 – 2020

O objetivo em mostrar estes números é evidenciar que os investidores individuais (*noise traders*), podem ser atores representativos no mercado de ações brasileiro, e conforme Thaler (2019) são estes investidores que estão mais sujeitos a vieses comportamentais, que muitas vezes, os afastam de uma decisão mais baseada na racionalidade.

Conseqüentemente, como os investidores individuais são mais propensos à irracionalidade do que os investidores institucionais, eles são mais propensos a agir por sentimento (CHAU; DEESOMSAK; KOUTMOS, 2016).

Sendo assim, o problema desta pesquisa é, verificar se a atenção do investidor individual (*noise Trader*), é capaz de influenciar os preços das ações de alto sentimento na Bolsa de Valores Brasileira, sendo que tratou-se o investidor *noise trader* como aquele que não possui muitas informações de mercado, com baixo patrimônio, investidor não profissional e nem qualificado e que precisa de auxílio nas tomadas de decisões de compras, também chamado nesta pesquisa de investidor individual ou de varejo.

### 1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA

#### 1.3.1 Objetivo Geral

Investigar se a atenção dada pelo investidor *noise trader* às ações de alto sentimento é capaz de influenciar o preço dessas ações na Bolsa de Valores Brasileira.

#### 1.3.2 Objetivos Específicos

- a) Identificar na amostra as ações de alto e baixo sentimento no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017, separando-as em carteiras;
- b) Pesquisar o nível de atenção do investidor a essas ações, com base no respectivo volume de buscas do *Google Trends*;
- c) Relacionar o retorno das carteiras com a atenção do investidor às respectivas ações;

## 1.4 TESE A SER DEFENDIDA

A tese a ser defendida, está centrada na possibilidade dos investidores de varejo exercerem maior influência nos preços das ações de alto sentimento, que nas ações de baixo sentimento, no mercado de ações brasileiro. Para isso, espera-se que o Fator *S*, que representa o volume de buscas no *Google Trends*, seja mais significativa para as carteiras de ações de alto sentimento que o volume de buscas para as ações das carteiras de baixo sentimento.

Este estudo foi realizado na Bolsa brasileira considerando a grande quantidade de investidores iniciantes e com características de *noise traders*, e que talvez por isso, sejam mais suscetíveis a tomar decisões pela atenção, por serem menos profissionais, pois mesmo sendo investidores ocasionais pode ser possível que influenciem os preços das ações.

Segundo Anbima (2016), os investidores alocados no chamado varejo tradicional, segmento de entrada, cresceu de 550 mil para 3,5 milhões de CPFs na B3 e se realmente os investidores de varejo são mais avessos ao risco, este conjunto de números significa que existe uma transformação em curso.

Os EUA possuem mais de 3 mil empresas listadas e negociações diárias na casa dos U\$ trilhões enquanto que no Brasil, segundo a B3 (2020), a movimentação na Bolsa de Valores foi em torno de bilhões de Reais, com menos de 400 empresas listadas, com uma quantidade menor de investidores, e com um aumento de iniciantes (*noise trader*) nos últimos anos, com menos conhecimento do mercado de ações.

Todos esses argumentos, trazem evidências de que a pesquisa em questão, pode fazer sentido na B3, pois este investidor de varejo, deve estar presente no mercado de capitais brasileiro e pode influenciar ou não os preços das ações.

## 1.5 CONTRIBUIÇÕES DO ESTUDO

Baseado na literatura e considerando o crescimento do mercado de ações brasileiro nos últimos anos, as contribuições deste estudo são o ineditismo na análise da relação entre atenção e retornos das ações de alto sentimento (distribuídas em carteiras) e se os achados desta pesquisa forem nesta direção este trabalho corrobora o *Noise Trader Approach* e com as inferências da teoria sobre o Sentimento do

Investidor de Baker e Wurgler (2006) conectando desta forma duas vertentes da literatura.

Essa relação e a forma de constituição das carteiras, medindo o sentimento do investidor capturado a partir da atenção que os investidores atribuem às ações, pelas buscas no *Google Trends* e não pelo histórico de preços das ações, traz relevância e originalidade a esta pesquisa, que coloca-se como inovação, pois o Fator *S* (Buscas) das carteiras foi obtido através da média aritmética da atenção das ações componentes da carteira sendo as carteiras formadas com base no *ranking* do índice de sentimento individual das ações.

Entender se o sentimento do investidor de varejo realmente influencia os preços das ações de alto sentimento, considerando que o preço das ações consiste em um reflexo da capacidade de geração de riqueza de uma organização, pode contribuir para explicar, se alterações nos preços destas ações decorrem do sentimento dos investidores de varejo.

O risco de que a falha de precificação presente no mercado, que pode ser aproveitada pelo arbitrador, piore, no curto prazo faz parte da ideia de *Noise Trader Risk*, introduzida por De Long et al (1990). Esses investidores de varejo ou *noise traders* seriam investidores não racionais que, ao invés de negociar ativos com base em informações, o fazem baseados em “boatos”, crenças que não se fundamentam nas informações reais sobre os ativos.

Conforme Lee, Shleifer e Thaler (1991) um jeito de pensar em boato ou ruído é que ele é o oposto de informação. Investidores racionais tomam decisões embasados por fatos e informações e os *Noise traders* tomam decisões por qualquer outra coisa, e esse “*Noise*” pode ser um qualificado ou de varejo, pois o sentimento ou as notícias afetam as decisões de um ou de outro, pois podem-se ter alguns mais propensos a “ruídos” e outros menos.

As variáveis de interesse são o sentimento do investidor, captado pela atenção, e o retorno, que, segundo Baker e Wurgler (2007, p. 129), é amplamente definido como “uma crença sobre fluxos de caixa futuros e riscos de investimento que não são justificados pelos fatos em questão”, e não está claro como a atenção e o sentimento dos investidores devem estar relacionados uns aos outros.

A visão tradicional (HME) sobre o retorno das ações propõe que o preço das ações muda devido a mudanças sistemáticas no valor fundamental da empresa, porém Kim e Ha (2010) relatam que o sentimento do investidor desempenha um papel

importante na determinação dos preços, especialmente para as ações de empresas de pequena capitalização (alto sentimento).

Dentro desse contexto, abordou-se neste trabalho o problema das limitações da atenção como recurso cognitivo e suas implicações no mercado de ações brasileiro, analisando a relação entre a precificação e o grau de atenção dos investidores, capturada por buscas *On line*, pela internet.

Sendo assim, os estudos realizados por Da, Engelberg e Gao (2011, 2015) identificaram o *Google Trends* como um instrumento de captura da atenção dos investidores de varejo, informação confirmada por Joseph, Wintoki e Zhang (2011), ao relacionar o volume de pesquisas a retornos anormais no horizonte semanal e Dimpfl e Jank (2016) apontam que o volume de buscas pode ser utilizado como preditor do aumento na volatilidade do mercado.

A contribuição consiste no fortalecimento da utilização de informações oriundas do *Google Trends* como fonte de dados para pesquisas em decisão de investimento que visam identificar a atenção e interesses dos investidores.

Uma oportunidade deste trabalho foi estudar o comportamento de investidores numa economia em desenvolvimento, com diferentes culturas, baixo índice de conhecimento sobre o mercado de ações, conforme ANBIMA (2016) relata que cada vez mais pessoas físicas estão entrando na Bolsa, servindo como instrumento de educação financeira, pois segundo Kapler, Lusardi e Oudheusden (2014), em pesquisa realizada em 140 países pela (*S&P Global Finlit Survey*), apenas 35% dos brasileiros são alfabetizados financeiramente, o que pode dificultar a tomada de decisões sobre ações na Bolsa, tornando-se investidor de varejo mais suscetível a operar por “sentimento”.

E por contribuir, tanto teoricamente como em termos práticos, de alguma forma, com a literatura de finanças, o problema de pesquisa proposto por este trabalho, se comprovado ou não, pode servir para o fortalecimento das Finanças e do Mercado de Capitais, como explicação da influência do sentimento do investidor de varejo no mercado de ações brasileiro.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICO-EMPÍRICA

Este capítulo apresenta a fundamentação teórico-empírica, considerada uma etapa fundamental na construção do conhecimento proposto, visando embasar a pesquisa.

O capítulo encontra-se estruturado da seguinte forma: a seção 2.1 traz considerações sobre a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), em suas três formas, fraca, semi - fraca e forte e os três fatores de Fama e French; a seção 2.2 aborda as Finanças Comportamentais (FC) trazendo definições e seu papel no mercado de ações; em seguida tem-se a seção 2.3 que aborda a atenção do investidor e a seção 2.4 discorre sobre o sentimento do investidor de varejo; a seção 2.5 relata-se as principais medidas de sentimento, diretas e indiretas, já pesquisadas, com ênfase nas pesquisas *On Line*, através do *Google Trends*, e na seção 2.6 abordou-se as ações de alto e baixo sentimento.

### 2.1 HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES (HME)

A HME originou-se nos estudos de Louis Bachelier, *Theorie de la speculation*, e do professor, Henry Poincaré, um dos maiores cientistas e filósofos franceses de todos os tempos. Nesta teoria, Bachelier (1900) compara os preços dos ativos financeiros a um “*random walk*”, hipótese do passeio aleatório, constituindo-se em uma parte da HME.

Após Bachelier, surgiram novos estudos, em que a HME serve de base para diversas teorias, podendo-se citar autores como Working (1934); Markowitz (1952), Modigliani e Miller (1958), Osborne (1959), Cootner (1962), Roberts (1959), Sharpe (1964); Samuelson (1965).

Markowitz (1952), com seu artigo intitulado de *Portfolio Selection*, mostrou que há redução de risco para cada ativo inserido em uma carteira, afirmando que todos investidores experimentam duas situações, ao aplicarem seus recursos: o retorno esperado e a variância (risco) dos retornos esperados, conceito posteriormente definido como risco.

Segundo Markowitz (1952) estes são os dois únicos fatores a serem considerados na seleção de uma carteira, sendo o retorno o fator desejado e a

variância, o indesejado, desta maneira o investidor racional buscaria sempre maximizar o fator desejado e minimizar o indesejado.

Osborne (1959) e Roberts (1959) contribuíram com achados empíricos, em acerca da aleatoriedade dos preços das ações e geraram uma revisão da teoria econômica sobre esse tema.

Ackert e Deaves (2010), nos capítulos iniciais de seu livro assumem que os investidores possuem preferências racionais, maximizando sua função de utilidade, tomando decisões de forma independente, dado as informações relevantes disponíveis.

Mandelbrot (1966) e Samuelson (1965), fizeram uma análise do papel do modelo de expectativa de retorno (*Fair Game*) na teoria dos mercados eficientes e do relacionamento entre o modelo e a teoria de *Random Walk*.

Roberts (1967) e Fama (1970) fizeram o tema eficiência de mercado começar a obter maior destaque na teoria de finanças, pois estes trabalhos serviram de base para muitos outros sobre o comportamento dos preços no mercado e o desenvolvimento de novos estudos atuais.

Nestes estudos que trouxeram um melhor desenvolvimento da Hipótese dos Mercados Eficientes, Fama (1970) afirmou que a HME pode ser definida como a capacidade do mercado em refletir toda a informação disponível no preço dos ativos financeiros, ou seja, os preços refletem tanto histórico passado como todas as informações disponíveis publicamente.

Fama e French (1993) apresentam algumas das principais características de um mercado eficiente: há um grande número de agentes racionais maximizadores de lucro tentando prever o valor futuro dos títulos mobiliários; as informações relevantes estão disponíveis para todos os participantes a baixo custo; a competição entre os vários investidores sofisticados conduz o mercado a uma situação em que o preço de mercado é a melhor estimativa do valor intrínseco das ações.

Seguindo esta teoria de formação de preços, não haveria o que o mercado chama de Alfa de Jensen, o que significa que seria virtualmente impossível o investidor conseguir retornos acima do mercado. Estes investimentos são caracterizados por investidores que buscam acompanhar um *benchmark*, como o Ibovespa ou S&P 500, buscando uma rentabilidade que replique o seu desempenho

Desse modo, um investidor não pode obter retornos anormais baseados em informações publicamente disponíveis, visto que os preços se ajustam rapidamente à

divulgação de novas informações, adotando-se como premissa que o mercado é perfeito, ou seja, não há custos de transação e toda informação está disponível a custo zero e dentro desta hipótese de mercado há três níveis diferentes de eficiência.

### 2.1.1 Formas de Eficiência de Mercado

Em uma revisão sobre a eficiência dos mercados, Fama (1993) dividiu a eficiência de mercado em três níveis, levando-se em consideração o tipo de informação que os preços refletem.

**a) forma fraca:** esta forma de eficiência sustenta que, o mercado é eficiente em refletir todas as informações públicas disponíveis, e que os retornos no mercado são independentes, e, portanto, esses retornos passados não contribuem para prever os retornos futuros. Nesta forma de eficiência as informações disponíveis se encontram refletidas nos preços. Sendo assim, não tem a possibilidade da existência de estratégias de negociação fundamentadas em informações passadas capazes de promover ganhos ou retornos que excedam os de equilíbrio.

**b) forma semiforte:** esta forma envolve a hipótese fraca e sugere que as novas informações públicas de preços são absorvidas pelo mercado instantaneamente, sendo assim, os investidores não conseguem resultados anormais, acima do mercado, com informações conhecidas, as informações publicamente disponíveis já precisam estar refletidas no preço da ação.

**c) forma forte:** esta forma envolve as outras duas formas e sustenta que os preços dos ativos refletem instantaneamente todo o tipo de informação, seja ela pública ou privada (*insider*), privilegiada, sendo portanto, impossível a qualquer investidor conseguir retornos acima do mercado, mesmo que obtivesse uma nova informação.

### 2.1.2 Os Três Fatores de Fama e French

Na Teoria Moderna de Finanças (TMF), o CAPM (*Capital Asset Pricing Market*), foi muito difundido como forma de precificação de ativos, porém Fama e French inseriram estudos sobre o modelo de 3 fatores envolvendo não apenas os retornos esperados e betas mas também o tamanho e valor das empresas.



Fama e French (1992, 1993) acrescentaram fatores ao modelo CAPM, sendo um modelo empírico econométrico diferente do CAPM, que é um modelo deduzido teoricamente a partir de certas hipóteses, constituindo-se assim o modelo de três fatores para identificação do retorno adequado, composto pelo:

- a) Prêmio de risco de mercado (PRM) calculado pela diferença entre a expectativa de retorno do mercado e o retorno dos ativos livres de risco;
- b) Fator tamanho (SMB), considera a classificação dos ativos em função da relação entre o seu valor de mercado e à mediana do mercado; e
- c) Fator crescimento (HML), considera a classificação dos ativos em função da relação entre o valor do patrimônio líquido (PL) e seu respectivo valor de mercado.

Os retornos neste modelo são explicados não apenas pelo excesso de retorno do mercado (PRM) o primeiro fator, mas também por outros dois fatores conhecidos como *Small minus Big (SMB)* e *High minus Low (HML)*, que referem-se, respectivamente, aos fatores de tamanho das empresas e “valor” precificado no qual a relação valor contábil sobre valor de mercado é a *proxy*. Uma ação com alta relação contábil sobre o mercado é considerada uma empresa de “valor”, enquanto que no caso contrário se enquadram as chamadas empresas de “crescimento”.

Argolo, Leal e Almeida (2012), afirmam que as variáveis adicionais introduzidas no modelo Fama e French, possuem o mesmo tipo de informação sobre o retorno esperado, não sendo necessário usar todas elas, concluindo que as variáveis, tamanho e valor são suficientes para explicar os retornos das empresas.

Simon (1956), criticou o pressuposto da Racionalidade Limitada global do agente econômico propondo o *Bounded Rationality* alegando que o processo decisório das pessoas é construído a partir de limites à racionalidade o que abriu caminho para o surgimento de uma nova e promissora área de estudos em finanças, que viria a ser conhecida como Finanças Comportamentais.

## 2.2 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS (FC)

A partir desta seção, apresenta-se a teoria que estuda o comportamento do investidor, frente às suas decisões sobre investimentos, o que contrapõem o conceito de “homem econômico”, ou a Teoria Moderna de Finanças (TMF), a qual pauta suas decisões na utilidade esperada, em distribuições estatísticas e expectativas racionais.

Simon (1956) afirma que estão colocadas o uso da lógica para encontrar padrões de comportamento do investidor, que seja infalível, apresenta-se como frágil, para solucionar problemas de maior complexidade. O autor construiu o modelo da racionalidade limitada, sob a premissa de que o comportamento dos participantes do mercado muda ao longo do tempo, bem como o ambiente em que estes atuam, tornando muito difícil a previsão do futuro pois muitas são as incertezas neste ambiente.

Surgindo como uma espécie de crítica à TUE (Teoria da Utilidade Esperada), a Teoria do Prospecto surge mostrando que o comportamento perante o risco do agente econômico depende de um ponto de referência e se o preço de um ativo estiver acima deste ponto, o sujeito tem aversão a risco; se o preço estiver abaixo, o sujeito terá um comportamento de propensão ao risco, agindo sob influência de emoção e aspectos psicológicos, deixando que algumas regras de bolso, conhecidas como heurísticas, viessem as suas decisões podendo induzir o investidor a erros e até este momento percebia-se que a psicologia poderia contribuir com as finanças, porém não se sabia como (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979).

Desta forma surgiu a abordagem às finanças comportamentais importando conceitos da psicologia para a área das finanças, modificando a base das finanças tradicionais para introduzir o fato de que os seres humanos não são perfeitamente racionais (SHEFRIN, 2015).

Neste cenário, as FC, nascem como uma tentativa de aperfeiçoar Teoria Moderna de Finanças introduzindo estudos sobre o comportamento e irracionalidade do homem aplicando conceitos de outras áreas (como Psicologia e Sociologia) à economia para explicar as decisões financeiras dos investidores, aproximando as teorias econômicas e das finanças à realidade dos mercados financeiros.

Partindo do pressuposto de que a HME não explica suficientemente o comportamento do investidor Kahneman e Tversky (1979) sinalizam ter condições de complementar as decisões em conjunto com a Teoria Moderna de Finanças (TMF) no que diz respeito à compreensão de fenômenos que destoam do modelo racional.

As Finanças Comportamentais contrapõem a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME) a partir da crença de que os agentes econômicos não tomam decisões de forma estritamente racional e que há limites para a atuação dos chamados arbitradores racionais (YOSHINAGA; RAMALHO, 2014).

Mesmo sendo duas teorias que discordam em seus fundamentos não são necessariamente excludentes podendo ser complementares, como afirma Milanez (2003), que não é objetivo das Finanças Comportamentais rejeitar totalmente a abordagem neoclássica de Finanças, mas sim mostrar como e por que os pressupostos e explicações tradicionais não são suficientes para a compreensão de muitos acontecimentos/anomalias dos mercados financeiros. Os autores dessa área procuram mostrar que existem limites à racionalidade e que esses limites ocorrem com frequência tal suficientes para provocar resultados relevantes.

Segundo Fama (1992), mesmo que os modelos comportamentais expliquem bem algumas anomalias, a hipótese do mercado eficiente continua válida.

Haugen e Baker (1996) descobrem uma possível falha importante na hipótese de mercados eficientes, tanto nos EUA como no Brasil, pois os agentes participantes do mercado acionário tomam decisões distintas daquelas preconizadas pelos defensores da HME.

As falhas importantes relatadas pelos autores, dizem respeito a uma estimativa muito otimista do mercado com relação aos lucros futuros das empresas, e que empresas bem-sucedidas manterão o mesmo sucesso por muito tempo ou para sempre.

Para os autores os preços das ações não reagem instantaneamente, pois as reações dos investidores ocorrem de forma atrasada, Haugen (2000, p. 14) diz que “se o mercado é eficiente o mundo seria um lugar muito simples nas finanças”, porque as evidências contradizem totalmente a noção deste mercado.

Shleifer e Summers (1990) argumentam que a demanda de alguns investidores é afetada por comportamentos não plenamente justificados por notícia fundamental e que a negociação por investidores totalmente racionais é arriscada, e, portanto, limitada. O Quadro 1 descreve uma comparação entre os Modelos TMF X FC.

Quadro 1 – Comparação entre a TMF e Finanças Comportamentais

	<b>Teoria Moderna de Finanças (TMF)</b>	<b>Finanças Comportamentais (FC)</b>
<b>Racionalidade</b>	<b>Ilimitada:</b> Os agentes são capazes de tomar as melhores decisões com base em todas as informações disponíveis no momento decisório.	<b>Limitada:</b> Os investidores não necessariamente tomam decisões racionais pois o processo decisório é heurístico e sofre com vieses ilusórios.

Informação	<b>Simétrica*</b> : O agente tem acesso ao mesmo tipo de informação no mesmo período de tempo.	<b>Assimétrica</b> : Agentes tem acessos assimétricos a informações relevantes de mercado gerando distorções de preços e expectativas assimétricas entre agentes.
Agentes	<b>Tomam decisões com base na sua curva de Utilidade</b> : Propensões para dado nível de risco se admite um retorno específico. Na medida que o risco cresce o retorno esperado cresce na mesma proporção.	<b>Tomam decisões com base na sua curva de utilidade-risco</b> : A função utilidade na Teoria do Prospecto possui uma forma côncava, para ganhos, e convexa, para perdas, apresentando a forma de um “S” na qual as perdas são mais íngremes que os ganhos em decorrência da aversão à perda. Com relação à função de ponderação das probabilidades, possui uma forma de “S” invertido, sendo côncava, para pequenas probabilidades, e convexa, para médias e grandes probabilidades.
Autores Principais	Sharpe, Markowitz, Black, Scholes, Modigliani, Miller, French, Fama, Samuelson	Kahneman, Tversky, Thaler, De Bondt, Shiller, Shleifer, Baker, Wurgler
Teorias	<b>Teorias/Modelos</b> : CAPM, Modelo de apreçamento <i>Black e Scholes</i> , Teoria da diversificação do portfólio. Preço e Valor são a mesma coisa.	<b>Teorias/Modelos</b> : Teoria do Prospecto, Teoria da dependência da forma, Modelo de decisão com base na curva de utilidade-risco, teoria da ilusão de controle.

\*A forma semiforte pode ser trabalhada com informação assimétrica

As FC eram chamadas pelos críticos de estudo das anomalias ou literatura de anomalias (SHILLER, 2003), considerando que o comportamento do investidor pode interferir nos preços dos ativos, e que este pode ser composto por atenção e sentimento é preciso identificar o que pode justificar estas atitudes nas decisões do investidor, conceitos apresentados nos tópicos seguintes.

### 2.3 ATENÇÃO DO INVESTIDOR

Existem algumas razões para pensar que a atenção do investidor de varejo e o sentimento deste investidor, estão positivamente relacionados. Picolli (2018) conceitua atenção do investidor de varejo como aquelas informações que lhe chamam a atenção que pode ser uma notícia ou um aumento nos preços e estes tentam especular levando a novas mudanças de preços.

Conforme Da, Engelberg e Gao (2011) primeiro porque a atenção é condição necessária para gerar sentimento e para um investidor de varejo desenvolver sentimento e ficar excessivamente entusiasmado com um *IPO (Initial Public Offering)*, que está por vir, por exemplo, o investidor deve primeiro alocar atenção ao *IPO*.

Da, Engelberg e Gao (2011) dizem que os investidores de varejo são mais propensos a sofrerem de vários vieses comportamentais porque foram encontradas evidências diretas de que mudanças na atenção do investidor, medida pelo *Search Volume Index (SVI)*, índice gerado pelo *Google* baseado nos termos de pesquisa pública através do *Google Trends*, estão de fato relacionadas às negociações realizadas por investidores de varejo.

Portanto, a compra motivada pela atenção resulta da dificuldade que os investidores tem em pesquisar uma grande quantidade de ações que podem potencialmente comprar. Segundo Barber e Odean (2008) os investidores individuais não enfrentam o mesmo problema de busca ao vender porque tendem a vender apenas ações que já possuem não sendo propensos a realizar vendas a descoberto, dada sua menor sofisticação.

Quando existem muitas alternativas, as que atraem a atenção são mais propensas a serem consideradas e que serão provavelmente escolhidas enquanto as que não atraem a atenção são frequentemente ignoradas, pois os investidores pesquisam milhares de ações para comprar, e a sua decisão é pautada na atenção (BARBER; ODEAN, 2008).

Como os modelos de preços de ativos tradicionais pressupõem que as informações são instantaneamente incorporadas aos preços quando chegam, esta suposição exige que os investidores coloquem atenção suficiente ao ativo, porém, segundo Kahneman (1973) na realidade a atenção é um recurso cognitivo escasso e os investidores tem pouca atenção.

Segundo Barber e Odean (2008) alguns investidores consideram a compra apenas de ações que primeiro chamaram sua atenção. Assim, as preferências determinam as escolhas depois que a atenção determinou o conjunto de alternativas, porém os investidores tem tempo para avaliar os méritos de apenas um número limitado de ações e por isso eles consideram algumas ações e não outras. Ao tomar uma decisão, primeiro o investidor seleciona quais ações considerar e em seguida decide quais dessas escolher.

Ao comprar uma ação os investidores enfrentam um problema pois existem milhares de ações para escolher e os seres humanos têm uma racionalidade limitada, pois existem limites cognitivos e temporais para quanta informação pode ser processada por humanos (BARBER; ODEAN, 2008).

Geralmente não se consegue classificar centenas, muito menos milhares, de alternativas, fazer isso é ainda mais difícil quando as alternativas oferecem múltiplas formas de retornos e riscos e uma maneira de fazer a busca por ações para comprar mais, é limitar o conjunto de escolhas possíveis, pois é muito mais fácil escolher entre 10 alternativas do que entre 100 (BARBER; ODEAN, 2008).

Uma solução proposta por Odean (1999) é que os investidores gerenciem o problema de escolher entre milhares de possíveis compras de ações é limitando sua busca à ações que recentemente chamaram sua atenção. Os investidores não compram todas as ações que chamam a atenção deles, no entanto, na maioria das vezes, eles só compram ações que fazem isso, e as ações que chamam a atenção dos investidores dependerão de suas preferências pessoais podendo influenciar na liquidez das ações.

Barber e Odean (2008), afirmam que a atenção é um dos principais fatores que determinam as atitudes de compras dos investidores individuais e isso pode não se aplicar da mesma forma aos Institucionais. A atenção podem ser, as informações disponíveis (heurística da disponibilidade), em forma de notícias boas ou ruins, notícias de volumes negociados, notícias de resultados ou decisões governamentais.

Algumas *proxies*, como (volume ou notícias) fazem a suposição crítica de que, se o retorno ou o volume de negócios de uma ação fosse extremo ou seu nome fosse mencionado na mídia, os investidores deveriam ter prestado atenção a ela. O retorno ou a volume podem ser impulsionados por fatores não relacionados à atenção do investidor, por exemplo, uma reportagem no *Wall Street Journal*, não garante a atenção, desde que seja realmente lida, e isso é especialmente verdadeiro na chamada era da informação, em que “uma riqueza de informações, cria uma pobreza de atenção” (DA; ENGELBERT; GAO, 2011)

A atenção limitada pode restringir o conjunto de ações que os investidores consideram comprar, concentrando assim as compras em ações que chamam a atenção, e o arrependimento antecipado pode dissuadir os investidores de comprarem ações que subiram desde que foram vendidas ou compradas anteriormente (ODEAN; STRAHILEVITZ; BARBER, 2010).

Desta forma, como o comportamento de compra dos investidores individuais pode ser mais fortemente influenciado pela atenção conforme Barber e Odean (2008), como pode-se medir até que ponto uma ação atrai a atenção dos investidores de varejo e se esse fato pode influenciar os preços?

Como os estudos mostraram, uma medida direta seria voltar no tempo e, a cada dia, questionar as centenas de milhares de investidores nos conjuntos de dados sobre quais ações eles pensavam num determinado dia, como não se pode medir a atenção diária dada às ações diretamente, é preciso entender os índices de sentimento para avaliar como, quais ações chamam mais a atenção dos investidores de varejo.

## 2.4 SENTIMENTO DO INVESTIDOR DE VAREJO

Uma questão central no debate sobre comportamento é se a atenção que o investidor *Noise Trader* dedica ao mercado de ações, influencia os seus preços e um dos objetivos fundamentais da teoria de preços das ações é entender a fonte desta precificação e retornos.

Estudos em finanças comportamentais indicam que o sentimento e o comportamento do investidor têm impactos significativos no retorno das ações (YANG; ZHOU, 2016), como afirmam Camerer e Weigelt (1991) e Lee, Shleifer e Thaler (1991). Os movimentos de preços no mercado de ações são causados por ondas de sentimento do investidor geralmente atribuído a investidores individuais e de varejo.

Uma definição de sentimento do investidor, pode ser o conjunto de crenças errôneas que influenciam a avaliação dos investidores em relação ao valor intrínseco dos ativos (Zhang, 2008) sendo uma expectativa acerca dos fluxos de caixa futuros não justificada pelos fundamentos (BAKER & WURGLER, 2007).

Barber, Odean e Zhu (2009) estabelecem que as pequenas transações são uma *proxy* razoável para a negociação de investidores individuais e que a distinção entre ordens de mercado executadas e ordens limitadas, é importante mensuração do sentimento do investidor.

Na precificação de ativos, os resultados sugerem que modelos descritivamente precisos de preços e retornos esperados precisam incorporar um papel proeminente para o sentimento do investidor (BAKER & WURGLER, 2006).

Campbell e Kyle (1993); De Long et al (1990); Shleifer e Summer (1990) sugeriram que o sentimento do investidor desempenha um papel crucial na determinação dos retornos das ações e Baker e Wurgler (2006) afirmam que o sentimento do investidor é definido como otimismo e pessimismo do investidor marginal em relação às ações, em geral.

Fisher e Statman (2000) concluíram que os investidores não são todos iguais, nem seus sentimentos e mostraram que o sentimento dos estrategistas de *Wall Street* não está relacionado ao sentimento dos investidores individuais ou dos redatores de boletins informativos, embora o sentimento dos dois últimos grupos esteja intimamente relacionado. Brown e Cliff (2004) afirmam que os preços dos ativos presentes no mercado acionário seriam afetados, em partes, pelo sentimento dos investidores, através do seu viés otimista ou pessimista.

Baker e Wurgler (2006) revelaram que o sentimento do investidor afeta os retornos das ações cujas avaliações são subjetivas e difíceis de arbitrar.

Shleifer e Summers (1990) argumentam que alguns investidores não são totalmente racionais e sua demanda por ativos de risco é afetada por suas crenças ou sentimentos, que não são plenamente justificados por fundamentos, e que fazer arbitragem, conforme defendem os investidores racionais, que não se sujeitam a sentimentos, pode ser arriscado, e portanto, limitado.

Piccoli et al (2018), investigaram a influência do sentimento do investidor na relação risco x retorno, na carteira de ações do índice Ibovespa (2002 a 2015), utilizando o índice de confiança da Federação do Comércio do Rio de Janeiro, para definir períodos de alto e baixo sentimento, encontrando resultados que mostram, exceto para as pequenas ações, em períodos de baixo sentimento, que a relação risco-retorno é positiva e significativa, e sem significância para períodos de alto sentimento.

Chen, Chong e Duan (2010) e Yang e Zhou (2016), utilizaram 4 índices como proxy de sentimento: índice de força relativa ( $RSI_{i,t}$ ), índice de linha psicológica ( $PSY_{i,t}$ ), volume de negociação ( $VOL_{i,t}$ ) e taxa de rotatividade ajustada ( $ATR_{i,t}$ ).

Um olhar para como os participantes deste mercado se comportam pode fornecer evidências de que os “ruídos”, em vez de informação, direcionam muitas de suas decisões, pois ruídos pode ser tudo aquilo que tornam as informações imperfeitas.

Considerando estes estudos sobre sentimento ter relação com os preços das ações necessário se faz compreender como medir esse sentimento.

## 2.5 MEDIDAS DE SENTIMENTO



Para buscar compreender como as pessoas agem e se comportam no mercado de ações surgem estudos com diferentes medidas de sentimento.

Como visto no tópico 2.4 o sentimento do investidor no mercado de ações tem recebido atenção crescente nos últimos anos e várias medidas de sentimento do investidor foram propostas.

Estudos empíricos adotaram várias *proxies* para medir o sentimento, como, Volume, Linha psicológica (PSY), Taxa de rotatividade (ATR), Índice de Força Relativa (RSI), Yang e Zhou (2016), Tangibilidade dos ativos, Retorno de IPOs, número e média do primeiro dia, Baker e Wurgler (2006, 2013); Kumar e Lee (2006); Lee, Shleifer e Thaler (1991), medidas de conteúdo de mídia, Tetlock (2007) e *surveys*, Qiu e Welch (2006).

As medidas de sentimento do investidor podem ser classificadas em três tipos: diretas, indiretas e meta-medidas, segundo Kim e Ha (2010) e diferenciadas pela forma como as medidas de sentimento são construídas.

### **2.5.1 Medidas Diretas**

As medidas de sentimento diretas derivam de pesquisas que perguntam diretamente aos indivíduos como se sentem sobre as condições do mercado acionista e as condições econômicas atuais ou futuras.

Estas medidas são baseadas em *surveys* que segundo Qiu e Welch (2006), são autoavaliações dos investidores, e por isso, estão sujeitas a erros de medição, isto porque nem sempre os participantes respondem de forma verdadeira às questões, distorcendo, por vezes, as suas respostas em prol do que acham que deveria ser a resposta adequada, apesar de não ser o que efetivamente fazem ou acham.

As medidas diretas exigem um painel representativo de populações-alvo tendo a desvantagem de serem custosas de produzir e a sua periodicidade é reduzida.

Alguns exemplos destas medidas baseadas em pesquisas que avaliam diretamente o sentimento dos participantes do mercado são o Índice de opinião do consumidor de *Michigan*; a pesquisa de inteligência do investidor; o *Sentix* (Índice de Confiança do Investidor na Zona do Euro) (QIU; WELCH, 2006); índice de confiança do consumidor da Federação do Comércio do Rio de Janeiro, PICCOLI et al (2018).

Otoo (1999) estudou o índice de confiança do consumidor de *Michigan* baseado em pesquisas e encontra uma forte relação positiva entre o sentimento do investidor e os preços das ações.

Os resultados da pesquisa são gradualmente apresentados durante uma semana, um mês ou um trimestre e por isso os resultados não correspondem ao sentimento do investidor num determinado momento mas a uma mistura de opiniões recentes e antigas.

Estas desvantagens das medidas diretas aumentam a popularidade das medidas de sentimento indiretas que representam as variáveis econômicas e financeiras e servem para capturar o estado de espírito dos investidores.

### 2.5.2 Medidas Indiretas

As medidas indiretas são criadas a partir de dados financeiros e exigem bases teóricas, incluindo: desequilíbrio de compra e venda, relação *put-call*, *spread*, volume de negócios, retornos extremos, notícias e despesas com publicidade, limites de preços, descontos em fundos fechados.

Autores que tem estudado *proxies* indiretas para capturar a atenção/sentimento do investidor, são: com retornos extremos e volume de negócios, Barber e Odean (2008); Gervais, Kaniel e Mingelgrin (2001); notícias e manchetes Barber, Odean e Zhu (2009); despesas com publicidade Grullon, Kanatas e Weston (2004) e Lou (2012); e limites de preço Wu e Lee (2015); Volume, Índice de Força Relativa, Taxa de Rotatividade Ajustada e Índice de Linhas Psicológicas Lee, Shleifer e Thaler (1991); Neal e Wheatley (1998) e Yang e Zhou (2016) usam descontos em fundos fechados como uma *proxy* para o sentimento do mercado.

Essas *proxies* fazem a suposição crítica de que, se o retorno ou o volume de negócios de uma ação fosse extremo ou seu nome fosse mencionado na mídia, os investidores deveriam ter prestado atenção a ela (BARBER; ODEAN, 2008).

Uma das medidas mais conhecidas é o índice de sentimento, proposto por Baker e Wurgler (2006) que compuseram um índice de sentimento baseado na variação comum entre seis *proxies* subjacentes para o sentimento: o desconto do fundo fechado, o volume de negócios da *New York Stock Exchange (NYSE)*, o número e a média do primeiro dia, retornos sobre *Initial Public Offering (IPOs)*, participação em novas emissões (definida a partir da emissão bruta de ações dividida pelo

patrimônio bruto mais a emissão de dívida bruta de longo prazo) e prêmio de dividendos.

Segundo os autores cada *proxy* de sentimento provavelmente inclui um componente de sentimento bem como componentes idiossincráticos e não relacionados a sentimentos, sendo usado a análise de componentes principais para isolar o componente comum.

Kumar e Lee (2006) construíram uma medida do sentimento do investidor individual com base no desequilíbrio de compra e venda, para mostrar que tem poder explicativo incremental nas ações pequenas, ações de valor e ações com baixa propriedade institucional.

Brown e Cliff (2004) usam uma estrutura vetorial autorregressiva para explicar a influência mútua entre a medida de sentimento, os retornos do mercado e a volatilidade, e descobre-se que as medidas de sentimento do investidor têm pouco poder explicativo para os retornos das ações de curto prazo, mas eles mostram que as ações com avaliações altamente subjetivas e altos custos de arbitragem apresentam baixos retornos subsequentes se o sentimento inicial do investidor for alto.

Wang (2018) investigou o impacto do sentimento do investidor na relação média-variância em 14 mercados de ações europeias, aplicando três abordagens para definir a neutralidade dos investidores e determinar os períodos de sentimento alto e baixo, e encontra que o aumento da presença e negociação de investidores individuais em períodos de sentimento alto prejudicaria a compensação risco-retorno e Kim e Ha (2010) utilizaram o depósito do cliente para investimento em ações do *Korea National Statistic Office*, que foi usado como uma variável *proxy* de sentimento.

As meta medidas são outra forma de medir sentimento, apresentado a seguir.

### **2.5.3 Meta Medidas**

Um outro tipo de medida inovadora que se diferencia das medidas-padrão, são as chamadas meta medidas. Algumas dessas medidas coletam dados de fontes de informação tradicionais, majoritariamente, boletins informativos e jornais.

Manela e Moreira (2017), por exemplo, construíram uma medida de incerteza que se baseia no conteúdo dos artigos da primeira página do *Wall Street Journal* (WSJ) com o objetivo de medir a percepção das pessoas sobre a incerteza quanto ao

futuro nos Estados Unidos. Os autores concluíram que o índice *NVIX3*, criado no estudo, aumentava significativamente durante as quedas no mercado de ações, durante os tempos de incerteza política e nas guerras mundiais e crises financeiras.

Baker e Wurgler (2006) desenvolveram um novo índice de incerteza política econômica (EPU) nos Estados Unidos com base também na frequência de artigos de jornais, mas neste caso, dos dez mais prestigiados dos EUA, que continham um certo trio de termos relacionados com economia e a conclusão foi que este índice aumenta perto de eleições presidenciais, dos ataques do 11 de setembro, do fracasso do *Lehman Brothers*, da disputa do teto da dívida de 2011 e outras grandes batalhas sobre a política fiscal.

Tetlock (2007) relaciona também as medidas com o mercado de ações nos Estados Unidos, mas baseia-se no conteúdo de uma das colunas do interior do *WSJ* a qual tem como título “*Abreast of the Market*”. Este autor usa, para analisar essa coluna, um programa de análise de conteúdo quantitativo que se designa “*General Inquirer*”, o qual define uma regra de medição para converter o conteúdo das colunas em valores numéricos e a conclusão é que o alto pessimismo prevê uma pressão descendente sobre os preços de mercado seguido de uma reversão em direção aos fundamentos.

Kaminsky e Schmukler (1999) estudaram o contexto financeiro caótico da crise Asiática (1997-1998), analisando o tipo de notícias que movem os mercados nos dias de mais “nervosismo” de mercado usando como base as notícias da *Bloomberg* e esse estudo concluiu que os movimentos mais bruscos são desencadeados por notícias locais ou de países vizinhos, sendo que as que tem mais peso são relacionadas aos acordos com organizações internacionais e agências de notação de crédito.

Shiller (2014) destaca que as pesquisas, à luz do comportamento humano real devem levar em conta como as pessoas realmente pensam e agem, e utilizou o sentimento individual do investidor em ações, para descrever como as pessoas pensam em uma determinada ação usando transações individuais, para retratar esse comportamento no mercado de ações e considerou as consequências de ambos em ações individuais com excesso de retornos.

Surge a questão sobre qual o indicador de sentimento melhor explica a atenção dispensada pelos investidores nos mercados financeiros e como já foram utilizados vários indicadores, graus de sucesso diferentes, tais como índices de confiança do

consumidor e da indústria e *survey* aos investidores no entanto não existe ainda consenso sobre qual é a melhor *proxy* do sentimento.

#### 2.5.3.1 Pesquisas On Line – Google Trends - (SVI – Search Volume Index)

Uma medida de atenção dos *noise traders* podem ser as pesquisas *On Line*, a partir do volume de buscas realizadas no site *Google (Google Trends)*. A capacidade dessa medida para esse propósito apresentou resultados convincentes nos estudos de Da, Engelberg e Gao (2011) e Dimpfl e Jank (2016).

A pesquisa *on line* é uma medida de atenção revelada, pois se o investidor procurar por uma ação de uma empresa da Bolsa de Valores, pelo seu Ticker no *Google*, estará demonstrando que presta atenção nesta ação, podendo a frequência de pesquisa agregada no *Google* ser uma medida inequívoca de atenção (DA; ENGELBERG; GAO, 2011).

Os usuários da Internet geralmente usam um mecanismo de busca para coletar informações, segundo Serasa *Experian* (2018) o *Google* respondia por 78% de todas as consultas de pesquisa realizadas no Brasil. Segundo Beer, Herve e Zouaoui (2013); Da, Engelberg e Gao (2015) e Preis, Moat e Stanley (2013) parte das buscas de informação que sustenta as decisões dos investidores é hoje obtida através de pesquisas na internet, demonstrando que o comportamento *on-line* seja presumivelmente representativo das tendências da população em geral.

O *Google* permite acesso aos dados referentes à evolução do número de pesquisas sobre uma determinada palavra ou conjunto de palavras, em termos relativos através da sua plataforma *Google Trends* disponível desde 2008.

Esta abordagem é recente, sendo que num dos primeiros trabalhos Da, Engelberg e Gao (2011) encontraram uma relação direta entre os volumes de buscas e os preços das ações nos EUA e alegam que estas buscas são realizadas por investidores de varejo, já que os Institucionais possuem acesso a informações mais sofisticadas, como a *Bloomberg e Reuters*.

Alguns estudos reúnem dados sobre o consenso público a partir do conteúdo das redes sociais, ou seja, conteúdo gerado por usuários como mensagens em *chats* da Internet sobre ações, Antweiler e Frank (2004), *Feeds do Twitter/Whatsapp*, Bollen, Mao e Zeng (2011); atividades do *Facebook/Instagram*, Mao, Counts e Bollen (2015); ou mensagens no *Yahoo*, Das e Chen (2007).

Beatty e Smith (1987) afirmam que a teoria do comportamento do comprador, postula que a busca de informações pelo consumidor precede sua decisão de compra e que além disso, medidas de comportamento de busca do consumidor podem ajudar os gerentes a prever melhor as vendas de produtos em várias categorias, sugerir o momento mais adequado para lançar uma campanha promocional ou até mesmo rastrear o nível de interesse em produtos concorrentes.

Outro exemplo é o comportamento agregado do consumidor, como mostram os estudos de Choi, Laibdon e Madrian (2010) que usaram dados da atividade do *Google* para determinar as vendas de automóveis no EUA, os seus destinos de viagem e até mesmo o seu grau de confiança. Schmidt e Vosen (2009) utilizam a mesma fonte de dados para prever o consumo privado dos Estados Unidos.

Esta disponibilidade de dados e a conclusão de Schmidt e Vosen (2009) de que em quase todas as suas experiências de previsão, um indicador de atividade de pesquisa no *Google* supera os conhecidos indicadores baseados em *surveys*, aumentou ainda mais a popularidade das medidas de sentimento que têm como base as pesquisas na internet, tanto nas ciências sociais como nos experimentos da área da saúde.

Como o estudo de Ginsberg et al (2009) que descobriram um conjunto de 45 termos relacionados à influenza, que predizem com sucesso, a proporção de pacientes que visitam profissionais de saúde com sintomas relacionados, e através destes dados construir uma medida que permite acompanhar a progressão da gripe nos EUA de uma forma muito mais rápida do que o habitual, prevendo surtos de uma a duas semanas antes da publicação dos relatórios do *Centers for Disease Control and Prevention (CDC)*.

Choi, Laibdon e Madrian (2010) concluem que, aproveitando a inteligência coletiva de milhões de usuários, os registros de pesquisa da *Web do Google*, podem fornecer um dos sistemas de monitoramento de gripe mais oportunos e de maior alcance disponíveis.

Goel et al (2010) observaram o comportamento de pesquisas na internet de forma a conseguir prever as vendas de bilhetes de cinema ao fim de semana, os autores realçam que a utilidade deste indicador se prende com a sua disponibilidade e acessibilidade quase imediata e não com a sua superioridade em relação aos outros indicadores.

McLaren e Shanbhogue (2011) utilizam este método para prever o comportamento dos mercados de trabalho e de habitação concluindo que existe de fato uma importância cada vez maior na utilização deste tipo de informações para conseguir ter perspectivas sobre a economia do Reino Unido.

O mercado de ações também emprega pesquisas *on line* para prever variáveis macroeconômicas, como por exemplo o desemprego ou o mercado de trabalho e além disso investigar os ciclos econômicos, também se tornou uma área com bastante investigação.

Barber e Odean (2001) afirmam que as atitudes e decisões dos investidores também são possíveis de ser afetadas pelos progressos tecnológicos contínuos associados à *internet*. Assim, nos últimos anos, começaram a surgir medidas de sentimento inovadoras que pretendem lidar com os desenvolvimentos tecnológicos mais recentes e com o uso cada vez mais acentuado das redes sociais e dos motores de pesquisa da internet por parte dos agentes econômicos e este tipo de medidas tornar-se-ão indispensáveis para as ciências sociais e irão complementar as fontes de dados mais tradicionais.

Da, Engelberg e Gao (2011) propõem uma medida da atenção do investidor no mercado de ações, usando a frequência de pesquisa no *Google (SVI – Search Volume Index)* em uma amostra de ações da *Russell 3000* (Índice de ações dos EUA) de 2004 a 2008 e demonstrou que o *SVI* fornece evidências de que capta a atenção dos investidores de varejo.

Os autores utilizaram os dados relativos ao volume de pesquisas no *Google* para avaliar o grau de atenção dos investidores individuais baseado na ideia de que, dadas as restrições de tempo e processamento de informações os investidores individuais são propensos a adquirir as ações que chamam mais à sua atenção.

Os resultados são consistentes com a hipótese de pressão de preço induzida pela atenção de Barber e Odean (2008) onde o conjunto de *IPOs* com baixa *ASVI* (Índice Volume de pesquisas anormais do *Google*) durante a semana anterior ao *IPO* tem retornos médios de 10,90%, no primeiro dia, enquanto o conjunto de *IPOs* com alto *ASVI* tem retornos médios de 16,98%, no primeiro dia.

Como o *SVI* é uma medida direta da atenção individual Da, Engelbert e Gao (2011) a utilizaram para testar a hipótese de pressão de preço induzida pela atenção de Barber e Odean (2008) e descobriram que um aumento no *SVI* para ações da *Russell 3000* prevê um aumento nos preços das ações nas próximas duas semanas

e uma eventual reversão de preços durante o ano, resultados semelhantes aos encontrados por Bijl et al (2016) evidenciando que os volumes de pesquisa do *Google* podem prever retornos de ações.

Uma outra forma de construção de índice de sentimento utilizando as pesquisas *on line* foi proposta por Da, Engelberg e Gao (2015) que usaram o volume diário de buscas na Internet de milhões de famílias dos EUA, com palavras como, recessão e desemprego e falência, para construir um quadro financeiro e econômico de índices de atitudes reveladas por pesquisa de medos (*FEARS - Fear and Greed Index*) um indicador muito popular nos EUA criado pela *CNN Money* com o objetivo de medir duas emoções que impulsionam os mercados americanos e globais: medo e ganância e por medo os investidores exageram nas vendas dos ativos produzindo fortes quedas, quantificando os seus efeitos sobre os preços das ações e fluxos de fundos.

As descobertas dos autores foram de que os medos podem prever retornos e fluxo de fundos em nível de mercado e produzem aumentos temporários na volatilidade, sendo que o sentimento do investidor de alta frequência muda e pode ser um poderoso gatilho de choques de liquidez que afetam os preços medido por *FEARS*.

Joseph, Wintoki e Zhang (2011), tiveram como objetivo perceber se as pesquisas *online* podem prever retornos anormais do mercado de ações, especialmente de ações mais voláteis e mais difíceis de arbitrar e constroem uma carteira de ações que apresentam maior intensidade de pesquisas através da classificação das ações do *SP500* em quartis, confirmando que a intensidade das pesquisas preveem retornos anormais.

Chen, Chong e Duan (2010), concluíram que os dados do volume de pesquisas no *Google* permitiram identificar com maior precisão o ponto de virada do ciclo econômico durante a recessão dos EUA em 2007/2008.

Bijl et al (2016), também realizaram uma pesquisa semelhante e identificaram que pode haver relação entre as buscas do *Google* com os retornos dos ativos com retornos positivos e negativos e Dimpfl e Jank (2016) encontram relação com a volatilidade.

Estas pesquisas internacionais denotam a importância de incluir a atividade de pesquisa *on-line* do investidor para prever resultados nos mercados financeiros e destacam que há um crescente reconhecimento do valor preditivo dos dados coletados em várias plataformas digitais.



No Brasil, um dos estudos com pesquisas *on line*, foi realizado por Miragaya (2017), onde estudou a hipótese de que os investidores buscam ativamente informações sobre as empresas após perceberem variações em seus preços, foi testado o impacto dos retornos anormais, em dada semana, sobre o volume de buscas no *Google* na semana seguinte e os resultados das regressões são positivos e estatisticamente significantes em todas especificações testadas com diferentes variáveis de controle.

Para esta pesquisa utilizou-se as buscas *On Line* (S) para a formação das carteiras de ações segmentando-as em alto ou baixo sentimento descritas na próxima seção para medir o nível de atenção dado pelo investidor de varejo a cada ação.

## 2.6 AÇÕES DE ALTO/BAIXO SENTIMENTO

Baker e Wurgler (2007) e Da, Engelbert e Gao (2011) notaram que algumas ações são mais vulneráveis a serem mal avaliadas do que outras, afirmando que, ações de baixa capitalização, jovens, não lucrativas, com alta volatilidade, não pagadoras de dividendos, empresas em crescimento, provavelmente serão desproporcionalmente sensíveis a amplas ondas de sentimento do investidor, como o entusiasmo que ocorreu durante a Bolha da Internet nos anos 90 com as empresas .com.

A compra de ações orientada pela atenção, foi a descoberta de Barber e Odean (2008) que classificaram as ações com grandes volumes de negociações, retornos anormais de 1 dia ou que estavam nos noticiários, podendo ser semelhante para empresas de grande ou pequena capitalização.

Essa declaração implica que quando os investidores se tornam excessivamente otimistas em relação às ações em geral eles se tornam ainda mais otimistas em relação às ações de pequenas empresas que embora atualmente não sejam lucrativas, são vistas como detentoras de grande potencial de rentabilidade futura (JO; PARK; SHEFRIN, 2018).

Baker e Wurgler (2007) identificaram sentimentos altos, médios e baixos do investidor em pequenas empresas iniciantes que tem grande potencial de crescimento e descobriram que quando o sentimento é baixo (abaixo da média da amostra) as pequenas ações ganham retornos subsequentes particularmente altos, mas quando o sentimento é alto (acima da média) não há nenhum efeito de tamanho, e os padrões

condicionais são ainda mais nítidos quando classifica-se outras características da empresa.

Yu e Yuan (2011) afirmam que quando o sentimento é baixo, os retornos subsequentes são mais altos em ações muito novas (recentemente listadas) do que em ações antigas, volatilidade de alto retorno do que ações de baixo retorno, ações não lucrativas do que lucrativas e não pagadoras do que pagadores de dividendos, ou seja, quando o sentimento é alto esses padrões revertem-se completamente.

Assim se aumenta a atenção do investidor especialmente com o "barulho" dos *noises traders* propensos a vieses comportamentais, provavelmente levarão a um sentimento mais forte, por outro lado uma maior atenção dada a notícias genuínas pode aumentar a taxa na qual as informações são incorporadas aos preços e atenuam o sentimento. Empiricamente o sentimento negativo extremo pode ser capturado contando as palavras de sentimento negativo em artigos de notícias sobre uma empresa (DA; ENGELBERT; GAO, 2011).

Uma das vertentes da literatura é a precificação de ativos comportamentais, que se concentra no grau de quais preços de mercado refletem o sentimento (BAKER; WURGLER, 2006, 2007; SHEFRIN, 2008).

O trabalho realizado por Baker e Wurgler (2007) fornece um índice para medir o sentimento e uma caracterização de ações que são sensíveis ao sentimento com descobertas sobre como o sentimento afeta os padrões de retorno associadas às variáveis que fundamentam os fatores *Fama-French*.

Segundo Jo, Park e Shefrin (2018) uma analogia possível sobre investimentos pode ser feita em tecnologia de *blockchain* e alta volatilidade dos preços das *criptomoedas*, onde a intuição sugere fortes semelhanças entre *criptomoedas* e ações beta de alto sentimento.

Baker e Wurgler (2006) sugerem que o impacto do sentimento do investidor será mais perceptível para ativos especulativos e a hipótese de que os retornos associados aos ativos especulativos serão baixos (altos) após medidas altas (baixas) do sentimento do investidor.

Dada a discussão realizada sobre a atenção dispensada pelos investidores de varejo às ações e a sua relação com os preços considerando a tese a ser defendida, sobre os investidores de varejo possivelmente dedicarem maior atenção nas ações de alto sentimento no mercado de ações brasileiro, espera-se que o investidor de

varejo exerça maior influência nas ações de “alto sentimento” do que nas ações de “baixo sentimento”.

Para isso, espera-se que o Fator de atenção (S), que representa o volume de buscas no *Google Trends* para as ações da carteira de ações de alto sentimento (P4), sejam mais significativas do que as buscas para as ações da carteira de ações de baixo sentimento (P1).

Após esta etapa da fundamentação teórica e para responder às perguntas da pesquisa e atingir os objetivos a próxima seção abordou a metodologia de como foram realizadas as coletas de dados e suas análises.

### 3 METODOLOGIA DA PESQUISA

O presente capítulo aborda os aspectos relacionados aos procedimentos metodológicos empregados neste trabalho e encontra-se dividido da seguinte forma: a seção 3.1 especifica o problema que será estudado e trata da caracterização da pesquisa, ou seja, da classificação desta pesquisa no campo científico de acordo com os aspectos metodológicos nela utilizados.

A seção 3.2 aborda os critérios utilizados na delimitação do universo pesquisado para a formação e coleta do banco de dados utilizado, formas de construção das carteiras, fórmulas e cálculos da análise fatorial e as proxies para construção do índice de sentimento, e na seção 3.3 são mostrados os métodos empregados na análise dos dados, através da regressão linear múltipla, com o Modelo Vetor Autoregressivo (VAR), Causalidade De Granger, Modelo *Ordinary Least Squares* (OLS) e as estatísticas descritivas.

Os textos elencados nas seções 2.3 e 2.4 deste trabalho ilustram a existência de uma possível oscilação nos preços das ações por movimentações feitas pelo investidor de varejo (*Noise Trader*).

Como os investidores individuais (varejo) são mais propensos à irracionalidade do que os investidores institucionais tenderão a agir por sentimento (CHAU; DEESOMSAK; KOUTMOS, 2016).

O trabalho realizado por Baker e Wurgler (2007) fornece um índice para medir o sentimento com uma caracterização de ações que são sensíveis ao sentimento com descobertas sobre como o sentimento afeta os padrões de retorno associadas às variáveis que fundamentam os fatores *Fama-French*.

#### 3.1 MÉTODOS DA PESQUISA

Nesta seção foram explicitados os métodos utilizados para realizar a pesquisa, e analisar os dados delimitados anteriormente e está dividida da seguinte forma: na seção 3.2 foi abordado a população e amostra, fontes de consultas e tipos de dados extraídos; a subseção 3.2.1 trata da metodologia empregada para a determinação do índice de sentimento; na subseção 3.2.2, foi explicada a metodologia para cálculo dos componentes principais (PCP) e na subseção 3.2.3 a metodologia de construção das

carteiras e na subseção 3.2.4 a forma de cálculo do Fator *S* (Buscas *Google*) e variáveis de controle – Fama e French.

### 3.2 MÉTODOS DE COLETA DE DADOS

A ideia foi apresentar as técnicas utilizadas, população e amostra, instrumentos de coletas, buscando a veracidade e confiabilidade dos dados, que segundo Fachin (2006) preocupa-se com a observação de fatos colhidos no contexto natural sem que haja intervenção do pesquisador a fim de ser examinado e então encaminhado para explicações por meio de métodos e técnicas específicas.

Para definição de população e amostra utilizou-se o Banco de dados do sistema Econômica disponível para utilização nos laboratórios da Pontifícia Universidade Católica (PUC) de Curitiba PR, sendo extraídos os dados financeiros das ações do Índice da B3, no período da pesquisa.

Para cada ação foram extraídos, os preços diários de abertura e fechamento das ações, quantidades negociadas, volumes, dividendos, tempo na Bolsa, e o número de ações em circulação (*free float*) para as empresas participantes do índice Bovespa no período de 1 de janeiro de 2013 até 31 de dezembro de 2017.

As ações investigadas foram as ON (ordinárias nominativas) considerando que grande parte das empresas do índice pertencem ao nível de governança do Novo Mercado (NM) composto apenas por ações ordinárias.

As pesquisas *On Line* no *Google Trends* foram realizadas a partir dos *tickers* de 80 empresas pertencentes ao índice Ibovespa da Bolsa de Valores Brasileira no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro e 2017, selecionadas sempre que apareciam no índice a cada 4 meses, periodicidade de atualização das empresas do Índice, sendo retiradas as que deixaram de fazer parte do Ibovespa conforme seu volume de negociação no último quadrimestre (regra da B3), fazendo parte da amostra todas as empresas que fizeram parte do índice em algum momento durante todo o período da pesquisa.

#### 3.2.1 *Proxies* para determinação do Índice de Sentimento

Para apurar este índice foram utilizadas as informações financeiras retiradas da base Econômica das ações de 80 empresas, como valor de fechamento,

quantidades negociadas, volumes diários e *Free Float*, sendo calculadas a variação dos preços diários de cada ação, ganhos ou perdas e o somatório semanal, apurando-se estes dados diários das ações, pertencentes à amostra, integrantes do Índice Ibovespa, no período descrito e apresentou-se cada *proxy* separadamente.

Para a construção do índice de sentimento utilizou-se quatro *proxies* baseado na abordagem dos estudos de Chen, Chong e Duan (2010) e Yang e Zhou (2016) que são: índice de força relativa ( $RSI_{i,t}$ ), índice de linha psicológica ( $PSY_{i,t}$ ), volume de negociação ( $VOL_{i,t}$ ) e taxa de rotatividade ajustada ( $ATR_{i,t}$ ), sendo suas fórmulas e conceitos apresentados a seguir.

A *proxy*  $RSI_{i,t}$  (Índice de Força Relativa) serve para medir se o mercado está sobrecomprado ou sobrevendido utilizado por Chen, Chong e Duan (2010); Kim e Ha (2010) como um indicador de sentimento, a equação 1 e 2 do índice de força relativa de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$ , é:

$$RSI_{i,t} = 100 \times RS_{i,t} / (1 + RS_{i,t}) \quad (1)$$

Onde:

$$RS_{i,t} = \frac{\sum_{t-1}^6 \max(P_{i,t} - P_{i,t-1}, 0)}{\sum_{t-1}^6 \max(P_{i,t-1} - P_{i,t}, 0)} \quad (2)$$

Na equação 2,  $P_{i,t}$  representa o preço de fechamento das ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$ , e  $P_{i,t-1}$ , é o preço de fechamento das ações ou carteiras  $i$  no dia  $t - 1$ . Utilizou-se o intervalo de 6 dias de negociação para o cálculo do indicador.

A ideia deste indicador  $RSI_{i,t}$ , é relacionar a precificação mais alta ou mais forte, com a mais baixa. Segundo Yang e Zhou, (2016) se o índice de força relativa for inferior a 50, significa que as perdas das ações são maiores que os ganhos, e o mercado está sobrevendido e quando o índice de força relativa está acima de 50 significa que os ganhos são maiores que as perdas e o mercado está sobre comprado.

Por exemplo um RSI de 80 significa que o mercado está sobrecomprado e um RSI de 20 que está sobrevendido, pois relaciona a precificação mais alta e mais baixa do ativo no período, sendo, segundo os autores citados, útil como uma das *proxys* de sentimento.

A segunda *proxy* é o  $PSY_{i,t}$  (Índice de Linhas Psicológicas) que analisa tendências, Kim e Ha (2010) e Yang e Zhou (2016) se referem ao índice de linhas

psicológicas como um indicador de sentimento para olhar por trás do sentimento óbvio do mercado e detectar o tempo que uma ação permanece em alta. A equação 3 do índice de linhas psicológicas de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$  ( $PSY_{i,t}$ ) é:

$$PSY_{i,t} = \frac{T_i^u}{T_i} \times 100 \quad (3)$$

Onde:

$T_i^u$ : é o número de dias em que o preço de fechamento de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$  é superior ao preço de fechamento de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t - 1$  e;

$T_i$ : é o período de negociação de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$ , de 20 dias.

Utilizou-se o intervalo de 20 dias de negociação no mercado para o cálculo do indicador pois nota-se que em alguns casos, o período de 6 dias, utilizado no indicador é relativamente pequeno para se averiguar movimentações relevantes neste indicador e por isto considerou-se uma ampliação do prazo para 20 dias, pois a pesquisa de Yang e Zhou (2016) é omissa em relação ao período considerado.

Yang e Zhou (2016) afirmam que este índice pode indicar que o mercado é comprado em excesso com  $PSY \geq 75$  ou que o mercado é vendido em excesso com  $PSY \leq 25$  conforme.

A terceira *proxy* é o  $VOL_{i,t}$  (Volume de Negócios) este volume de negociações não requer tratamento em equações, pois foi extraído do volume de negociações diárias para cada ação diretamente na fonte consultada (Economática), bem como os valores das cotações das ações.

Baker e Stein (2004) sugerem que o volume de negociação com informações sobre o mercado pode servir como um indicador de sentimento e para que a viabilidade desta *proxy* fosse possível e não gerar números muitos extensos considerou-se o *logaritmo neperiano* do volume diário de negociações.

A quarta *proxy* é a  $ATR_{i,t}$  (Taxa de Rotatividade Ajustada) Baker e Stein (2004) sugerem que esta pode servir como um índice de sentimento e Yang e Zhou (2016) usam a taxa de rotatividade ajustada para diferenciar otimismo e pessimismo. A equação 4, da taxa de rotatividade ajustada de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$  ( $ATR_{i,t}$ ) é:

$$ATR_{i,t} = \frac{R_{i,t}}{|R_{i,t}|} \times \frac{VOL_{i,t}}{\text{ações em circulação em dia } t} \quad (4)$$

Onde:

$R_{i,t}$ : é o retorno normal e em módulo de ações ou carteiras  $i$  no dia  $t$ ;

$VOL_{i,t}$ : é o volume de negociação de ações ou portfólio  $i$  no dia  $t$ ;

Os valores dos retornos foram calculados a partir dos preços das ações normal e em módulo (sem valores negativos). Se  $ATR_{i,t} > 0$ , a taxa de rotatividade ajustada é positiva o que indica que o mercado de ações está otimista e se  $ATR_{i,t} < 0$  significa que a taxa de rotatividade ajustada é negativa o que indica que o mercado de ações está em pessimista.

Baker e Stein (2004) identificam que a rotatividade impacta os retornos futuros das ações em seu estudo sobre a liquidez enquanto proxy do sentimento do investidor.

Estas 4 variáveis e o índice de sentimento do investidor foram calculadas com base diária, foi possível calcular o primeiro Componente Principal (CP1) como realizado por Yang e Zhou, (2016) utilizado como *proxy* para construção do índice individual de sentimento replicada para cada uma das 80 ações.

### 3.2.2 Metodologia para cálculo dos Componentes Principais - CP

De acordo com Fávero e Belfiore (2017) a análise do primeiro componente principal é um método de determinação de fatores que converte um conjunto de variáveis correlacionadas em um novo conjunto de valores de variáveis linearmente não correlacionadas sendo estas novas variáveis denominadas componentes principais.

Para se chegar ao primeiro Componente Principal (CP1) foram extraídos os 4 coeficientes diários para cada ação *sendo* multiplicados os coeficientes diários de cada ação pelos resultados diários de cada ação para cada *proxy* ( $RSI$ ,  $PSY$ ,  $VOL$ ,  $ATR$ ) e somados através da equação 5:

$$CP1 = RSI \times coef1 + PSY \times coef2 + VOL \times coef3 + ATR \times coef4 \quad (5)$$

Para que se consiga incluir estes fatores na análise de componentes, as quatro variáveis precisam ter uma correlação alta entre si, porém apenas três possuem esta correlação alta acima de 80% ( $RSI$ ,  $PSY$ ,  $VOL$ ) a  $ATR$  tem correlação baixa (10%), com as demais *proxies*.



Como a correlação da *proxy* ATR (Taxa de Retorno Ajustada) foi baixa em relação as demais *proxies* optou-se por calcular o Componente Principal 2 (CP2) como outro componente ortogonal, conforme a equação 6:

$$CP2 = RSI \times coef5 + PSY \times coef6 + VOL \times coef7 \quad (6)$$

Para obter a variável de sentimento individual da ação com base semanal foi calculada a média aritmética a partir do CP1 e CP2 diário de cada ação.

### 3.2.3 Metodologia para Formação das Carteiras

Para a formação das carteiras as ações foram ordenadas em 4 quartis com base no índice de sentimento individual dos períodos semanais (CP médio) sendo então classificados em carteiras denominadas: P1, P2, P3 e P4, em que P1 e P2 representam o quartil das ações com menor sentimento e P3 e P4 representam os quartis das ações com maior sentimento, espera-se como resultado que mais buscas *on line* ocorram para as carteiras P4 e que estas sejam dominadas pelos investidores de varejo.

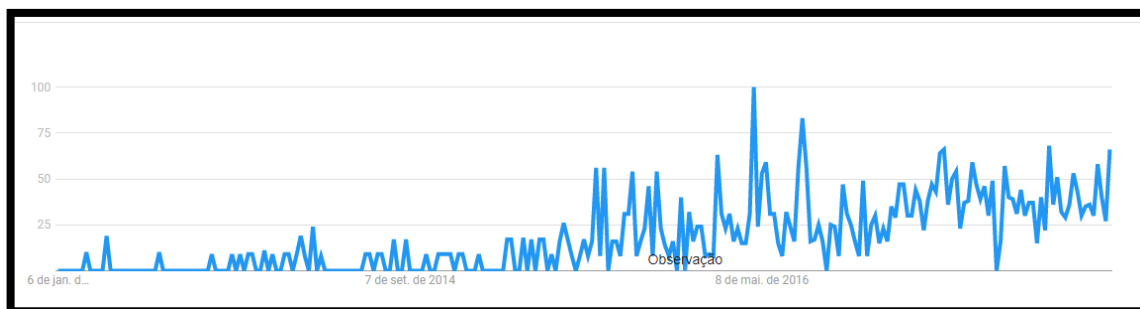
### 3.2.4 Metodologia do Fator S (Buscas no *Google Trends*)

Após a elaboração do índice de sentimento a partir da análise fatorial e a formação das carteiras foram calculados os fatores S semanais que compreendeu os seguintes passos:

O primeiro passo foi pesquisa as ações no *Google Trends* que apresenta uma amostra relativa do volume de buscas estabelecendo um índice que oscila entre 0 e 100 a proporção entre o volume de pesquisas por determinado termo em um período específico. Destaca-se também que a normalização aplicada pelo *Google Trends*, desconsidera pesquisas repetidas pela mesma pessoa em curto espaço de tempo.

Na Figura 1 observa-se as buscas realizadas no período de 01/01/2013 a 31/12/2017, à ação WEGE3 empresa WEG S/A, listada na B3.

Figura 1 - Exemplo de pesquisa no *Google Trends* – Empresa WEGE3



Os números da WEGE3 representam o interesse de pesquisa relativo ao ponto mais alto no gráfico de uma determinada região no período da pesquisa. Um valor de 100 representa o pico de popularidade de um termo e um valor de 50 significa que o termo teve metade da popularidade. Uma pontuação zero significa que não havia dados suficientes sobre o termo pesquisado no *Google Trends*.

O segundo passo foi calcular a variação do volume de buscas no Google (*Google Search Volumes*) (variável independente) obtido por meio do *Google Trends*, apresentando a quantidade de vezes em que o código da B3 da empresa foi pesquisado em um espaço de tempo (exemplo: código: “WEGE3”) baseado na literatura descrita por Bijl et al (2016); Da, Engelberg e Gao, (2011); Dimpfl e Jank (2016); Joseph, Wintoki e Zhang, (2011). A equação 7 foi utilizada para os cálculos.

$$S_t = \left( \frac{GSV_t - GSV_{t-1}}{GSV_{t-1}} \right) \quad (7)$$

Onde:

S - representa a variação do volume de buscas (proxy de atenção), e o GSV é volume de buscas de um dia menos o volume de buscas do dia anterior dividido pelo volume de buscas da semana anterior, ou seja, o quanto o volume de buscas no Google se modifica semanalmente.

No passo três buscou-se o S das carteiras obtido através da média aritmética da atenção das ações componentes da carteira sendo as carteiras formadas com base no *ranking* do índice de sentimento individual das ações.

#### 3.2.4.1 Variáveis de Controle – Fatores Fama-French

As ações de alto sentimento são comumente associadas a um maior risco, assim uma eventual associação (viés) entre retorno e atenção no caso das ações de alto sentimento poderia ser explicado pelo risco adicional que tais ações representam. As variáveis de controle serão trabalhadas com os retornos anormais conforme modelo de *Fama-French* utilizando a equação 8:

$$R_{t,i} = a_0 + a_1MRP_t + a_2SMB_t + a_3HML_t + \sum_{n=1}^N b_{i,n}S_{i,t-n} + \varepsilon_t \quad (8)$$

A fim de evitar esse viés foram adicionados os três fatores de *Fama e French* (1992/1993) constituído por *Market Risk Premium* (MRP), *Small minus Big* (SMB) e *High minus Low* (HML) como variáveis de controle utilizadas dada sua frequente aplicação na literatura para identificação do retorno adequado ao risco.

Os fatores foram chamados de "*Small Minus Big*" (SMB) e de "*High Minus Low*" (HML) pois as empresas de menor valor de mercado (*Small* ou S) ofereciam retornos maiores que os retornos das empresas maiores (Big ou B) nos testes empíricos de Fama e French (1992/1993). Além disso, as empresas com as relações Valor Patrimonial da Ação e Valor de Mercado (VPA/VM) mais altas chamadas de ações de valor (*value stocks, high ou H*) tinham retornos superiores aos das empresas cuja relação VPA/VM era baixa chamadas de ações de crescimento (*growth stocks, low ou L*).

As carteiras foram formadas com diferentes ativos listando as ações pelo valor de mercado sendo utilizada a mediana para dividir as empresas com maior e menor valor e em seguida a amostra foi ordenada de forma crescente pelo índice *Book to Market*, dividida em 3 proporções (30% maiores, 40% medianas e 30% menores). Após esta ordenação foi possível formar 6 carteiras conforme Quadro 2.

Quadro 2 – Carteiras formadas pelo Modelo de Fatores Fama-French

<i>Big and High</i> (BH)	Ativos de grande tamanho e alto valor
<i>Small and High</i> (SH)	Ativos de pequeno tamanho e alto valor
<i>Big and Medium</i> (BM)	Ativos de alto tamanho e médio valor
<i>Small and medium</i> (SM)	Ativos de baixo tamanho e médio valor
<i>Big and Low</i> (BL)	Ativos de alto tamanho e baixo valor
<i>Small and Low</i> (SL)	Ativos de baixo tamanho e baixo valor

A variável de controle, representada pelo Prêmio de Risco de Mercado (*Market Risk Premium* - MRP) foi obtida a partir da diferença entre os retornos do índice Ibovespa no período da pesquisa e a Taxa Selic (Taxa Livre de Risco) utilizando-se a equação 9. As três variáveis apresentam o retorno esperado em função do risco inerente a determinado ativo (SHARPE, 1964; FAMA; FRENCH, 1992).

$$MRP_t = (Erm_t - R_{ft}) \quad (9)$$

Onde:

$MRP_t = (Erm_t - R_{ft})$ , no qual o prêmio de risco de mercado (MRP) no momento ( $t$ ) é definido pela diferença entre a Expectativa de Retorno do Mercado ( $Erm$ ) no momento ( $t$ ) e o Retorno livre de Risco ( $Rf$ ) no momento ( $t$ ). A Expectativa de Retorno do Mercado ( $Erm$ ) foi calculada pela variação semanal do Ibovespa, enquanto o Retorno livre de Risco ( $Rf$ ) apresenta a meta da Taxa SELIC convertida para taxa semanal durante o período.

O fator SMB, tamanho das carteiras foi definido como a diferença entre o retorno médio das carteiras de empresas pequenas e grandes e de maneira semelhante, e o parâmetro HML foi definido como a diferença entre o retorno médio das carteiras de empresas de alto VPA/VM e de baixo VPA/VM através das equações 10 e 11.

$$SMB_t = (SH_t; SM_t; SL_t) - (BH_t; BM_t; BL_t) \quad (10)$$

Onde:

O fator tamanho (SMB) no momento ( $t$ ) é definido pela diferença entre a média de retorno da carteira de ações de pequeno porte ( $SH; SM; SL$ ) no momento ( $t$ ) e a média de retorno das ações de grande porte ( $BH; BM; BL$ ) no momento ( $t$ ). São consideradas ações de pequeno porte aquelas cujos valores de mercado das empresas são menores que a mediana do mercado, enquanto ações de grande porte são aquelas cujo valor de mercado da empresa é superior a mediana do mercado.

$$HML_t = (BH_t; SH_t) - (BL_t; SL_t) \quad (11)$$

Onde:

O fator crescimento (*HML*) no momento ( $t$ ) é definido pela diferença entre a média de retorno da carteira das ações que apresentaram maior relação entre Patrimônio Líquido (*Book Equity*) e o valor de mercado (*Market Equity*) ( $BH_t; SH_t$ ) no momento ( $t$ ) e a média de retorno das ações apresentaram a menor relação entre Patrimônio Líquido (*Book Equity*) e o valor de mercado (*Market Equity*) ( $BL_t; SL_t$ ) no momento ( $t$ ).

Para a criação desses fatores foram observadas todas as ações ON que pertenciam ao índice Ibovespa negociadas na bolsa brasileira entre o período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017, sendo excluídas da base os ativos que não apresentaram alguma das seguintes situações: ausência de cotação no período, ausência de valores de Patrimônio Líquido e ausência de valores de mercado.

### 3.3 MÉTODOS DE ANÁLISE

Considerando que as etapas até aqui elencadas buscaram apresentar a forma de coleta dos dados, para explicar os retornos das ações e a construção do índice de sentimento, necessário se faz a partir de agora fundamentar como foram realizadas as regressões lineares e análises destas informações.

Segundo Fávero et al (2009), a técnica de regressão linear oferece prioritariamente, a possibilidade de que seja estudada a relação entre uma ou mais variáveis explicativas que se apresentam na forma linear e uma variável dependente quantitativa, optando-se por utilizar nesta pesquisa os modelos VAR (Vetor AutoRegressivo, Teste de Causalidade de Granger e *OLS (Ordinary Least Squares)*.

#### 3.3.1 Modelo VAR e Teste de Causalidade de Granger

O modelo VAR foi utilizado com objetivo de verificar a direção da relação entre o sentimento do investidor de varejo e os retornos considerando que a regressão linear apenas faz a relação de correlação. Supõe-se que a atenção do investidor (capturada pelo volume de buscas no *Google*) influencia o preço das ações, mas pode-se ter uma relação no sentido oposto, fato que o VAR pode analisar verificando a interferência da variável dependente e das independentes nas duas direções.

Pode o volume de buscas do *Google (atenção)* ser afetado pelos preços das ações a partir do aumento no preço das ações pois as pessoas começam a pesquisar mais porque o preço subiu muito e a regressão linear não fornece esta direção da

relação. Como não se sabe qual é a direção desta relação, decidiu-se utilizar o modelo VAR pois o volume de buscas no *Google* (atenção) pode afetar os preços das ações, mas o contrário também pode ocorrer, os preços das ações afetarem as buscas (atenção).

Esta decisão pelo uso do VAR está de acordo com alguns estudos recentes como de Joseph, Wintoki e Zhang (2011) documentando que as mudanças na atenção do investidor influenciam o preço dos ativos, porém, é pertinente examinar a relação contrária (mudanças no preço afetando a atenção), bem como, de Brown e Cliff (2004) que usam uma estrutura vetorial autorregressiva para explicar a influência mútua entre a medida de sentimento e os retornos do mercado.

Vozlyublennaia (2014) utilizou alguns índices de ações como NASDAQ e S&P500 para comparar com a atenção do investidor e afirma que a literatura presume que mudanças na atenção do investidor devem causar mudanças nos preços e retornos das ações e na direção oposta uma mudança no preço ou no retorno da ação pode atrair a atenção dos investidores.

Han, Xu e Yin (2017) investigaram as relações multiplicadas entre a atenção do investidor e o retorno futuro de ouro e as estimativas do Vetor Autorregressivo (VAR) demonstram que a atenção do investidor exibe um impacto significativo sobre os retornos futuros de ouro e o efeito pode ser positivo ou negativo dependendo de quanto tempo passou desde esse efeito e inversamente os resultados do VAR demonstram que o retorno do ouro passado normalmente tem um impacto considerável na atenção do investidor com um coeficiente positivo.

A relação de causalidade foi medida através dos retornos (R) semanais das carteiras (P) executando testes para cada carteira (P1 a P4) e as alterações correspondentes nas pesquisas do *Google* (S) testada nas equações 12 e 13:

$$r_{t,i} = \delta_0 + \delta_1 r_{t-1,i} + \dots + \delta_n r_{t-n,i} + \gamma_1 S_{t-1,i} + \dots + \gamma_n S_{t-n,i} + \varepsilon_t \quad (12)$$

$$S_{t,i} = \delta_0 + \delta_1 r_{t-1,i} + \dots + \delta_n r_{t-n,i} + \gamma_1 S_{t-1,i} + \dots + \gamma_n S_{t-n,i} + \varepsilon_t \quad (13)$$

Onde:

$r_{t,i}$  = retornos das carteira "i" no período "t"

$S_{t,i}$  = variação da atenção do investidor para com a carteira "i" no período t

Assim realizou-se a regressão dos retornos (R) das 4 carteiras (P) em relação a atenção do investidor (S) medido pelas buscas no *Google* para entender se a atenção passada explica a mudança nos preços das ações das carteiras, fazendo-se a autorregressão, ou seja, a regressão dele contra ela mesma e os resultados foram apresentados no capítulo seguinte.

Desta forma analisou-se se o preço passado das ações influencia a atenção do investidor e ao mesmo tempo verificou-se, se a atenção passada influencia os retornos de hoje em uma relação bidirecional, porém para verificar qual das duas direções é mais forte utilizou-se o teste de Causalidade de *Granger*.

### 3.3.2 Modelo OLS (Ordinary Least Squares)

Depois da identificação de todos os dados referentes às variáveis foi realizada a regressão múltipla pelo método *OLS*.

Na Regressão linear múltipla foram avaliadas as relações estatísticas entre as variáveis verificando a capacidade explicativa e o nível de significância de cada uma. A verificação observou 80 ações ao longo de 260 semanas as quais foram ordenadas com base no retorno e classificadas em quatro carteiras (P).

Em seguida o modelo foi avaliado por meio de regressões as quais derivam das seguintes combinações: a) retorno das carteiras formuladas com base nos períodos de formação, classificadas em P1, P2, P3 e P4, sendo estas as variáveis dependentes de cada regressão; b) as três variáveis de controle, *MRP*, *SMB* e *HML* da respectiva semana, e c) o fator S, pelo código B3, associado ao termo “ação”, com a fórmula utilizada foi a equação 14:

$$R_{t,i} = a_0 + a_1MRP_t + a_2SMB_t + a_3HML_t + \sum_{n=1}^N b_{i,n}S_{i,t-n} + \varepsilon_t \quad (14)$$

Onde:

$R_{ti}$ : Retorno da carteira;

$MRP_t$ : (*Market Risk Premium*) ou Prêmio de risco do mercado;

$SMB_t$ : Fator Tamanho (Small Minus Big);

$HML_t$ : Fator Crescimento (High minus Low);

S: variação semanal das buscas no *Google Trends*;

“n” se refere ao número de lags indicado pelo AIC, isto é, N=1 (carteira 1), N=4 (carteira 2), N=4 (carteira 3) e N=3 (carteira 4);

$\varepsilon_{it}$ : resíduo (termo de erro).

Para evitar erros de violação nas premissas do *OLS*, foi aplicado o teste de *Newey-West*, que verificou o modelo quanto ao erro padrão robusto, observando a possibilidade de autocorrelação entre as variáveis e heterocedasticidade com até 4 *lags* com a base teórica de Woldridge (2013) e Fávero e Belfiore (2017).

### 3.3.3 Estatísticas Descritivas das Buscas (S) e Retornos (R)

A Tabela 2 fornece a estatística descritiva para as principais variáveis utilizadas na análise das séries temporais da variação das buscas no *Google* (S) e dos retornos (R) das carteiras P1 a P4, no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017.

Tabela 2 – Estatística Descritiva das Buscas (S) e Retornos (R)

	Buscas (S)				Retornos (R)			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
Média	-0,029	0,024	-0,002	0,010	-0,014	-0,014	0,004	0,025
Mediana	-0,056	0,005	-0,004	0,017	-0,013	-0,015	0,003	0,024
Desvio padrão	0,310	0,232	0,217	0,220	0,022	0,031	0,031	0,028
Assimetria	0,790	0,330	0,370	0,138	-0,520	0,097	0,616	0,686
Curtose	2,254	0,247	0,379	0,402	0,747	1,687	2,420	2,483

Notas: A Tabela 2 apresenta as estatísticas resumo das buscas e retornos diários para as 80 ações das carteiras P1 a P4, sendo apresentado nas primeiras 4 colunas a média, mediana, desvio padrão, assimetria e curtose para o número de buscas no *Google* (S) das carteiras e nas outras 4 colunas as estatísticas descritivas para os retornos (R) no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017.

Conforme as estatísticas descritivas percebe-se que a média das buscas na carteira P2 (0,024) foi maior que nas demais carteiras e a mediana foi maior na carteira P4 (0,017). Quanto às médias dos retornos na carteira P3 foi de 0,004 e na carteira P4 de 0,025 e nas carteiras P1 e P2 foram negativas de (0,014) enquanto a mediana foi maior na carteira P4 (0,024).

O desvio padrão das buscas foi maior na carteira P1 (0,310) e nos retornos nas carteiras P2 e P3 (0,031). A assimetria, que mede as distorções em relação à média, só foi negativa na carteira P1 – (0,520) indicando que os retornos desta carteira estão



mais à esquerda na curva de distribuição, enquanto que os retornos nas demais carteiras são positivos, ficando mais à direita.

A assimetria das Buscas é positiva para as 4 carteiras sendo maior para P1 (0,790) e a curtose, que é uma medida de dispersão que caracteriza o "achatamento" da curva da função de distribuição, da carteira P1 (2,254) ficou acima das demais e para os retornos a maior foi a carteira P4 (2,483) e como em todas as carteiras a curtose foi  $< 3$  significa que as caudas são mais curtas, ou seja, que a distribuição é mais achatada que a distribuição normal.

A seguir apresenta-se os resultados encontrados ao longo da pesquisa amparados pela teoria e instrumentos estatísticos apresentados anteriormente.

### 3.3.4 Teste de Estacionariedade *Dickey-Fuller*

Com a finalidade de avaliar se as variáveis utilizadas seguem um processo estocástico estacionário foram realizados dois testes de raiz unitária. A Tabela 3 mostra os resultados do teste *Dickey-Fuller*, através do t estatístico e confirmam que as variáveis são estacionárias a nível de 1%, com p-valor 0,000.

Tabela 3 - Teste Estacionariedade *Dickey-Fuller*

Variável	t estatístico
S1	-17,937
S2	-13,632
S3	-14,145
S4	-14,013
R1	-14,082
R2	-14,013
R3	-15,795
R4	-16,331

Notas: O p-valor para Z (t) foi de 0.0000, com  $- 3,459$  para nível de significância de 1%;  $- 2,880$ , para nível de significância de 5% e  $- 2,570$ , para nível de significância de 10%.

## 4 RESULTADOS

Esta seção fornece evidências sobre a relação entre o sentimento do investidor e os preços das ações participantes do Índice da Bolsa Brasileira (B3) durante o período de janeiro de 2013 a dezembro 2017. Nesse sentido, na seção 4.1, inicia-se a análise de causalidade estatística, explicada na seção 4.1.1 através da Causalidade de *Granger*, onde foi apresentada uma tabela com resultados e suas análises, em seguida na seção 4.1.2 foram feitas as análises estatísticas pelo modelo VAR e na seção 4.1.3 apresentou-se os gráficos impulso-resposta que mostram qual a duração do efeito de uma variável em outra.

No tópico 4.2 iniciou-se as análises através do modelo *OLS - Ordinary Least Squares*, subdividido em duas seções, na seção 4.2.1, abordou-se o modelo *OLS* controlando para autocorrelação dos retornos e na seção 4.2.2 demonstrou-se o modelo *OLS* controlando para fatores de risco - *Fama-French*.

Para determinar a quantidade ideal de defasagens (*lags*) a serem utilizadas no modelo em cada carteira, quanto tempo passado foi observado para chegar ao número ideal de *lags*, se melhor uma semana, duas ou mais, foi utilizado o método *Akaike Information Criterion (AIC)*, que trouxe uma especificação de 4 *lags*, sendo definido 1 *lag* para a carteira P1, 4 *lags* para as carteiras P2 e P3 e 3 *lags* para a carteira P4.

### 4.1 ANÁLISE DE CAUSALIDADE

Se investidores de varejo influenciam os preços no mercado a partir da atenção dada a dada a eles, seria de se esperar uma relação positiva entre pesquisas de buscas *on-line* e os retornos durante períodos de alta atenção e uma associação mais fraca ou não significativa quando a atenção é baixa e os retornos ou a alta dos preços afetarem as buscas *on line*, poderia ser plausível e uma explicação para esse padrão pode ser explicada pela causalidade.

Para abordar essa questão, investigou-se a relação na direção oposta através da relação de causalidade entre o retorno das ações no mercado brasileiro e a atenção do investidor medidas através das buscas *on line* (S) utilizando o teste de Causalidade de *Granger*.

Muito embora alguns estudos documentem que mudanças na atenção do investidor influenciam os retornos das ações Da, Engelberg e Gao (2015); Dimpfl e Jank (2016) e Joseph, Wintoki e Zhang (2011) pode ser interessante analisar a relação bidirecional, ou seja, mudanças nos retornos afetando as buscas e com que intensidade, uma vez que há evidências na literatura financeira de que os investidores de varejo são atraídos por retornos, como Barberis e Huang (2008); Han e Kumar (2013); Kumar e Lee (2006).

A seguir seguem os resultados destas análises de causalidade entre atenção e retornos das carteiras P1 a P4 e entre os retornos e a atenção.

#### 4.1.1 Causalidade de Granger

Para ilustrar essa associação nas duas direções a Tabela 3 apresenta os *p-values* da amostra inteira da pesquisa originada a partir de 260 observações para os valores semanais, para o Teste de *Granger* confrontando o *S* (atenção) x *R* (retorno) e vice versa. Na primeira linha é possível observar os resultados do *S* afetando ou não o retorno para cada carteira e na segunda linha o retorno (*R*) afetando ou não *S*, representando a hipótese nula da pesquisa que pode ou não ser rejeitada.

Tabela 4 – Testes de Causalidade de Granger entre Buscas (*S*) e Retorno (*R*)

	P1	P2	P3	P4
H0: <i>S</i> não Granger causa <i>R</i>	0,895	0,805	<b>0,000***</b>	<b>0,005***</b>
H0: <i>R</i> não Granger causa <i>S</i>	0,243	0,137	0,423	<b>0,075*</b>

Notas: Esta tabela relata os *p-values* para testes de causalidade de Granger nos volumes de pesquisa do Google e retornos das carteiras P1, P2, P3 e P4. Os dados sobre os retornos do índice e os volumes de pesquisa do Google são obtidos em frequência semanal de janeiro de 2013 a dezembro de 2017. O primeiro *p-value* refere-se a hipótese nula: *S* não granger causa retorno. O segundo *p-value* é dado para a hipótese nula: Retorno não Granger causa *S*.

\*coeficiente de significância em nível até 10%

\*\*coeficiente de significância em nível até 5%

\*\*\*coeficiente de significância em nível até 1%

Na primeira linha da Tabela 3 da relação de causalidade entre *S* (atenção) e (*R*) retorno, identificou-se que existe causalidade de Granger da atenção X retorno, para as carteiras P3 e P4, de médio e alto sentimento indicando que a atenção afeta o retorno, de forma forte, a um nível de significância de 1% rejeitando a hipótese nula,

porque atenção causa retorno fenômeno que não ocorre para as carteiras P1 e P2, de baixo sentimento.

Na relação oposta de causalidade, ou seja, R (retorno) afetando S (atenção), foi encontrada uma leve causalidade, ao nível de significância de 10%, apenas na carteira P4 (alto sentimento), ou seja, a atenção afeta os retornos com maior intensidade do que o contrário e nas demais carteiras (P1, P2, P3) os resultados não foram significativos.

Os achados desta pesquisa para a atenção afetando o retorno corroboram a tese defendida de que a atenção influencia os preços das ações de médio e alto sentimento, carteiras (P3 e P4) e adicionalmente descobriu-se que os retornos também influenciam a atenção na carteira de alto sentimento, porém com menor intensidade.

#### **4.1.2 VAR – Vetor Autorregressivo**

Buscando dar maior robustez às análises dos resultados de Causalidade foi aplicado o modelo VAR para verificar: o sentido da direção da relação entre os retornos (R) e atenção (S) (se atenção influencia o retorno ou o retorno influencia a atenção); a magnitude desta relação (se positiva ou negativa); o grau de intensidade (forte ou fraco) e os *lags* mais significativos.

A Tabela 4 resume as análises do VAR para os retornos e atenção sendo que nas colunas estão seus coeficientes das carteiras P1 a P4, referentes ao R (retornos) e S (atenção), para cada lag. Os resultados do VAR para cada variável são dados nas linhas apropriadas, sendo que as quatro primeiras, contém os coeficientes de regressão com os retornos (R), como variável dependente, enquanto as outras quatro linhas, fornecem os resultados para (S) como variável dependente, com as correspondentes defasagens.

Analisando a Tabela 4, observa-se que para a carteira P1, os resultados não foram significativos para as semanas seguintes, nem comparando a atenção com o retorno e nem o retorno com a atenção, ou seja, o aumento ou a diminuição das buscas, não interfere no retorno e se os retornos das ações da carteira P1 aumentam ou diminuem nas 4 semanas seguintes não traz influência significativa para as buscas.

Tabela 5 – Análises VAR para Retorno (R) e nas Buscas (S)

	P1		P2		P3		P4	
	R <sub>t</sub>	S <sub>t</sub>	R <sub>t</sub>	S <sub>t</sub>	R <sub>t</sub>	S <sub>t</sub>	R <sub>t</sub>	S <sub>t</sub>
Constant	<b>-0,125***</b> (0,001)	<b>-0,046**</b> (0,023)	<b>-0,012***</b> (0,003)	0,003 (0,018)	<b>0,004*</b> (0,002)	0,003 (0,130)	<b>0,023***</b> (0,003)	-0,026 (0,022)
R <sub>t-1</sub>	<b>0,124**</b> (0,062)	-0,000 (0,004)	0,738 (0,628)	-0,047 (0,429)	-0,002 (0,625)	-0,004 (0,420)	-0,036 (0,062)	0,332 (0,442)
R <sub>t-2</sub>			0,042 (0,062)	0,684 (0,429)	0,032 (0,061)	0,458 (0,413)	0,048 (0,062)	-0,027 (0,442)
R <sub>t-3</sub>			0,046 (0,063)	-0,562 (0,431)	0,009 (0,061)	-0,347 (0,412)	0,067 (0,061)	<b>1,074**</b> (0,436)
R <sub>t-4</sub>			0,002 (0,063)	<b>-0,724*</b> (0,431)	-0,025 (0,060)	-0,591 (0,404)		
S <sub>t-1</sub>	-1,009 (0,864)	<b>-0,115*</b> (0,061)	0,009 (0,009)	0,051 (0,061)	<b>0,026***</b> (0,009)	0,035 (0,061)	<b>0,021**</b> (0,008)	-0,008 (0,060)
S <sub>t-2</sub>			0,001 (0,008)	<b>0,159***</b> (0,060)	0,005 (0,009)	<b>0,229***</b> (0,062)	-0,001 (0,008)	<b>0,285***</b> (0,058)
S <sub>t-3</sub>			0,003 (0,008)	<b>0,189***</b> (0,059)	<b>0,028***</b> (0,009)	0,074 (0,062)	<b>0,015*</b> (0,008)	<b>0,238***</b> (0,061)
S <sub>t-4</sub>			0,003 (0,008)	<b>0,165***</b> (0,060)	-0,004 (0,009)	<b>0,189***</b> (0,063)		
R <sup>2</sup>	0,015	0,018	0,018	0,154	0,097	0,138	0,063	0,197

Notas: Esta tabela relata os resultados da estimativa VAR para as pesquisas do Google (S<sub>t</sub>) e o Retorno das carteiras (R<sub>t</sub>), que incluem as carteiras P1, P2, P3 e P4. Os dados retornam as pesquisas do Google obtidas na frequência semanal de janeiro de 2013 a dezembro de 2017. O VAR para cada variável está organizado em duas colunas, com 4 lags: a equação de retorno é fornecida na primeira coluna e a equação das pesquisas Google é fornecida na segunda coluna. A carteira P1, contém apenas 1 defasagem, as carteiras P2 e P3 contém 4 defasagens, e a carteira P4, contém 3 defasagens. O número de defasagens foi estabelecido com base no AIC. Os coeficientes são seguidos pelo erro padrão entre parênteses.

\*coeficiente de significância em nível até 10%

\*\*coeficiente de significância em nível até 5%

\*\*\*coeficiente de significância em nível até 1%

Na carteira P2 fenômeno semelhante é observado para a relação da atenção com o retorno onde o VAR não trouxe resultados significativos para justificar a influência das buscas *on line* (S) nos retornos (R) em nenhuma semana seguinte, porém quando analisou-se o VAR comparando a influência do retorno (R) na atenção (S) percebeu-se uma leve significância ao nível de 10% demonstrando que a os retornos das ações influenciam a atenção para a carteira P2, na quarta semana seguinte.

Porém um fato a ser observado é que o resultado foi negativo (-0,724), evidenciando uma relação inversamente proporcional, ou seja, uma queda nos retornos provoca um aumento nas buscas *on line* nas 4 semanas seguintes e nas 3 primeiras semanas não foram encontrados resultados significativos em nenhuma das direções.

Na carteira P3 de médio sentimento observou-se que para as semanas 1 e 3, existe uma alta significância dos resultados (0,026 e 0,028) a um nível de 1%, demonstrando que a atenção (S) influencia os retornos, ambos de forma positiva, representando que quando a atenção aumenta, os retornos sobem, evidenciando uma relação diretamente proporcional.

Para a segunda e a quarta semana seguintes não foram encontrados resultados significativos da atenção influenciando os retornos e também não foram encontrados resultados significativos para a relação contrária, ou seja, os retornos afetando à atenção em nenhuma das quatro semanas seguintes, confirmando os resultados já evidenciados pela Causalidade de Granger.

Na carteira P4 as buscas *on line* explicam o retorno para a primeira semana seguinte (0,021) e terceira semana seguinte (0,015) sendo positiva e diretamente proporcional, ou seja, quando as buscas das ações desta carteira aumentam, os retornos também aumentam, com nível de significância mais forte, ao nível de 5% para a primeira semana seguinte e mais fraca na terceira semana ao nível de 10% de significância.

Na prática se os investidores estão pesquisando mais sobre as ações desta carteira (P4), a tendência é que os preços destas ações aumentem na primeira e terceiras semanas seguintes e para as semanas 1 e 2 não foram encontrados resultados significativos.

Como a intenção do modelo VAR é avaliar a relação bidirecional quando verificada a relação ou a influência dos retornos na atenção da carteira P4, percebeu-se que esta é significativa apenas na terceira semana seguinte (1,074) ao nível de 5% e de forma positiva, demonstrando que quando os retornos crescem as buscas também sobem pois os investidores passam a dar maior atenção a estes ativos e este comportamento perdura pelas 3 semanas seguintes, porém os retornos afetam as buscas com menor intensidade que o efeito das buscas no retorno nesta carteira de alto sentimento (P4).

Neste caso os investidores sentem-se atraídos a curto prazo pelas altas nos preços destas ações e começam a buscar informações sobre elas dando-lhes mais atenção.

Estes resultados comparando a relação da atenção com o retorno corroboram a hipótese da pesquisa em que as buscas pelas ações de alto sentimento que estão presentes nas carteiras P3 e P4 influenciam ou chamam mais a atenção dos

investidores de varejo do que as ações das carteiras P1 e P2 de baixo sentimento e no caso da carteira P4 descobriu-se uma relação bidirecional da atenção influenciando os retornos e os retornos afetando a atenção e estes achados estão de acordo com os estudos feitos por Han, Xu e Yin (2017) que utilizando o modelo VAR observaram a influência da atenção dos investidores sobre o preço do ouro no mercado chinês.

### 4.1.3 Função Impulso-Resposta

Para fornecer informações sobre o efeito da duração da relação da atenção com os retornos, e vice versa, nesta seção o objetivo foi demonstrar por quanto tempo, estes efeitos das mudanças de atenção dos investidores provocam impactos nos retornos, mencionada no Modelo VAR através das 8 figuras a seguir que mostram os gráficos de impulso-resposta para as 4 carteiras relacionando a atenção e os retornos e os retornos com atenção, visualizando graficamente os valores evidenciados estatisticamente no VAR.

Os gráficos à esquerda (direita) apresentam a resposta de atenção (retorno) a um desvio padrão do retorno (atenção), para cada carteira a primeira linha dos dois gráficos refere-se à relação durante os *lags*. As funções de resposta ao impulso ortogonalizadas são exibidas em até 8 períodos após o choque da variável de impulso, neste caso, a variação do volume de buscas no *Google* (S) de um desvio padrão da variável dependente (Retorno) para cada carteira.

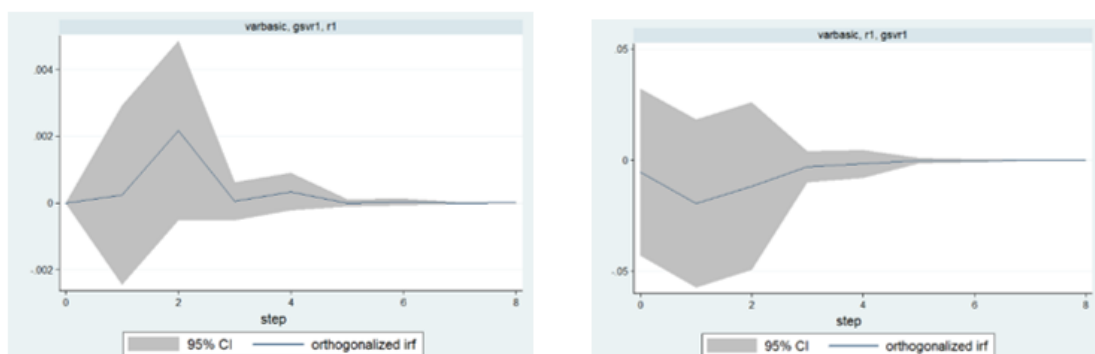
A significância do choque é dada pelos intervalos de confiança que representam mais ou menos dois desvios padrão e quando as bandas de confiança não cruzam a linha do zero a resposta ao impulso é considerada estatisticamente diferente de zero ao nível de significância de 5%.

A Figura 2 exibe o gráfico de impulso-resposta (gráfico à esquerda) entre a atenção dos investidores (S) e o Retorno (R) das ações para a carteira P1, onde a atenção é o impulso e os resultados mostram que o impacto da atenção nos retornos não é significativo, ou seja, as buscas do *Google* para carteira P1 não exercem impacto nos retornos corroborando os achados do VAR.

No gráfico à direita observou-se a relação impulso-resposta ao contrário, entre os retornos e a atenção, onde o retorno é o impulso, não representando significância, em suma fornecendo evidências adicionais para demonstrar as relações entre atenção e retornos. Os resultados estão em linha com os ilustrados nas seções 4.1.1

e 4.1.2, com a regressão VAR/*Granger*, demonstrando que a atenção do investidor não tem impacto sobre os retornos para a carteira P1 e que os retornos também não impactam a atenção dos investidores.

Figura 2 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P1



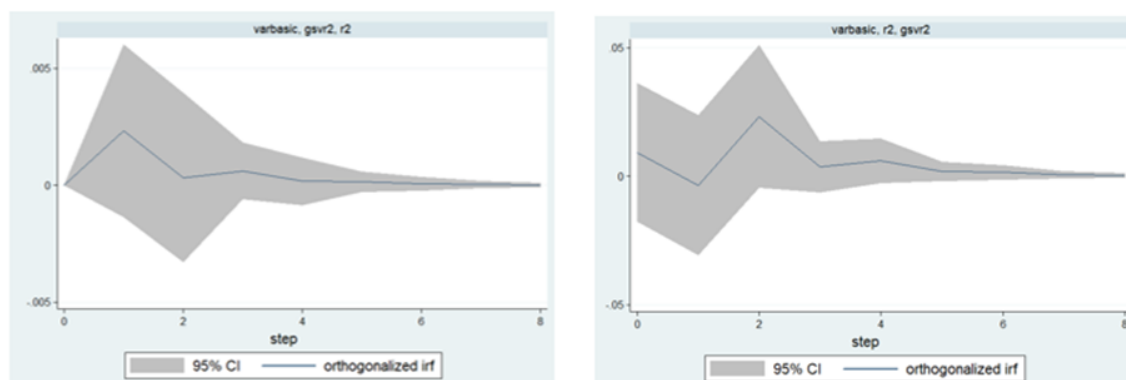
Fonte: Autor

A Figura 2 mostra que o choque de 1 desvio padrão na atenção provoca uma resposta negativa em termos de atenção dos investidores de varejo para os 4 *lags*, ou seja, para todos os *lags* a área sombreada no gráfico cobriu o eixo horizontal do zero, e esse padrão fornece suporte para os achados no *Granger* e no VAR, indicando que as buscas no *Google* não influenciam os retornos para as ações da carteira P1, de baixo sentimento, diferente dos achados de Bijl et al (2016) que encontram relação negativa (positiva) e Han, Xu e Yin (2017) que encontram a relação entre buscas e os retornos. Esses achados distintos ocorreram possivelmente, pela forma de segmentação das carteiras realizadas nesta pesquisa com base no índice de sentimento.

Na Figura 3 percebe-se a relação entre atenção e retorno (gráfico à esquerda), quando o impulso é o *S* e entre retorno e atenção (gráfico à direita) quando o impulso é o retorno a resposta de atenção ao retorno não é observável para nenhum *lag*.



Figura 3 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P2

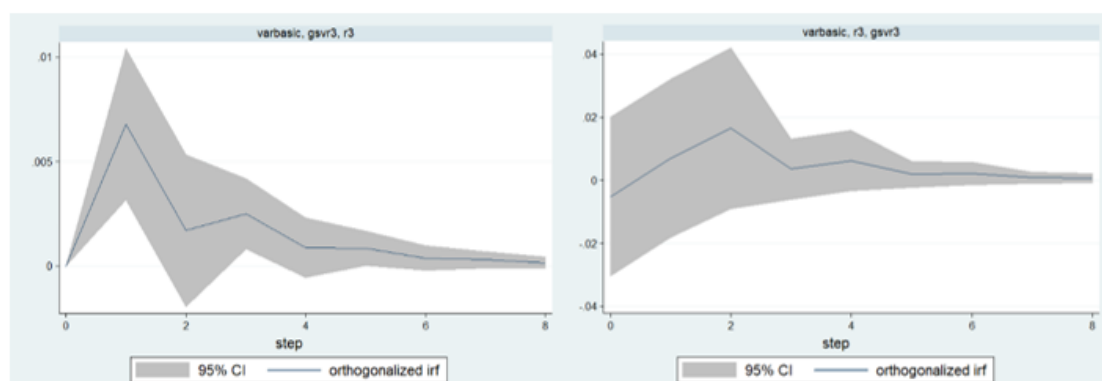


Fonte: Autor

A Figura 3, que mostra o gráfico impulso-resposta sugere que também não há um impacto, nem temporário, do retorno na atenção. Vozlyublennaia (2014), encontrou resultados semelhantes pesquisando os títulos que não apresentaram nenhuma das relações significativas entre o volume de pesquisa e os retornos.

Os resultados começam a mudar a partir da carteira de médio sentimento, P3, pois percebe-se na Figura 4 (gráfico à esquerda) quando o impulso é a atenção que os resultados são significativos.

Figura 4 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P3



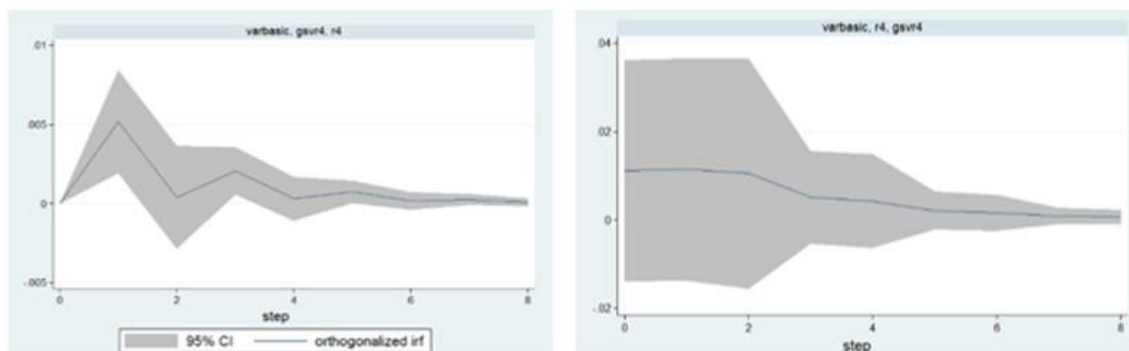
Fonte: Autor

O que acontece na Figura 4 é que os resultados indicam que existe uma influência significativa da atenção no retorno para 1 e 3 *lags*, sendo mais forte no *lag* 1, indicando que à atenção de curto prazo de investidores de varejo aumentam os retornos para as ações desta carteira (P3). Nos demais *lags* essa relação não ocorre, pois a área sombreada (95% do CI – Índice de Confiança) cobre toda a linha horizontal

do zero, mesmo efeito percebido para a relação inversa da influência do retorno com a atenção, demonstrada no gráfico à direita.

Quando confrontou-se a atenção e o retorno nos dois sentidos para a carteira P4, de alto sentimento, observado na figura 5 a hipótese da pesquisa se confirmou para a influência da atenção nos retornos.

Figura 5 – Função de resposta ao impulso VAR de Buscas (S) x Retorno (R) – Carteira P4



Fonte: Autor

Quando testou-se o impulso da atenção no retorno (gráfico à esquerda), encontrou-se resultados significativos para os *lags* 1 e 3, semelhantes aos achados na carteira P3, neste período de curto prazo, pois nos períodos posteriores esta significância não existe, ocorre influência da atenção do investidor nos retornos para as ações da carteira de alto sentimento (P4) coerente com a hipótese inicial da pesquisa para ações de alto sentimento.

Nesta carteira de alto sentimento, P4, os resultados para a influência do retorno com a atenção, não foram significativos, portanto não existe influência dos retornos passados no volume de buscas futuro para as ações de alto sentimento (gráfico à esquerda).

Estes achados estão corroborando o *Noise Trader Approach* bem como com as inferências da teoria sobre o Sentimento do Investidor de Baker e Wurgler (2006), conectando desta forma duas vertentes da literatura.

#### 4.2 ANÁLISES COM O MODELO OLS - *ORDINARY LEAST SQUARES*

Para reforçar a pesquisa desta relação ou influência entre as variáveis, utilizou-se o Modelo OLS que possui como uma das premissas, que os erros/resíduos não podem se correlacionar ao longo do tempo e para evitar a violação desta premissa,

comum em pesquisas de finanças usou-se como controle deste erro a regressão robusta *Newey-West*, com 4 *lags*, sendo a primeira equação 15, controlando as variáveis para autocorrelação dos retornos e a segunda equação 16, controlando para os fatores de risco utilizando os 3 fatores de *Fama-French* e a seguir apresenta-se os resultados.

#### 4.2.1 OLS controlando para autocorrelação dos retornos

Os resultados até agora sugerem que a influência da atenção do investidor de varejo sobre os retornos das ações ocorrem com maior intensidade na primeira e terceiras semanas seguintes nas carteiras de médio/alto sentimento, P3 e P4, o que poderia lançar mais luz sobre estudos anteriores que documentam uma relação significativa entre as duas variáveis, conforme Han, Xu e Yin (2017) e Wu e Lee (2015).

Para fornecer uma análise mais aprofundada dessa influência executou-se o modelo OLS especificado na equação (15):

$$R_{t,i} = a_0 + \sum_{n=1}^N b_{i,n} S_{i,t-n} + \sum_{n=1}^N c_{i,n} R_{i,t-n} + \varepsilon_t \quad (15)$$

Onde:

N se refere ao número de *lags* indicado pelo *AIC*, isto é: N = 1 (carteira 1); N = 4 (carteira 2); N = 4 (carteira 3) e N = 3 (carteira 4).

S refere-se ao volume de buscas no *Google*

R refere-se aos retornos das ações

Analisou-se a influência da atenção de forma defasada dos retornos para todo o período da amostra e os resultados são apresentados na Tabela 5.

Tabela 6 – Análises OLS - Controlando para autocorrelação dos retornos

Análises por OLS - Controlando para autocorrelação dos retornos				
	P1	P2	P3	P4
	$R_t$	$R_t$	$R_t$	$R_t$
Constant	<b>-0,012***</b> (7,57)	<b>-(0,121)***</b> -(4,56)	<b>0,004*</b> (1,96)	<b>0,023***</b> (7,100)
$R_{t-1}$	<b>0,124**</b> (1,99)	0,072 (1,12)	-0,002 -(0,03)	-0,36 -(0,57)
$R_{t-2}$		0,043 (0,68)	0,032 (0,52)	0,048 (0,77)
$R_{t-3}$		0,048 (0,75)	0,009 (0,15)	0,067 (1,08)
$R_{t-4}$		0,003 (0,04)	-(0,025) -(0,40)	
$S_{t-1}$	0,000 -(0,13)	-0,001 (1,09)	<b>0,026***</b> (2,81)	<b>0,020**</b> (2,38)
$S_{t-2}$		-0,001 -(0,14)	0,005 (0,50)	-0,001 -(0,14)
$S_{t-3}$		-0,003 -(0,31)	<b>0,028***</b> (2,99)	<b>0,015*</b> (1,72)
$S_{t-4}$		0,002 (0,25)	-0,004 -(0,39)	
$R^2$	0,008	-(0,014)	0,068	0,040

Notas: Esta tabela relata os resultados da estimativa OLS, para o retorno das carteiras P1 a P4 (variável dependente), com os respectivos lags, para cada carteira, sendo 1 para carteira P1, 4 lags para P2 e P3 e 3 lags para P4. Os dados da variável mostram os retornos das carteiras no período de janeiro de 2013 a dezembro de 2017, sendo organizado a primeira coluna para os retornos ( $R_t$ ) e a segunda coluna para as buscas ( $S_t$ ). Os coeficientes são seguidos pelo T estatístico entre parênteses.

\*coeficiente de significância em nível até 10%

\*\*coeficiente de significância em nível até 5%

\*\*\*coeficiente de significância em nível até 1%

Os resultados do modelo OLS controlando para autocorrelação dos retornos, indicam que não existe influência significativa de curto prazo (1 lag), entre a relação da atenção e os retornos para a carteira P1, demonstrando que uma elevação nas buscas não ocasiona uma alta nos retornos das ações da carteira P1 e sem significância na relação contrária.

Os resultados não apresentaram significância para a carteira P2 em nenhuma das 4 semanas seguintes para a atenção, indicando que para as ações desta carteira, de sentimento baixo a atenção não se relaciona com os retornos e os retornos não se movimentam se as buscas sobem ou caem.

Investigou-se a relação dos retornos com a atenção para as ações de médio sentimento, que compõem a carteira P3 e os achados indicaram que mudanças nos

retornos das ações, atraem a atenção do investidor nas primeiras (0,026) e terceiras semanas seguintes (0,028) com forte significância e exerce influência importante das buscas *on line* nos preços das ações, e para a relação contrária não foram encontrados resultados significativos, ou seja, mudanças nas buscas não aumentam os retornos.

Para a situação que envolve as ações de alto sentimento, carteira P4, existe uma influência significativa para a primeira semana (0,020), a nível de 5% e terceiras semanas seguintes (0,015) ao nível de 10% de forma positiva sendo mais forte no curto prazo, na primeira semana, indicando que as buscas *on line* irão influenciar os preços destas ações.

#### 4.2.2 OLS controlando para os fatores de risco

Com o objetivo de saber se a atenção passada explica o retorno futuro, utilizando as variáveis de controle, foi realizado a regressão linear *OLS* das 4 carteiras, executando os modelos de regressão dos retornos semanais sobre os três fatores de Fama e French (1993) onde o excesso de retorno de mercado (MRP) é representado pelo prêmio de risco do mercado; a diferença entre retornos de ações de grandes e pequenas empresas é representado pelo (SMB) e a diferença dos retornos de ações com altos e baixos *book-to-market* pelo (HML).

Para fornecer uma análise mais aprofundada dessa influência executou-se o modelo *OLS* com os fatores especificado na equação 16:

$$R_{t,i} = a_0 + a_1MRP_t + a_2SMB_t + a_3HML_t + \sum_{n=1}^N b_{i,n}S_{i,t-n} + \varepsilon_t \quad (16)$$

Onde:

$R_{ti}$ : Retorno da carteira;

$MRP_t$ : (Market Risk Premium) ou Prêmio de risco do mercado;

$SMB_t$ : Fator Tamanho (Small Minus Big);

$HML_t$ : Fator Crescimento (High minus Low);

S: Buscas no Google;

N se refere ao número de lags indicado pelo *AIC*, isto é, N=1 (carteira 1), N=4 (carteira 2), N=4 (carteira 3) e N=3 (carteira 4);

$\varepsilon_{it}$ : resíduo (termo de erro);

Os resultados da regressão linear *OLS* são apresentados na Tabela 6, utilizando a primeira variável *R* (dependente) e as três variáveis de controle *MRP*, *SMB*, *HML*, concatenado com a atenção (*S*) e os resultados para as carteiras P1 e P2 não indicaram significância demonstrando que as buscas do *Google* não afetam o retorno.

Tabela 7 – Análises *OLS* - Controlando para fatores de Risco

Análises por OLS - Controlando Fatores de Risco				
	P1	P2	P3	P4
	$R_t$	$R_t$	$R_t$	$R_t$
Constant	<b>-0,014***</b> (-12,67)	<b>-0,014***</b> (-14,09)	<b>0,004***</b> (4,83)	<b>0,025***</b> (33,88)
$S_{t-1}$	-(1,46)	-0,004 (-0,73)	0,002 (0,60)	<b>0,016***</b> (4,25)
$S_{t-2}$		-0,006 (-1,54)	0,004 (0,004)	0,005 (1,21)
$S_{t-3}$		-0,004 (-0,99)	<b>0,106**</b> (2,45)	0,003 (1,03)
$S_{t-4}$		0,008 (1,54)	0,003 (0,59)	
PRM	<b>0,448***</b> (8,85)	<b>0,821***</b> (19,88)	<b>0,874***</b> (28,27)	<b>0,744***</b> (18,54)
SMB	-0,076 (-1,36)	<b>-0,148**</b> (2,56)	-0,065 (-1,34)	<b>-0,116*</b> (-1,73)
HML	-0,43 (-1,07)	-0,034 (-0,80)	-0,039 (-1,16)	0,003 (0,10)
$R^2$	0,456	0,798	0,071	0,797

Notas: Esta tabela relata os resultados da estimativa *OLS*, controlando os fatores de risco, a saber, PRM – Prêmio de Risco de Mercado, *SMB* e *HML*, para o retorno ( $R_t$ ), das carteiras P1 a P4 (variável dependente), com os respectivos *lags*, para cada carteira, sendo 1 para carteira P1, 4 *lags* para P2 e P3 e 3 *lags* para P4. Os dados mostram os coeficientes retornos e das variações das buscas no *Google* (*S*) das carteiras no período de janeiro de 2013 a dezembro de 2017, sendo organizado a primeira coluna para os retornos ( $R_t$ ) e a segunda coluna para as buscas ( $S_t$ ). Os coeficientes são seguidos pelo T estatístico entre parênteses.

\*coeficiente de significância em nível até 10%

\*\*coeficiente de significância em nível até 5%

\*\*\*coeficiente de significância em nível até 1%

Para a carteira P3, foram encontrados resultados significativos a nível de 5% (0,106) demonstrando influência da atenção nos retornos para as três semanas seguintes. Han, Xu e Yin (2017) também descobrem resultados semelhantes em suas pesquisas comparando a influência da atenção com o retorno da taxa de câmbio com dados semanais.

Resultados significativos para a influência da atenção nos retornos são encontrados para a carteira P4 indicando uma influência positiva e forte mesmo controlando os fatores de risco para a primeira semana em nível de 1% (0,016).

O prêmio de risco de mercado mostrou-se altamente significativo e de forma positiva para o retorno nas 4 carteiras resultado normal em estudos com finanças, considerando os conceitos do CAPM (*Capital Asset Pricing Model*).

Percebeu-se que com a inclusão dos 3 fatores de risco de Fama e French (1993) a principal diferença verificada foi a influência das buscas nos retornos para a carteira P4 apenas na primeira semana seguinte, fato que sem os fatores de risco, ocorria nas primeiras e terceiras semanas, porém sem os fatores a influência ocorre com maior intensidade e na carteira P3 com os fatores, a influência ocorre para as próximas três semanas, diferentemente dos achados sem as variáveis de controle, que ocorria nas primeiras e terceiras semanas seguintes, porém com intensidade menor sem considerar os fatores de risco.

Estes achados estão em consonância a tese defendida de que as buscas podem afetar os retornos das ações de alto sentimento (P4) em algumas semanas seguintes, fato que ocorreu nas análises VAR/Granger e OLS.

Os resultados evidenciaram as respostas ao problema desta pesquisa que foi verificar se o investidor individual (*noise Trader*) é capaz de influenciar os preços das ações de alto sentimento na Bolsa de Valores Brasileira e que esse fenômeno ocorre mesmo após inserir as variáveis de controle de risco.

## 5 CONCLUSÕES

Neste estudo investigou-se a relação da atenção dos investidores de varejo com os preços das ações de alto sentimento, na Bolsa de Valores Brasileira, e os resultados do VAR e OLS sugerem que a atenção do investidor exibe um impacto significativo sobre os retornos futuros para as carteiras de ações de médio e alto sentimento, de curto prazo, com efeito positivo ou negativo segundo os gráficos de impulso-resposta dependendo do tempo que passou desde o início do efeito.

Adicionalmente no sentido inverso descobriu-se, através da causalidade de Granger, uma relação bidirecional, ou seja, os retornos passados das ações de médio e alto sentimento tem impacto considerável sobre a atenção do investidor e de forma positiva, ou seja, diretamente proporcional, indicando que quando os preços das ações destas carteiras sobem essa dinâmica chama a atenção dos investidores de varejo nas próximas semanas.

Compreender o efeito combinado do comportamento e do sentimento do investidor na formação dos preços das ações tem sido uma questão importante nas finanças.

Em termos de importância econômica descobriu-se que a atenção está intimamente ligada aos preços futuros das ações, incorporando informações significativas sobre os preços esperados fornecendo uma explicação alternativa para a relação atenção-retorno demonstrando valor econômico substancial para o exercício de alocação de ativos.

Percebeu-se ao longo do tempo que a hipótese dos mercados eficientes e as finanças comportamentais são complementares na formação dos preços das ações no mercado financeiro e mais recentemente tornou-se objeto de pesquisadores como Bijl et al. (2016); Da, Engelberg e Gao (2011); Dimpfl e Jank (2016); Han, Xu e Yin (2017); Joseph, Wintoki e Zhang (2011); Vozlyublenniaia (2014) e Yang e Zhou (2016) a abordagem de como avaliar a presença do sentimento do investidor nas decisões e se este afeta os preços das ações através do volume de buscas do *Google*.

Desta forma a tese defendida desta pesquisa foi confirmada de que as ações de alto sentimento tem seus preços influenciados pelo nível de atenção dada pelo investidor de varejo sendo captado a partir das buscas *on line* no *Google Trends*, propondo a formação de carteiras semanais de baixo e alto sentimento no período de 01 de janeiro de 2013 a 31 de dezembro de 2017.



Para chegar à construção do índice de sentimento foi utilizada a média semanal da análise fatorial (CP) utilizando-se 4 variáveis: Volume (VOL), Índice de Linha psicológica (PSY), Taxa de Rotatividade Ajustada (ATR) e Índice de Força Relativa (RSI).

Após construir o índice de sentimento foi calculado o Fator de atenção (S) que representa a variação das buscas realizadas no *Google Trends* pesquisando pelo *ticker* das 80 ações no período da pesquisa. Para encontrar esta variação no volume de buscas para as carteiras foi obtida a média aritmética da atenção por ação de cada carteira que foram formadas com base no *ranking* do índice de sentimento individual das ações baseado nos estudos de Bijl et al (2016).

A partir dos resultados empíricos descobriu-se que o sentimento dos investidores de varejo em ações tem coeficientes de estimativas significativas de influência nos preços para as carteiras de alto sentimento.

Dos resultados foram identificadas duas situações diferentes, que não invalidam em nada a pesquisa, muito pelo contrário apenas servem como comprovação dos estudos.

As primeiras análises foram feitas através do modelo auto regressivo (VAR) e percebeu-se que as pesquisas *on line* feitas no *Google* influenciam os preços das ações em carteiras de médio e alto sentimento e isso pode ocorrer também na direção contrária, os retornos das ações influenciar a atenção pelas buscas do *Google*, pois se os preços se movimentarem muito em determinado período a atenção do investidor pode ser despertada e este poderá ser levado a pesquisar no *Google* pelo *ticker* da ação.

Estes achados são consistentes com as previsões da hipótese inicial da pesquisa de que o investidor de varejo poderia influenciar os preços das ações de alto sentimento no mercado brasileiro corroborado por estudos semelhantes como de Han, Xu e Yin (2017).

O VAR mostrou a direção da relação entre atenção e retorno, porém para verificar qual das direções é mais forte ou mais significativa utilizou-se a Causalidade de Granger e os resultados confirmaram que a atenção afeta o retorno apenas nas carteiras de alto sentimento (P3 e P4), nas primeiras e terceiras semanas seguintes.

Esses resultados das carteiras P3 e P4 da influência da atenção em relação ao retorno já eram esperados mas foi encontrado também a influência na direção inversa, do retorno afetando a atenção porém apenas na carteira P4, de alto sentimento com

menor intensidade que a relação contrária e somente nas próximas 3 semanas. Como o resultado foi positivo, indicando que se os retornos sobem as buscas no Google para as ações desta carteira também sobem.

Nas carteiras de baixo sentimento essa influência não foi identificada pois os achados não trazem evidências significativas de que os retornos afetam as buscas e nem as buscas afetam os retornos, fato que já era esperado, considerando que o investidor que compra este tipo de ações age de forma mais racional, pois os investidores profissionais são menos propensos a entrar em compras orientado pela atenção corroborando a HME e de acordo com as pesquisas de Da, Engelberg e Gao (2015).

Para aumentar o nível de robustez da pesquisa utilizou-se o modelo OLS, primeiramente controlando para a autocorrelação dos retornos e os resultados mostram que mudanças nos retornos das ações atraem a atenção do investidor de varejo nas carteiras P3 e P4, apenas na primeira e terceira semana seguintes.

Quando o modelo *OLS* foi utilizado controlando os fatores de risco a influência da atenção no retorno ocorrem na carteira P3, na terceira semana seguinte e P4 apenas na primeira semana seguinte, sendo estas as principais mudanças que a inclusão dos 3 fatores de risco de Fama e French causaram nesta relação.

Como limitação desta pesquisa é a questão de que não se pode assegurar que aquele que influencia os preços da ação é apenas o investidor de varejo, dado que os investidores qualificados e Institucional também é afetados por sentimento e o fato de não encontrar uma relação bi-direcional entre retorno e atenção na carteira P3 não significa que ela não exista.

Acredita-se que os esforços desta pesquisa constituem um passo importante para uma melhor compreensão e caracterização do conteúdo de previsão de medidas em tempo real da atividade de pesquisa *online*.

Espera-se que este trabalho estimule pesquisas adicionais sobre como os comportamentos do investidor possam ser medidos de diferentes formas, utilizando as buscas *on line* e usado em outras aplicações para fins de previsão.

Pesquisas futuras podem seguir em outras redes sociais como *Facebook*, *Instagram*, *Youtube* ou *Twitter*, que destacam a importância de incluir a atividade de pesquisa *on-line* do consumidor ao prever resultados importantes nos mercados financeiros além de utilizar outros sites de buscas, como *Yahoo*, *Bing*, *Ask*, *Aol*, *QQ.Com*, entre outros.

Outras pesquisas nesta área podem utilizar dados com uma frequência mais baixa para construir um índice de sentimento semelhante para reduzir os ruídos, além de uma série temporal do sentimento mais longa do índice de sentimento do investidor, o que ajudaria a generalizar o efeito do sentimento do investidor sobre os retornos das ações, podendo utilizar o *Google Trends* com conceitos de escala.

## REFERÊNCIAS

ACKERT, L. F.; DEAVES. R. **Behavioral finance**: psychology, decision-making, and markets. Mason (EUA): South-Western Cengage Learning, 2010.

ANBIMA. **Classificação dos investidores e *suitability* no mercado de valores mobiliários**. 19 dez. 2016. Disponível em: [https://www.anbima.com.br/pt\\_br/informar/regulacao/informe-de-legislacao/classificacao-dos-investidores-e-suitability-no-mercado-de-valores-mobiliarios.htm](https://www.anbima.com.br/pt_br/informar/regulacao/informe-de-legislacao/classificacao-dos-investidores-e-suitability-no-mercado-de-valores-mobiliarios.htm). Acesso em: 7 maio 2019.

ANTWEILER, W.; FRANK, M. Z. 'Is all that talk just noise? The information content of Internet stock message boards', ***Journal of Finance***, v. 59, n. 3, p. 1259-1294, 2004

ARGOLO. E. F. B.; LEAL. R. P .C.; ALMEIDA. V.S. Relatórios Coppead. **O Modelo Fama e French é aplicável no Brasil?** UFRJ, Rio de Janeiro, 2012

B3 - A Bolsa do Brasil. **Histórico pessoas físicas**. Disponível em: [http://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/historico-pessoas-fisicas/](http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/historico-pessoas-fisicas/). Acesso em: 4 maio 2020.

BACHELIER, L. Théorie de la spéculation. **Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure**, 3. série, v. 17, p. 21-86, 1900.

BAKER, M.; WURGLER, J. Investor sentiment and the cross-section of stock returns. ***Journal of Finance***, v. 61, n. 4, p. 1645-1680, 2006.

BAKER, M.; WURGLER, J. Investor sentiment in the stock market. ***Journal of Economic Perspectives***, v. 21, n. 2, p. 129-151, 2007.

BAKER, M.; WURGLER, J. Behavioral corporate finance: an updated survey. In: CONSTANTINIDES, G. M.; HARRIS, M.; STULZ, R. M. **Handbook of the Economics of Finance**. Amsterdam: Elsevier Inc, 2013. v. 2, cap. 5, p. 357-424.

BAKER. M.; STEIN. J. C. Market liquidity as a sentiment indicator. ***Journal of Financial Markets***, v. 7, n. 3, p. 271-299, 2004.

BARBER, B.; ODEAN, T. All that glitters: the effect of attention and news on the buying behavior of individual and institutional investors. ***Review of Financial Studies***, v. 21, n. 2, p. 785-818, 2008.

BARBER, B.; ODEAN, T. Boys will be Boys: Gender, Over confidence, and Common Stock Investment'. ***The Quarterly Journal of Economics***, v. 116, n. 1, p. 261–292, 2001.

BARBER, B.; ODEAN, T.; ZHU, N. Do retail trades move markets? **Review of Financial Studies**, v. 22, n. 1, p. 151-186, 2009.

BARBERIS, N.; HUANG, M. Stocks as Lotteries: The Implications of Probability Weighting for Security Prices, **American Economic Review**, v. 98, n. 5, p. 2066-2100, 2008.

BARBERIS, N.; SHLEIFER, A.; VISHNY, R. A model of investor sentiment. **Journal of Financial Economics**, v. 49, n. 3, p. 307-343, 1998.

BEATTY, S. E.; SMITH, S. M. External search effort: an investigation across several product categories. **Journal of Consumer Research**, v. 14, n. 1, p. 83-95, 1987.

BEER, F., HERVE, F.; ZOUAOUI, M. Is big brother watching us? Google, investor sentiment and the stock market, **Economics Bulletin**, v. 33, n.1, p. 454-466, 2013.

BIJL, L; KRINGHAUG, G; MOLNÁR, P.; SANDVIK, E. Google searches and stock returns. **International Review of Financial Analysis**, v. 45, p. 150-156, 2016.

BLACK, F. Noise. **The Journal of Finance**, v. 41, n.3, p. 529-543, 1986.

BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. J. **Investimentos**. 8. ed. Porto Alegre: McGraw Hill, 2010.

BOLLEN, J., MAO, H., ZENG, X. Twitter mood predicts the stock market. **Journal of Computational Science**, v. 2, n. 1, p. 1-8, 2011.

BROWN, G. W.; CLIFF, M. T. Investor sentiment and the near-term stock market. **Journal of Empirical Finance**, v. 11, p. 1-27, 2004.

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

CAMERER, C.; WEIGELT, K. Information Mirages in experimental asset markets. **The Journal of Business**, v. 64, n. 4, p. 463-493, 1991.

CAMPBELL, J. Y.; KYLE, A. S. Smart money, noise trading and stock price behaviour. **Review of Economic Studies**, v. 60, n. 1, p. 1-34, 1993.

CHAU, F.; DEESOMSAK, R.; KOUTMOS, D. Does investor sentiment really matter? **International Review of Financial Analysis**, v. 48, p. 221-232, 2016.

CHEN, H.; CHONG, T. T. L.; DUAN, X. A principal - component approach to measuring investor sentiment. **Quantitative Finance**, v. 10, n. 4, p. 339-347, 2010.

CHOI, J. J. D.; LAIBDON, D.; MADRIAN, B. C. Why does the law of one price fail? An experiment on index mutual funds. **Review of Financial Studies**, v. 23, n. 4, p. 1405-1432, 2010.

COOTNER, P. H. Stock prices: random vs systematic changes. **Industrial Management Review**, v. 3, p. 24-45, 1962.

DA, Z.; ENGELBERG, J.; GAO, P. In Search of Attention. **The Journal of Finance**, v. 66, n. 5, p. 1461-1499, 2011.

DA, Z.; ENGELBERG, J.; GAO, P. The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices. **Review of Financial Studies**, v. 28, n. 1, p. 1-32, 2015.

DAS, S. R.; CHEN, M. Y. Yahoo! for Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. **Management Science**, v. 53, n. 9, p. 1375-1388, 2007.

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

DE LONG, J.; SHLEIFER, A.; SUMMERS, L.; WALDMANN, R. Noise trader risk in financial markets. **Journal of Political Economy**, v. 98, n. 4, p. 703-738, 1990

DIMPFL, T; JANK, S. Can internet search queries help to predict stock market volatility? **European Financial Management**, v. 22, n. 2, 171-192, 2016.

FACHIN. O. **Fundamentos de metodologia**. 5. ed. São Paulo: Saraiva, 2006.

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

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

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

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. São Paulo: Elsevier, 2017.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L.; CHAN, B. L. **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FISHER, K. L.; STATMAN, M. Investor Sentiment and stock returns. **Financial Analysts Journal**, v. 56, n. 2, p. 16-23, 2000.

GERVAIS, S.; KANIEL, R.; MINGLEGRIN, D. H. The high-volume return premium. **Journal of Finance**, v. 55, n. 3, p. 877-919, 2001.

GINSBERG, J.; MOHHEBI, M. H.; PATEL, R. S.; BRAMMER, L.; SMOLISNKI, M. S.; BRILLIANT, L. Detecting influenza epidemics using search engine query data. **Nature**, v. 457, p. 1012-1014, 2009.

GOEL, S.; HOFMANN, J. M.; LAHAIE, S.; PENNOCK, D. M.; WATTS, D. J. Predicting consumer behavior with web search. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 107, n. 41, p. 17486-17490, 2010.

*Google Trends. Pesquisas aos tickers das ações.* Disponível em: <https://trends.google.com.br/trends/explore>, acesso em 05/06/2019

GRULLON, G.; KANATAS, G.; WESTON, J. P. Advertising, breadth of ownership and liquidity. **Review of Financial Studies**, v. 17, n. 2, p. 439-461, 2004.

HAN, L.; KUMAR, A. Speculative retail trading and asset prices. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 48, n. 2, p. 377-404, 2013.

HAN, L.; XU, Y.; YIN, L. Does investor attention matter? The attention-return relation in gold futures market. **Economic Modelling**, v. 68, p. 614-660, 2017.

HAUGEN, R. A. **Os segredos da bolsa: como prever resultados e lucrar com ações.** São Paulo: Prentice Hall, 2000.

HAUGEN, R. A.; BAKER, N. Commonality in the determinants of expected stock returns. **Journal of Financial Economics**, v. 41, n. 3, p. 401-439, 1996.

JO, H.; PARK, H.; SHEFRIN, H. Bitcoin and sentiment. **SSRN Paper, Electronic Journal**, p. 5-33, 2018.

JOSEPH, K.; WINTOKI, M. B.; ZHANG, Z. Forecasting abnormal stock returns and trading volume using investor sentiment: Evidence from online search. **International Journal of Forecasting**, v. 27, n. 4, p. 1116-1127, 2011.

JUNG, C. F. **Metodologia para pesquisa e desenvolvimento: aplicada a novas tecnologias, produtos e processos.** 4. ed. Rio de Janeiro: Axcel Books do Brasil, 2004.

KAHNEMAN, D. **Attention and effort.** Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1973.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect theory: an analysis of decision under risk. **Econometrica**, v. 47, n. 2, p. 263-292, 1979.

KAMINSKY, G. L.; SCHMUKLER, S. L. What triggers market jitters? **Journal of International Money and Finance**, v. 18, n. 4, p. 537-560, 1999.

KAPLER, L.; LUSARDI, A.; OUDHEUSDEN, P. V. **Insights from the standard & poor's ratings services global financial literacy survey**. 2014. Disponível em: <https://gflec.org/initiatives/sp-global-finlit-survey/>. Acesso em: 12 mar. 2021.

KIM, T.; HA, A. Investor Sentiment and Market Anomalies. In: Artigo da 23ª CONFERÊNCIA FINANCEIRA E BANCÁRIA DA AUSTRALÁSIA, 23., Sydney, Austrália, 2010. **Anais...** Sydney, 2010. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=1663649>.

KUMAR, A.; LEE, C. M. C. Retail investor sentiment and return comovements. **Journal of Finance**, v. 61, n. 5, p. 2451-2486, 2006.

KUMARI, J.; MAHAKUD, J. Does investor sentiment predict the asset volatility? Evidence from emerging stock market India. **Journal of Behavioral and Experimental Finance**, v. 8, p. 25-39, 2015.

LEE, C. M.; 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.

LEE, W. Y.; JIANG, C. X.; INDRO, D. C. Stock market volatility, excess returns, and the role of investor sentiment. **Journal of Banking and Finance**, v. 26, n. 12, p. 2277-2299, 2002.

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

LOU, D. A flow-based explanation for return predictability. **Review of Financial Studies**, v. 25, n. 12, p. 3457-3489, 2012.

MANDELROT, B. Forecasts of Future Prices, *Unbiased Markets*, and "Martingale Models". **The Journal of Business**, v. 39, n. 1, parte 2, p. 242-255, 1966.

MANELA, A.; MOREIRA, A. News implied volatility and disaster concerns. **Journal of Financial Economics**, v. 123, n. 1, p. 137-162, 2017.

MAO, H.; COUNTS, S.; BOLLEN, J. Quantifying the effects of online bullishness on international financial markets. **ECB Statistics Paper Series**, v. 9, n. 9, p. 1-22, 2015.

MARCONI, M. A; LAKATOS. E. M. **Metodologia do trabalho científico**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2012.



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

MCLAREN, N.; SHANBHOGUE, R. Using internet search data as economic indicators. **Bank of England Quarterly Bulletin**, n. 1, p. 134-140, 2011.

MILANEZ, D. Y. **Finanças comportamentais no Brasil**. 2003. 53 f. Dissertação (Mestrado em Economia das Instituições e do Desenvolvimento) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - Universidade de São Paulo. São Paulo, 2003.

MIRAGAYA, F. C. S. O efeito dos retornos anormais nas Buscas por informação dos investidores. **Dissertação Mestrado em Macroeconomia e Finanças**, Centro de Ciências Sociais da PUC/RJ, 2017.

MODIGLIANI, F.; MILLER, M. H. The cost of capital, corporation finance, and the theory of investment. **American Economic Review**, Nashville, v. 48, n. 3, p. 261-297, 1958.

MOSSIN, J. Equilibrium in a capital asset market. **Econometrica**, v. 34, n. 4, p. 768-783, 1966.

NEAL, R. WHEATLEY, S. Do Measures of Investor Sentiment Predict Returns? **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 33, issue. 4, p. 523-547, 1998

ODEAN, T. Do Investors Trade Too Much? **The American Economic Review**, v. 89, n. 5, p. 1279-1297, 1999.

ODEAN, T.; STRAHILEVITZ, M. A.; BARBER, B. Once burned, twice shy: how naïve learning, counterfactuals, and regret affect the repurchase of stocks previously sold. **SSRN Paper, Eletronic Journal**, p. 1-40, 2010.

OSBORNE, M. F. M. Brownian motion in the stock market. **Operations Research**, v. 7, n. 2, p. 145-173, 1959.

OTOO, M. Consumer confidence and the stock market. **Finance and Economics Discussion Series**, n. 1999-60, p. 99-60, 1999.

PEREZ-LISTON, D.; HUERTA-SANCHEZ, D.; GUTIERREZ, J. Do domestic sentiment and the spillover of us investor sentiment impact mexican stock market returns? **Journal of Emerging Market Finance**, v. 17, n. 2, 2018.

PICCOLI, P.; COSTA JR, N. A.; SILVA, W. V.; CRUZ, J. A. W. Investor sentiment and the risk–return tradeoff in the Brazilian market. **Accounting & Finance**, v. 58, p. 599-618, 2018.

PREIS, T.; MOAT, H. S.; STANLEY, H. E. Quantifying trading behavior in financial markets using Google trends. **Scientific Reports**, v. 3, p. 1-6, 2013.

QIU, L. X.; WELCH, I. Investor sentiment measures. **SSRN Paper**, p. 1-50, 2006.

ROBERTS. H. **Statistical versus clinical prediction of the stock market**. Chicago: Universidade de Chicago, 1967. (Trabalho inédito, não publicado, apresentado no seminário sobre análise de preços de títulos).

ROBERTS. H. Stock-market "patterns" and financial analysis: methodological suggestions. **The Journal of Finance**, v. 19, n.1, p. 1-10, 1959.

SAMUELSON, P. A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. **Industrial Management Review**, v. 6, n. 2, p. 13-39, 1965.

SCHMIDT, T.; VOSEN, S. Forecasting private consumption. **Economic Papers**, v. 155, p. 1-23, 2009.

SERASA *Experian*. Disponível em [www.serasa.com.br](http://www.serasa.com.br). Acesso em: 9 de maio 2018.

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

SHEFRIN, H. **A behavioral approach to asset pricing**. 2. ed. Cambridge: Academic Press, 2008.

SHEFRIN, H. The behavioral paradigm shift. **RAE - Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 55, n. 1, p. 95-98, 2015.

SHILLER, R. J. Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? **American Economic Review**, v. 71, p. 421-436, 1981.

SHILLER, R. J. From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. **Journal of Economic Perspectives**, v. 17, n. 1, p. 83-104, 2003.

SHILLER, R. J. Why is housing finance still stuck in such a primitive stage? **American Economic Review**, v. 104, n. 5, p. 73-76, 2014.

SHLEIFER, A, **Inefficient markets**: an introduction to behavioral finance. Oxford: Oxford University Press, 2000.

SHLEIFER, A.; SUMMERS, L. The noise trader approach to finance. **Journal of Economic Perspectives**, v. 4, n. 2, p. 19-33, 1990.

SIMON, H. A. Rational choice and the structure of the environment. **Psychological Review**, v. 63, n. 2, p. 129-138, 1956.

TETLOCK, P. C. Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. **The Journal of Finance**, v. 62, n. 3, 1139-1168, 2007.

THALER, R. H. **Comportamento inadequado**: a construção da economia comportamental. Coimbra: Actual Editora, 2019.

TREYNOR, J. L. Market Value, Time and Risk. **SSRN Eletronic Journal**, 1962

VOZLYUBLENNAIA, N. Investor attention, index performance, and return predictability. **Journal of Banking & Finance**, v. 41, n. 1, p. 17-35, 2014.

WANG, W. Investor sentiment and the mean-variance relationship: European evidence. **Research in International Business and Finance**, v. 46, p. 227-239, 2018.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução À econometria**: uma abordagem moderna. Trad: da 6. ed. norte-americana por Priscilla Rodrigues da Silva Lopes e Livia Marina Koepl. Rio de Janeiro: Cengage, 2013.

WORKING, H. A random-difference series for use in the analysis of time series. **Journal of the American Statistical Association**, v. 29, n. 185, p.11-24, 1934.

WU, S.; LEE, W. Intertemporal risk–return relationships in bull and bear markets, **International Review of Economics and Finance**, v. 38, p. 308-325, 2015.

YANG, C.; ZHOU, L. Individual stock crowded trades, individual stock investor sentiment and excess returns. **North American Journal of Economics and Finance**, v. 38, p. 39-53, 2016.

YOSHINAGA, C.; CASTRO JUNIOR, F. H. F. The relationship between market sentimento index and stock rates of return: a panel data analysis. **Brazilian Administration Review**, v. 9, n. 2, p. 189-210, 2012.

YOSHINAGA, C. E.; RAMALHO, T. B. Finanças Comportamentais no Brasil: uma aplicação da teoria da perspectiva em potenciais investidores. **Rev. Bras. Gest. Neg.**, São Paulo, v. 16, n. 53, p. 594-615, 2014.

YU, J.; YUAN, Y. Investor sentiment and the mean–variance relation. **Journal of Financial Economics**, v. 100, n. 2, p. 367-381, 2011.

ZHANG, C. (2008). Defining, Modeling, and Measuring Investor Sentiment. **University of California**, Berkeley, Department of Economics