

**SENTIMENTO DO INVESTIDOR VIA TWITTER E DESEMPENHO DO
MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO****Dyliane Mourí Silva De Souza***Universidade Federal Da Paraíba (João Pessoa)***Orleans Silva Martins***Universidade Federal Da Paraíba (João Pessoa)***Resumo**

Este estudo identificou por meio de tweets como as informações que são divulgadas no Twitter estão associadas aos retornos e ao volume de negócios no mercado brasileiro. Com o uso da biblioteca Tweepy foram coletados 314.864 tweets relacionados às ações negociadas no Brasil entre 1 de janeiro de 2017 e 31 de dezembro de 2018. Os dados financeiros das empresas foram obtidos junto à Thomson Reuters. Um índice de sentimento do investidor foi construído com o método netnográfico para se conhecer os termos associados às ações. A atribuição do sentimento se deu com machine learning por meio do Google Cloud Natural Language API. Com a identificação de que as variáveis de interesse eram heterogêneas e não-normais, utilizou-se modelos de regressão quantílica para análise das associações. Os resultados demonstram que, em geral, um sentimento otimista no tempo contemporâneo está associado a maior retorno contemporâneo, todavia, essa relação se inverte com o passar dos dias, e um sentimento otimista no período atual está associado a menor retorno futuro. Constatou-se que há associação significativa entre o volume diário de tweets e o volume de negócios. Ademais, viu-se que quão maior é o número de mensagens que são dotadas de um sentimento negativo, maior também tende a ser o volume negociado. Isso indica que existe associação entre as informações que são divulgadas na rede social Twitter e os movimentos do mercado, especialmente em períodos de pessimismo. Esses achados contribuem com os agentes do mercado sendo úteis para a definição de estratégias de investimento ou mesmo para o monitoramento de possíveis manipulações de mercado, além de avançar essa literatura em mercados emergentes.

Palavras-chave: Estratégia de investimento; Racionalidade do investidor; Mercado de ações

**SENTIMENTO DO INVESTIDOR VIA TWITTER E
DESEMPENHO DO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO****RESUMO**

Este estudo identificou por meio de *tweets* como as informações que são divulgadas no Twitter estão associadas aos retornos e ao volume de negócios no mercado brasileiro. Com o uso da biblioteca Tweepy foram coletados 314.864 *tweets* relacionados às ações negociadas no Brasil entre 1 de janeiro de 2017 e 31 de dezembro de 2018. Os dados financeiros das empresas foram obtidos junto à Thomson Reuters. Um índice de sentimento do investidor foi construído com o método netnográfico para se conhecer os termos associados às ações. A atribuição do sentimento se deu com *machine learning* por meio do *Google Cloud Natural Language API*. Com a identificação de que as variáveis de interesse eram heterogêneas e não-normais, utilizou-se modelos de regressão quantílica para análise das associações. Os resultados demonstram que, em geral, um sentimento otimista no tempo contemporâneo está associado a maior retorno contemporâneo, todavia, essa relação se inverte com o passar dos dias, e um sentimento otimista no período atual está associado a menor retorno futuro. Constatou-se que há associação significativa entre o volume diário de *tweets* e o volume de negócios. Ademais, viu-se que quanto maior é o número de mensagens que são dotadas de um sentimento negativo, maior também tende a ser o volume negociado. Isso indica que existe associação entre as informações que são divulgadas na rede social Twitter e os movimentos do mercado, especialmente em períodos de pessimismo. Esses achados contribuem com os agentes do mercado sendo úteis para a definição de estratégias de investimento ou mesmo para o monitoramento de possíveis manipulações de mercado, além de avançar essa literatura em mercados emergentes.

Palavras-chave: Estratégia de investimento; Racionalidade do investidor; Mercado de ações.

1. INTRODUÇÃO

As oscilações que ocorrem no preço das ações por muito tempo estiveram associadas puramente à união de preços históricos com o ambiente informacional, com fundamento na Hipótese do Mercado Eficiente (HME), em que não seria possível bater o mercado (Fama, 1970). Todavia, com o passar dos anos e o surgimento de anomalias, diversos estudos passaram a questionar se os elementos comportamentais e racionais dos investidores também seriam responsáveis por tais oscilações (Menkhoff, 1998). Esses elementos dão origem ao chamado “sentimento do investidor”. Não obstante, estudos nessa área relatam forte ligação entre medidas de sentimento do investidor e retornos de mercado (Lee, Jiang, & Indro, 2002, Brown & Cliff, 2004, 2005, Baker & Wurgler, 2006, 2007). Assim, uma vez que as mais diversas pesquisas demonstram que o sentimento e os retornos estão associados, Baker e Wurgler (2007) afirmam que o foco de novas pesquisas deve ser em identificar qual a melhor maneira de medir esse sentimento, e como quantificar os seus efeitos.

Identificar novas maneiras de captar o sentimento do investidor se faz necessário porque a maioria dos estudos utiliza apenas duas fontes para medir o sentimento, que são a pesquisa de opinião (Brown & Cliff, 2005) e variáveis de mercado (Baker & Wurgler, 2006). Nesse sentido, uma série de pesquisadores tem voltado sua atenção de modo a captar o sentimento do investidor por meio de atividades *on-line*, especialmente porque nas últimas duas décadas a forma de difundir informações no mercado de ações foi alterada drasticamente devido ao avanço da internet e da Web 2.0 (Fan & Gordon, 2014). Esse novo tipo de abordagem cria a possibilidade de captar o sentimento de forma instantânea, sendo essa a solução para críticas como a de Klibanof, Lamont e Wizman (1998) de que grande parte dos estudos que consideram o comportamento do investidor é retrospectiva e analisa apenas seus determinantes.

No que tange à captura do sentimento de forma instantânea, um dos principais meios para isso são as redes sociais, isso porque a ascensão e popularidade delas faz como que elas sejam uma maneira rápida e fácil de obter e compartilhar informações. Ademais, acredita-se que as informações divulgadas por meio das redes sociais podem ter efeitos sobre o sentimento do investidor, de modo que ele atualize suas crenças acerca das potenciais gerações de fluxos de caixa futuros das ações, sendo responsáveis por oscilações que ocorrem no mercado (Fan & Gordon, 2014). Assim, as redes sociais são tidas como uma importante fonte de *big data*, sendo uma forma de conhecer o sentimento do investidor, sendo possivelmente úteis na previsibilidade do mercado (Fan & Gordon, 2014, Shen, Liu, & Zhang, 2018).

Embora muitos possam crer que essa previsibilidade do mercado por meio de atividade *on-line* estaria totalmente distante da eficiência do mercado, Renault (2017) acredita que esse seria apenas um modelo mais realista de eficiência de mercado, o qual seria respaldado em Grossman e Stiglitz (1980), como um modelo da HME em sua forma semiforte. Isso porque haveria previsibilidade, mesmo que em baixo nível, em que os retornos anormais obtidos seriam simplesmente um tipo de recompensa para investidores que gastam tempo e dinheiro de modo a monitorar uma ampla variedade de fontes de informação (Fama, 1970, 1991). Essa recompensa ajuda a entender o conflito entre a eficiência com que os mercados difundem suas informações e os incentivos para a aquisição dessas informações.

Uma das formas *on-line* mais usadas para se obter informações buscando previsibilidade do mercado é por meio da rede social Twitter. Segundo Wei, Mao e Wang (2016) o Twitter é uma das redes sociais mais utilizadas pelo mercado financeiro, na qual muitos *traders*, investidores, analistas financeiros, entidades e perfis de notícias costumam postar mensagens acerca do que acontece no mercado. Nesse contexto, Mao, Counts e Bollen (2011) observaram que o sentimento do investidor extraído a partir do Twitter, bem como o número de *tweets*, podem ser utilizados para previsão do retorno diário do mercado de ações. Todavia, apesar da existência dos referidos estudos, Agarwal, Kumar e Goel (2019) destacam que embora haja um alto crescimento do número de usuários da internet em países emergentes, a maioria dos estudos sobre sentimento do investidor por meio de fontes *on-line* tem foco em países desenvolvidos. Para esses autores há uma necessidade de que haja maior enfoque em mercados emergentes.

Diante disso, este estudo surge com a motivação de analisar o sentimento do investidor no mercado de ações do Brasil, maior mercado emergente das Américas. Seu objetivo é identificar o sentimento do investidor manifesto via Twitter e sua associação com o retorno e o volume negociado das ações de empresas listadas no mercado acionário brasileiro. Os resultados encontrados demonstram que as atividades que acontecem no ambiente *on-line* estão associadas aos movimentos que ocorrem no mercado de ações, no que se refere aos seus retornos e volume de negociação. Especificamente, há associação positiva entre o sentimento do investidor e o retorno das ações no tempo contemporâneo, varia com o decorrer do tempo quando há otimismo no mercado. Também se confirma a associação positiva entre o volume de *tweets* e o volume de negócios, especialmente quando o sentimento é negativo (os investidores tendem a negociar em maior volume). Com isso, verifica-se que mesmo informações não oficiais publicadas em uma rede social como o Twitter revelam vieses cognitivos que estão associados a ineficiências temporárias no mercado.

2. DESENVOLVIMENTO DAS HIPÓTESES

O anseio por entender o processo de formação do preço dos ativos no mercado acionário fez com que diversos estudos tratassem investigações empíricas de modo a conhecer o que move os preços e tentar identificar padrões em suas oscilações. Tais investigações culminaram no que atualmente é tido como a Hipótese do Mercado Eficiente (HME). Essa hipótese trouxe consigo a ideia de que os preços são explicados pelas informações, de modo que a eficiência informacional de um mercado é quem definirá o preço de um ativo (Fama, 1970, 1991).

Fama (1970) assevera que em um mercado eficiente as informações disponíveis devem refletir em sua totalidade, a qualquer momento, o preço que se deve pagar pelos ativos. Nesse sentido, nenhum investidor seria capaz de obter retornos anormais, de modo que a única forma de obter um maior retorno seria ao investir em um ativo de maior risco. Com o passar dos anos, a eficiência de mercado tem sido amplamente testada (vide Jensen, 1978, Bernard & Thomas, 1990, Malkiel, 2003). Em paralelo aos estudos que questionam o nível de eficiência do mercado, ganharam destaque estudos relacionados à racionalidade do investidor, a qual é intrínseca à HME. Nesse sentido, estudos desenvolvidos na área da psicologia social, com enfoque em finanças comportamentais e na tomada de decisão, como Kahneman e Tversky (1979), mostram que os seres humanos são dotados de racionalidade limitada, de modo que aspectos comportamentais e psicológicos têm influência sobre a tomada de decisão, sendo eles capazes de influenciar os movimentos do mercado. Assim, as decisões tomadas pelos participantes do mercado não são totalmente baseadas na razão.

Uma vez que há indícios de que o mercado não é totalmente racional e que reações individuais podem o afetar, Brown e Cliff (2004, 2005) e Baker e Wurgler (2006, 2007) investigaram como sentimento age no processo de formação de preços para as carteiras de ações. Há evidências de forte associação entre o sentimento do investidor e o retorno do mercado, assim como um alto nível de otimismo no tempo contemporâneo faz com que os preços atuais sejam elevados, o que acarreta baixa nos retornos futuros. Nesse sentido, Kim, Ruy e Seo (2014) demonstram que investidores devem vender ações que estejam sob o enfoque de analistas, os quais “prometem” altas taxas de crescimento do lucro por ação (LPA) dessas entidades no longo prazo. Para esses autores, essa estratégia trás retornos melhores do que o *buy-and-hold*. Para além, o sentimento também é capaz de ter impactos sobre o volume negociado do mercado, pois segundo Debata, Dash e Mahakud (2018), quanto mais otimismo houver, maior será o volume negociado. Com isso, têm-se a primeira hipótese da pesquisa:

Hipótese 1: Quanto mais positivo é o sentimento do investidor, manifesto por meio do Twitter, maior é o retorno da ação da empresa no mercado acionário brasileiro.

Os limites da racionalidade humana levaram a uma série de estudos acerca de como funciona o processo decisório e como tais limites impactam o mercado. Essa não racionalidade completa, denominada de sentimento do investidor, é tida pela literatura como um fator determinante dos movimentos do mercado. Assim, para autores como Baker e Wurgler (2007), já está claro que o sentimento afeta o mercado, de modo que o foco de novos estudos deveria estar em como medir o sentimento do investidor e quantificar os seus efeitos.

Há diferentes maneiras de medir o sentimento do investidor, sendo comum a pesquisa de opinião (Brown & Cliff, 2005) e variáveis de mercado (Baker & Wurgler, 2006). Todavia, como desde o início dos anos 2000 há um crescimento do fenômeno da internet e das mídias sociais, o ambiente *on-line* se torna uma importante fonte para a obtenção de dados a fim de conhecer o mercado e captar o sentimento do investidor de forma direta e instantânea (Fan & Gordon, 2014). Nesse sentido, diversas pesquisas têm surgido com o intuito de captar o sentimento do investidor a partir da internet, em que índices de sentimento têm sido desenvolvidos por meio de *sites*, como o Yahoo! Finance, por jornais que divulgam suas notícias *on-line*, tal qual o The Financial Times, por meio de ferramentas de pesquisa, como o Google, assim como por meio das redes sociais, como o Twitter.

No que se refere à busca por sentimento por meio de *sites*, Kim e Kim (2014) investigaram mensagens extraídas do Yahoo! Finance e encontraram evidências de que o sentimento do investidor não prevê retornos futuros e nem tem poder de previsão de volatilidade e volume, apesar de os retornos presentes influenciam o sentimento futuro. Por outro lado, Silva (2017) e Galdi e Gonçalves (2018) identificaram o sentimento no mercado brasileiro por meio do *site* do jornal Valor Econômico e encontraram forte associação entre o

sentimento contemporâneo e o retorno contemporâneo, havendo uma tendência de reversão com o passar dos dias. Também, que o mercado brasileiro avalia com maior peso palavras negativas ou de incerteza, havendo uma associação negativa entre tais palavras e o retorno.

As redes sociais têm sido utilizadas diariamente por grande parte da população. Mao *et al.* (2012) analisaram o Twitter e identificaram que o sentimento do investidor se correlaciona significativamente com diversos indicadores financeiros das ações, tais como volume de negociações, indicadores de desempenho etc. Além disso, verificaram que os *tweets* podem ser utilizados para prever os preços das ações. Nessa linha, Wei, Mao e Wang (2016) viram que há forte associação entre o volume de mensagens que são postadas *on-line* e o retorno das ações, além de atestar que utilizar uma estratégia de modo a aproveitar o sentimento de alta no mercado auxilia na obtenção de maiores retornos.

Nisar e Yeung (2018) apontam que o sentimento do investidor no Twitter e os preços das ações se relacionam. Por outro lado, o volume de *tweets* não aparenta possuir associação com o volume de negócios ou os preços. De maneira semelhante, Oliveira, Cortez e Areal (2017) constataram que o índice de sentimento extraído do Twitter foi útil à previsão dos retornos do índice S&P500. Por outro lado, ele apresentou baixo poder explicativo na previsão do volume de negócios e da volatilidade. Assim, embora para Nisar e Yeung (2018) o volume de *tweets* não se relacione com outras variáveis para além dos retornos, para Mao *et al.* (2012), Wei, Mao e Wang (2016) e Oliveira, Cortez e Areal (2017), o sentimento é útil na previsão do volume negociado, uma vez que o volume de *tweets* está associado ao volume de negociação do mercado. Destarte, emerge-se a segunda hipótese da pesquisa:

Hipótese 2: O volume diário de *tweets* relacionados ao Ibovespa possui associação positiva com volume de negociação no mercado acionário brasileiro.

No que se refere à análise do sentimento por *tweets*, diferentes estudos utilizaram *tweets* provenientes da rede social StockTwits, rede social direcionada a investidores, demonstrando que formar carteiras com base em um índice de sentimento é útil na aferição de ganhos anormais (Renault, 2017, Al-Nasseria & Ali, 2018). Renault (2017) revela que Exchange-Traded Fund (ETF) pode ser utilizado para espelhar o índice S&P500 e que a primeira meia hora no sentimento do investidor é útil para se prever o retorno da última meia hora do ETF do S&P500. Al-Nasseria e Ali (2018) revelam que quanto maior o valor do índice de sentimento, maior o volume de negociações. Apesar disso, e das formas tradicionais de medição do sentimento do investidor, uma nova forma de mensuração têm capturado o sentimento do investidor por meio da ferramenta de pesquisa do Google (Chen & Lo, 2019, Kim *et al.*, 2019). Em todos os casos, os estudos não encontraram relação entre o volume de pesquisa no Google e o retorno das ações, todavia, foram encontradas fortes relações com a volatilidade do retorno, o volume de negócios e a taxa de rotatividade das ações.

Lee, Jiang e Indro (2002) revelam que o sentimento é um fator de risco, de modo que ele possui uma relação linear com o retorno do mercado. Alguns estudos encontraram fatores que poderiam aumentar a explicação dos retornos médios fornecidos pelos β s de mercado, ou poderiam ter um papel tão importante quanto o próprio beta de mercado no modelo Sharpe-Lintner-Black. Esses fatores são o tamanho das empresas, o valor de mercado, a alavancagem, o *book-to-market* e a relações de lucro/preço (E/P). Fama e French (1993) testam tais fatores e constatam que o Beta não é a única forma de explicar os retornos, mas também o tamanho e o *book-to-market*. Eles desenvolveram o modelo conhecido como modelo Fama-French de três fatores, que considera o Beta de mercado (conforme o CAPM), o tamanho das empresas e o índice o BM como uma maneira de melhorar o poder explicativo do CAPM.

Carhart (1997) adicionou aos três fatores de Fama e French (1993) um fator adicional que captura a anomalia do efeito *momentum*. Para além, Keene e Peterson (2007) adicionaram mais um fator ao modelo Fama-French, sendo esse a liquidez, criando assim um modelo de cinco

fatores, o qual se constitui como o modelo que melhor explica o retorno das ações, ao menos no contexto brasileiro (Machado & Medeiros, 2011). Para além desses fatores de risco, outros estudos apontam evidências no mercado brasileiro de que outros aspectos que podem estar associados aos retornos. Machado, Gartner e Machado (2017) e Portela e Santos (2018) sugerem que os retornos de ações estão ligados a fatores macroeconômicos, como a inflação e o PIB. Assim, acredita-se que, embora o sentimento possua associação com os retornos, é necessário que se considere as características das empresas e os fatores relacionados ao mercado, por meio de variáveis macroeconômicas.

3. METODOLOGIA

O período de análise deste estudo foi de 1 de janeiro de 2017 à 31 de dezembro de 2018. Os dados financeiros para as análises foram coletados na base de dados Thomson Reuters, e seguindo o racional de Renault (2017) foi utilizado o ETF do índice Bovespa (BOVA11) como *proxy* para retorno e volume de negócios do mercado brasileiro. Os *tweets* foram coletados por meio da biblioteca *Tweepy*, com os parâmetros para levantamento dos *tweets*: (i) estarem em português e (ii) conter termos que os usuários utilizam ao se referirem ao mercado ou às ações. Esses termos foram levantados por meio do método *netnográfico*, em que, durante dois meses, houve uma observação participante de modo a identificar o comportamento dos indivíduos no Twitter, detectando padrões e conhecendo como eles costumam se referir ao mercado brasileiro e a cada empresa que compõe o Ibovespa. Por meio dessa observação participante se verificou que, diferente do que ocorre em países como os EUA, em que os usuários normalmente utilizam um cifrão (\$) ao se referirem as ações, no Brasil os usuários do Twitter costumam utilizar uma *hashtag* (#) antes do *ticker* das ações (Ex: #VALE3, e não \$VALE3).

Com base nisso, os termos que representam cada empresa que compõe o Ibovespa foram buscados para capturar o sentimento dos investidores acerca das empresas, por exemplo, para Magazine Luiza S/A: MGLU3, \$MGLU, #MGLU e #MGLU3. Também buscamos termos que remetem ao mercado brasileiro como um todo, tais como: #BVMF3, \$BVMF, BVMF3, BVMF, B3SA3, BM&Fbovespa, B3, IBOV, IBOVESPA, Bolsa Brasileira, Brasil Bolsa Balcão e Bolsa de São Paulo. Essa busca retornou 1.195.575 *tweets* que foram tratados de modo a se remover links, *tweets* que citam o Youtube (quando eram apenas curtidas de vídeos) e *tweets* repetidos (que não eram *retweets* ou postados em datas distintas). Após esse tratamento, chegou-se a uma amostra final de 314.864 *tweets*. Em seguida foi atribuído o sentimento.

A atribuição do sentimento e consequente construção do índice foram realizados com *machine learning* para a classificação da polaridade das palavras, assim como em Bollen, Mao e Zeng (2011). Aplicou-se a ferramenta de análise de sentimentos do Google, por meio do processador de linguagem natural “*Google Cloud Natural Language API*”, que possui uma ferramenta de análise de sentimentos cujos parâmetros variam de -1 a 1, em que 1 é o sentimento extremamente otimista e -1 é o sentimento extremamente pessimista.¹ Os *tweets* podem assumir qualquer valor dentro desse intervalo [-1 a 1], incluindo 0 (zero), tido como sentimento neutro. O sentimento do investidor é calculado conforme a Equação 1, em que, $Sent_{p,d}$ é o sentimento dos *tweets* do ativo p no dia d ; $\sum PPP$ é o peso das palavras positivas; $\sum PPN$ é o peso das palavras negativas; e $\sum PPPN$ é o peso somado das palavras positivas e negativas.

$$Sent_{p,d} = \frac{\sum PPP - \sum PPN}{\sum PPPN} \quad (1)$$

O Quadro 1 traz dois exemplos de atribuição de sentimento positivo (+0,5) e negativo (-0,5) pelo algoritmo. O sentimento dos *tweets* foi acumulado por dia, criando o índice diário. Porém, visto que a B3 não funciona nos feriados ou finais de semana, o sentimento capturado

¹ A rotina de códigos para captura e atribuição do sentimento pode ser requerida aos autores por *e-mail*.

nos dias em que não há negociação foi acumulado no dia seguinte. Em que, o sentimento diário consiste na média do sentimento dos *tweets* do dia de negociação d ($SD_{p,d}$); n é o número diário de *tweets*; $Sent_{p,d}$ é o sentimento dos *tweets* do índice p no dia d .

$$SD_{p,d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Sent_{p,d} \quad (2)$$

Quadro 1 – Exemplos de tweets e atribuição de valores pelo algoritmo.

<i>Tweet</i> positivo extraído em 01/08/2017, com valor atribuído de (+0,5)	<i>Tweet</i> negativo extraído em 02/06/2017, com valor atribuído de (-0,5)
ITUB4 hoje mostra que muito mais q um bom resultado é o management confiante, reiterando seu guidance. Vem 2S17 melhor pra frente 3:07 PM · 1 de ago de 2017 · Twitter for iPhone	Hoje o #Ibovespa parece uma escuna em mar revolto. Sobe, desce, sobe, desce. E em água suja, pq tem coisa feia subindo ou boiando! 11:37 AM · 2 de jun de 2017 · Twitter Web Client
5 Retweets 80 Curtidas	5 Retweets 25 Curtidas

Após isso, pode-se verificar que essa variável, assim como as variáveis financeiras, é heterogênea. Além disso, o teste de normalidade de *Jarque-Bera* revelou ausência de normalidade na distribuição das sérias. Assim, diante da heterogeneidade dos dados e da não normalidade das variáveis, optou-se por utilizar modelos de regressão quantílica em cinco quantis distintos (0.10, 0.25, 0.50, 0.75 e 0.90) com vistas a capturar a associação entre o sentimento do investidor e o desempenho do mercado nos diferentes níveis de retorno e volume. Assim, para representar o desempenho do mercado de ações foram calculados os retornos dos ETF do Ibovespa (Equação 3). Em que, $R_{p,d}$ é o retorno observado do portfólio p (BOVA11) no dia d ; $P_{p,d}$ é o preço do índice p no dia d ; e $P_{p,d-1}$ é a pontuação do índice p em $d-1$.

$$R_{p,d} = \ln \left(\frac{P_{p,d}}{P_{p,d-1}} \right) \quad (3)$$

Visto que o estudo tem por base a hipótese do mercado eficiente em sua forma semiforte (Fama, 1970, 1991), acredita-se que o retorno passado das ações e as informações publicamente disponíveis compõem o retorno contemporâneo. Assim, uma vez que os *tweets* são tidos como um tipo de informação, a Equação 4 testou como o sentimento se relaciona com o retorno. Em que, $Ret_{p,d}$ é o retorno do índice p no dia d ; $Sent_{p,d}$ é o sentimento do investidor no dia d ; \mathcal{L}_s é o operador de *lag*, onde s corresponde ao número de defasagens; e ε_d é o termo de erro.

$$Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \gamma_1 \mathcal{L}_s (Ret_{p,d}) + \varepsilon_d \quad (4)$$

Uma vez que Do *et al.* (2014), Chen *et al.* (2015), Sheng, Brzeszczyński e Ibrahim (2017) e Kao, Chuang e Ku (2019) mostram que o volume de negociação tem efeitos sobre o retorno das ações, podendo afetá-lo de forma negativa ou positiva, a partir da Equação 4 foi incluído volume de negociação ($VN_{p,d}$) como variável de controle, conforme Equação 5.

$$Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \gamma_1 \mathcal{L}_s (Ret_{p,d}) + \beta_2 VN_{p,d} + \beta_3 Sent_{p,d} x VN_{p,d} + \gamma_2 \mathcal{L}_s (Ret_{p,d}) x VN_{p,d} + \varepsilon_d \quad (5)$$

Além da expectativa de influência do sentimento do investidor sobre o desempenho do mercado (Brown & Cliff, 2004, 2005, Baker & Wurgler, 2006, 2007), a literatura também reporta que o retorno dos ativos é afetado por fatores como risco de mercado, HML, *momentum*, liquidez, inflação e PIB por exemplo (Fama & French, 1993, Carhart, 1997, Keene & Peterson, 2007, Machado & Medeiros, 2011, Machado, Gartner & Machado, 2017, Portela & Santos, 2018). Assim, optou-se por reproduzir o modelo de Galdi e Gonçalves (2018), que também

utilizou a taxa livre de juros em lugar do fator mercado, visto que o retorno do mercado é a variável dependente e está diretamente relacionado ao risco de mercado, conforme Equação 6,

$$Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VDT_{p,d} + \beta_3 RF_d + \beta_4 HML_{p,d} + \beta_5 MOM_{p,d} + \beta_6 Liq_{p,d} + \beta_7 Infl_d + \beta_8 PIB_d + \varepsilon_d \quad (6)$$

Em que, $VDT_{p,d}$ é o volume diário total de *tweets* do dia d ; RF_d é a taxa livre de risco no dia d , representada pelo *Swap DI x Pré 30*; $HML_{p,d}$ é o *High Minus Low* no dia d , calculado pela diferença de retornos entre portfólios de alto e baixo *BM*; $MOM_{p,d}$ é o *momentum* no dia d , calculado pelo retorno do portfólio vencedor menos o retorno do portfólio perdedor; $Liq_{p,d}$ é a liquidez do portfólio p no dia d ; $Infl_d$ é a expectativa de inflação do mercado, convertida para o dia d ; PIB_d é a expectativa do PIB no dia d , convertida para o dia d . Os dados referentes aos fatores de risco e a *riskfree* (RF_d) foram obtidos junto ao Núcleo de Pesquisa em Economia Financeira (Nefin/USP), e as variáveis macroeconômicas retiradas do Relatório Focus.

De modo a verificar se o volume de *tweets* diários têm relação com o retorno de mercado, conforme Mao *et al.* (2012) e Oliveira, Cortez e Areal (2017), tem-se a Equação 7.

$$VN_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VDT_{p,d} + \gamma_1 \mathcal{L}_s(VN_{p,d}) + \varepsilon_d \quad (7)$$

$$VN_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VTP_{p,d} + \beta_3 VTN_{p,d} + \gamma_1 \mathcal{L}_s(VN_d) + \varepsilon_d \quad (8)$$

Adicionalmente, uma vez que também há *tweets* neutros, optou-se por verificar se há influência da direção do volume de *tweets* (se positivos ou negativos), conforme Equação 8. Em que, $VTP_{p,d}$ é o volume de *tweets* positivos; $VTN_{p,d}$ é o volume de *tweets* negativos.

4. RESULTADOS

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas. Nota-se que, durante o período estudado, o retorno diário do BOVA11 foi positivo (em média 0,085%). Ao analisar o sentimento, nota-se que ele assumiu um valor de 0,0338, positivo, o que está associado ao desempenho positivo do mercado brasileiro durante o período analisado, uma vez que quando o sentimento é maior, os investidores se tornam mais otimistas em relação a investirem no mercado. Esse resultado é diferente de Silva (2017) e Galdi e Gonçalves (2018) ao investigarem o mercado brasileiro. Essa diferença é explicada pela diferença de proxy utilizada para capturar o sentimento, e principalmente pelo período de análise, visto que os estudos citados só analisaram o mercado até junho de 2017, contando com anos anteriores nos quais o mercado brasileiro teve pior performance. Este estudo analisou os anos de 2017 e 2018, em meio a um período conhecido como *bull market*, no qual a bolsa tem desempenho positivo por 4 anos consecutivos.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas das variáveis analisadas.

Variável	Média	Mediana	DP	Assimetria	Curtose	Obs.	Min	Máx.
Ret _{BOVA11}	0,00085	0,00093	0,0130	-0,5724	7,4521	491	-0,0880	0,0457
Sent	0,0338	0,0381	0,0371	-1,3906	10,3707	491	-0,1778	0,1892
VDT	639,7495	575	357,0173	7,1576	78,6102	491	213	5.281
VTP	243,3096	224	102,7091	2,6496	17,1238	491	86	1.136
VTN	117,3686	89	175,3354	10,9021	139,108	491	32	2.688
VN	3.672.363	3.463.024	1.144.582	1,84123	10,11979	491	833.734	1,14. 10 ⁺⁷
HML	0,00074	0,00071	0,0078	-,7398	8,2189	491	-0,0555	0,0215
Mom	0,0005	0,0008	0,0074	-1,1860	11,3603	491	-0,0581	0,0238
Liq	0,0006	0,0007	0,0078	0,1761	4,6693	491	-0,0309	0,0366
Riskfree	0,00030	0,00026	0,00007	0,9483	2,4112	491	0,0002	0,0005
Infla*	0,0425	0,0417	0,0030	0,0026	1,9871	491	0,0369	0,0484
PIB*	0,0122	0,0098	0,0095	-0,1896	5,3991	491	-0,0319	0,029

Nota: * valores anuais, os quais foram diarizados nos modelos estimados.

A média do volume diário de *tweets* (VDT) foi de 640 mensagens, seja citando alguma ação específica, a bolsa de valores brasileira em si, ou os índices. Essa variável é bem heterogênea, demonstrando que a quantidade de mensagens varia significativa entre os dias, uma vez que o valor mínimo foi de 213 *tweets* e o máximo foi de 5.281. No que se refere aos volumes positivos (VTP) e negativos (VTN), tem-se comportamentos semelhantes, uma vez que a média de mensagens positivas foi de 243 (mín. = 86 e máx. = 1.136) e a média de *tweets* negativos foi 117 (mín. = 32 e máx. = 2.688). Assim, nota-se maior média de mensagens de cunho positivo, reforçando a divergência em relação a Silva (2017) e Galdi e Gonçalves (2018).

No que tange ao volume de negócios, nota-se que a média diária de volume de negócios foi de 3.672.363. Mais uma vez, há forte heterogeneidade entre os dias. Se comparado à média de 658.021.632 negócios diários de um país desenvolvido como o Reino Unido (Nisar & Yeung, 2018), por exemplo, nota-se que o volume do mercado brasileiro ainda é baixo. Outra diferença relevante é em relação ao desvio-padrão desses volumes de negociação (médias de 8% no Reino Unido e de 31% no Brasil). Em relação às características específicas das entidades, percebe-se que o HML assumiu valor médio diário de 0,0007, o qual é considerado um baixo valor, mas está em acordo com Machado e Medeiros (2011). O fator *momentum* obteve valor médio diário de 0,0005, positivo, acreditando-se que as ações vencedoras se sobressaíram em relação às perdedoras. A liquidez média diária foi de 0,0006, o que implica dizer que há uma maior liquidez no mercado brasileiro, uma vez que as ações que possuem alta liquidez se destacaram sobre as ações com baixa liquidez.

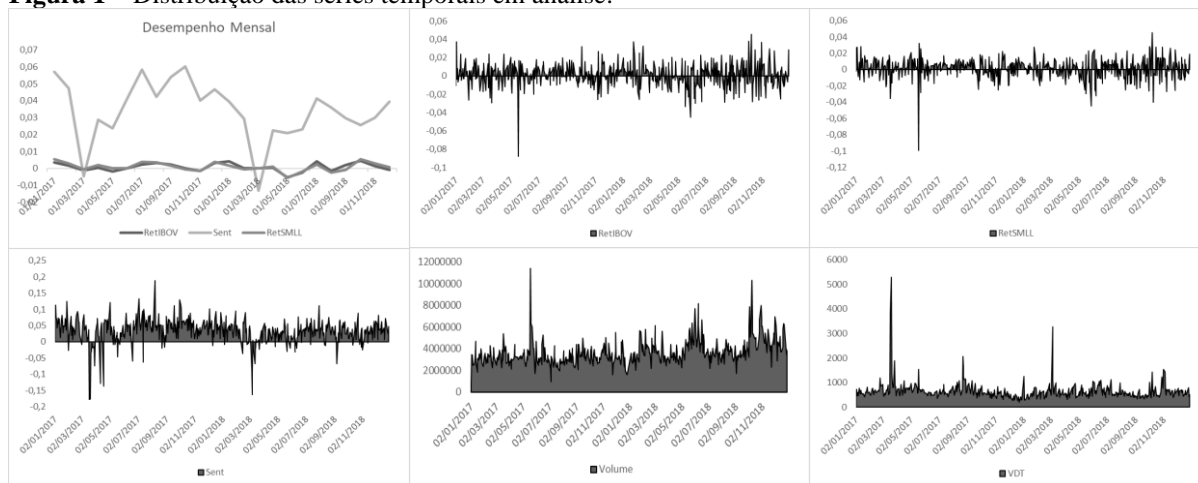
Com relação às variáveis macroeconômicas, nota-se que a taxa livre de risco diária foi de cerca de 0,03%, sendo possível verificar que o retorno do Ibovespa (0085%) foi superior à taxa livre de risco, revelando um prêmio de risco positivo no mercado brasileiro entre os anos de 2017 e 2018. Já as expectativas do mercado para inflação anual e crescimento do PIB anual foram de 4,25% a.a. e 1,22% a.a., respectivamente. Todavia, o PIB teve um alto nível de variação, visto que o seu valor mínimo foi de -3,19%, o que ocorreu no começo de 2017, pois o país ainda estava sentindo os efeitos da recessão econômica e da alta contração que houve no PIB nos anos imediatamente anteriores. Todavia, com o passar do tempo a economia voltou a melhorar, e a expectativa do PIB em 2018 atingiu seu valor máximo de 2,9%. Nos modelos estimados, estas duas últimas variáveis foram diarizadas.

A partir de uma análise gráfica demonstrada na Figura 1, notam-se as oscilações que ocorrem nas principais variáveis de interesse deste estudo. No primeiro quadrante são apresentados os desempenhos mensais acumulados dos retornos do Ibovespa, do índice de *Small Caps* e do sentimento dos investidores. Embora o sentimento pareça variar mais do que os retornos, o sentido em que ele varia parece estar, em muitos pontos, na mesma direção que os retornos variam. Os segundo e terceiro quadrantes superiores mostram as variações dos valores obtidos diariamente para os retornos do Ibovespa e do SMLL. Nota-se que ambos sofrem fortes oscilações, o que pode ocasionar retornos maiores, fato que é comum em mercados emergentes, o que converge com Shen, Liu e Zhang (2018). Um fato de destaque é que em 19/05/2017, enquanto o Ibovespa tinha forte retorno negativo devido ao escândalo da JBS, o Small obtinha o seu maior retorno de 2017, o que pode oferecer indícios de que possivelmente investidores tenham migrados de empresas maiores para empresas menores ou mesmo vendido suas ações em busca de proteção contra a crise de confiança instaurada pela JBS, o que também é explicado pela maior liquidez do IBOV.

Ainda no que tange aos retornos, vê-se que em ambos os índices o dia 08/10/2018 teve os maiores retornos, o que dá indícios de que o mercado ficou satisfeito com o resultado do primeiro turno das eleições nacionais, antecipando a vitória do candidato que era mais pró-mercado. Essas oscilações nos retornos à medida que novas informações vieram à tona, sejam elas devido a questões como o período eleitoral, os escândalos de corrupção ou a eventos que resultam em intervenção estatal, tal qual a greve dos caminhoneiros, estão em conformidade

com hipótese de que os mercados são eficientes na forma semiforte (Fama, 1970, 1991). Ainda, tais oscilações podem ter ocorrido por haver influências comportais e psicológicas nos preços das ações, as quais são sensíveis às repostas racionais, mudanças em políticas econômicas e a percepção de risco (Malkiel, 2003).

Figura 1 – Distribuição das séries temporais em análise.



Dessa forma, no que tange ao sentimento do investidor apresentando no primeiro quadrante inferior da Figura 1, nota-se que ele começou a decair abruptamente a partir do dia 17/03/2017, chegando seu valor mínimo no dia 20/03/2017. Esse sentimento negativo está associado à Operação Carne Fraca, da Polícia Federal, a qual foi deflagrada na manhã do dia 17/03/2017 e que foi responsável por desmontar um sistema de venda de carnes impróprias para o consumo. Isso se confirma, pois, antes do dia 17/03/2017 os investidores vinham apresentando sentimento positivo durante a maior parte mês de março, e após esse dia o sentimento se inverteu para negativo por dez dias seguidos, fato que não se repetiu em nenhum outro período da amostra (tendo atingido o valor mínimo de -0,1778). Foi também no mês de março do ano de 2018, no dia 6, que o sentimento apresentou valor bem negativo (-0,1429), logo após a terceira etapa da Operação Carne Fraca (05/03/2018), que fez com que a BRF perdesse mais de R\$ 4 bilhões em valor de mercado.

A maior alta do sentimento foi em 07/08/2017, quando o Ibovespa retornou ao patamar anterior à crise trazida pela JBS. Alguns fatores levaram ao aumento do sentimento, tais como: otimismo nas principais bolsas internacionais, valorização do mineiro de ferro no mercado chinês, certeza de que Temer continuaria no cargo de presidente da república e empenho de Temer no final de semana anterior para avançar nas reformas (trabalhista e previdenciária). Ademais, a queda da taxa de juros e sinais de recuperação econômica trouxeram otimismo aos investidores. Já em 2018, o pico mais alto de sentimento foi no dia 30/07/2018, quando, após dois meses seguidos de quedas, o Ibovespa chegou ao final do mês em alta, superando a faixa dos 80.000 pontos com a pré-candidatura de Geraldo Alckmin sendo apoiado pelo centrão e o PIB dos EUA vindo abaixo do esperado pelo mercado. Isso ratifica as mudanças no sentimento diante de fatores externos e políticos (Nisar & Yeung, 2018), especialmente porque essas oscilações estão ligadas a questões psicológicas e comportamentais sensíveis à percepção de risco (Malkiel, 2003).

O segundo quadrante inferior demonstra que o volume negociado também teve oscilação e seus maiores picos ocorreram em momentos pontuais de 2017 e 2018. O maior pico de volume negociado foi em 18/05/2017, o que está possivelmente relacionado ao vazamento da delação da JBS. Esse aumento do volume pode estar atrelado a maior oscilação que o Ibovespa teve em seu retorno, a qual fora supracitada, uma vez que o volume tem influência

sobre o retorno (Do *et al.*, 2014). Ademais, em 2018 o volume negociado também teve um aumento abrupto em 08/10/2018, logo após o primeiro turno das eleições nacionais para presidente. Em relação ao volume diário de *tweets*, no terceiro quadrante inferior, o maior número de *tweets* postados acerca do mercado brasileiro ocorreu no dia 20/03/2017, estando ligado à Operação Carne Fraca. Essa mesma operação causou um outro pico de volume no Twitter, no dia 05/03/2018. Fora esse acontecimento, outros fatos que ocasionaram picos no volume de *tweets* foram o vazamento da delação da JBS, que teve impactos próximos ao dia 18/05/2018, e o período eleitoral, que causou picos nos dias 08/10/2018 e 29/10/2018.

4.1. Associação entre Sentimento do Investidor e Retorno do Ibovespa

Uma vez realizadas as estatísticas descritivas, a análise gráfica das variáveis, e escolhido o método a ser utilizado, o estudo seguiu com a estimação dos modelos de regressão quantílica. Nessa análise, optou-se por utilizar um *lag* padrão de até cinco dias, pois há indícios de que nesse período o sentimento pode afetar o retorno (Silva, 2017, Renault, 2017, Souza, Barbedo, & Araújo, 2018). A Tabela 2 apresenta o teste da eficiência do mercado, em que tanto o sentimento dos *tweets* quanto o retorno do BOVA11 são apresentados no tempo corrente e com *lag* de 1 dia (tendo sido analisados também os *lags* de 2 a 5 dias, cujos resultados não são reportados para economia de espaço).

É possível notar que, majoritariamente há uma associação positiva e significativa entre o sentimento e o retorno do mercado. No tempo contemporâneo essa associação positiva ocorre quando o retorno é menor (quantis 0.10 e 0.25). É possível notar que, geralmente, quão maior é o sentimento do investidor, maior é o retorno no mercado acionário. Quando o lag é aumentado para até 5 dias, em geral, os resultados são semelhantes, apesar de menos robustos, conforme esperado (Silva, 2017, Renault, 2017). Isto é, o sentimento do dia atual se relaciona de maneira mais intensa com o retorno atual. Em relação aos retornos, nota-se uma associação negativa do retorno corrente com o retorno passado nos quantis 0.50 e 0.75, confirmando a tendência de reversão dos retornos (Silva, 2017, Galdi & Gonçalves, 2018).

Tabela 2 – Teste da HME utilizando *tweets* enquanto informação frente ao Ibovespa.

	Variáveis	q.10	q.25	q.50	q.75	q.90
d_0	$Sent_d$	0,1787*** (0,0484)	0,0823*** (0,0306)	0,0268 (0,0233)	0,0085 (0,0182)	-0,0071 (0,0168)
	Ret_{d-1}	-0,1350 (0,1239)	-0,0424 (0,0525)	-0,1152** (0,0494)	-0,0973* (0,0560)	-0,0530 (0,1169)
d_{-1}	$Sent_{d-1}$	0,0378 (0,0442)	-0,0057 (0,0192)	-0,0092 (0,0175)	-0,0041 (0,0168)	0,0122 (0,0237)
	Ret_{d-1}	-0,0474 (0,1376)	0,0174 (0,0594)	-0,1148** (0,0531)	-0,0728 (0,0442)	-0,0399 (0,0704)

Notas: Equação 4: $Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \gamma_1 L_s(Ret_{p,d}) + \varepsilon_d$. A tabela apresenta as variáveis defasadas em até um período; em testes não reportados na tabela foram analisadas até cinco dias de defasagem. Na primeira linha é apresentado o coeficiente e entre parênteses o erro padrão. * Significante a 10%, ** a 5% e *** a 1%.

Essas evidências demonstram que as informações passadas não estão totalmente incorporadas nos preços, e que a associação negativa entre o retorno passado e o retorno corrente ratificam o pressuposto de regressão à média (Galdi & Gonçalves, 2018). Assim, é possível afirmar que esses achados corroboram a hipótese de que o mercado é eficiente em sua forma semiforte (Fama, 1970, 1991). Tais achados clarificam que é possível testar a eficiência de mercado utilizando o Twitter como fonte de informação para se entender oscilações que ocorrem no mercado brasileiro. Ainda, os achados reforçam os pressupostos de Brown e Cliff (2004, 2005) e Baker e Wurgler (2006, 2007), que mostra haver relação entre o sentimento e o retorno, a qual é observada mesmo em um mercado emergente, como o brasileiro. Com isso, confirma-se a primeira hipótese deste estudo, de que quanto mais positivo é o sentimento do

investidor maior é o retorno da ação da empresa no mercado acionário brasileiro, especialmente quando os retornos dos ativos está no quartil menor (q.10 e q.25).

Como forma de análise complementar, verificou-se o efeito moderador do volume de negócios sobre a relação entre o sentimento e o retorno do mercado. Dado o interesse no coeficiente de interação, optou-se por apresentar na Tabela 3 apenas as variáveis com alguma significância, sendo o modelo completo apresentado no rodapé da Tabela. Em relação ao modelo contemporâneo (d_0), é possível perceber que o nível de volume negociado influencia negativamente o retorno quando ele é menor (q.10 e q.25), e positiva quando o retorno é maior (q.75 e q.90). Isto é, há maior número de negócios quando o mercado de ações brasileiro está em movimento de alta. No que se refere ao efeito moderador do volume de negócios sobre a relação entre retorno e sentimento, nota-se um efeito moderador positivo quando o retorno é menor (q.10), tornando a relação entre sentimento e retorno menos negativa, e um efeito negativo sobre essa relação quando o retorno é maior (q.75), tornando a relação menos positiva. Em se tratando do efeito moderador do volume de negócios sobre a relação entre retorno corrente e retorno passado, nota-se que em dias de maior volume de negócios essa associação é positiva, havendo menor efeito reversão.

Tabela 3 – Teste da HME controlado pelo volume de negócios frente ao Ibovespa.

Variáveis		q.10	q.25	q.50	q.75	q.90
d_0	$Sent_d$	-0,0944** (0,0404)	-0,0157 (0,0460)	0,0505 (0,0375)	0,0990** (0,0498)	0,1926 (0,1297)
	Ret_{d-1}	-0,0133 (0,0223)	-0,0145 (0,0113)	-0,0137** (0,0057)	-0,0304** (0,0128)	-0,0453 (0,0290)
	VN_d	-6,54.10 ^{-9***} (6,08.10 ⁻¹⁰)	-3,98.10 ^{-9***} (7,29.10 ⁻¹⁰)	-2,47.10 ⁻⁹ (5,70.10 ⁻¹⁰)	2,99.10 ^{-9***} (6,73.10 ⁻¹⁰)	4,04.10 ^{-9***} (2,13.10 ⁻⁹)
	$SentVN_d$	3,05.10 ^{-8***} (1,30.10 ⁻⁸)	5,57.10 ⁻⁹ (1,41.10 ⁻⁸)	-1,36.10 ⁻⁸ (1,04.10 ⁻⁸)	-2,88.10 ^{-8***} (1,41.10 ⁻⁸)	-6,00.10 ⁻⁸ (4,21.10 ⁻⁸)
	$Ret_{d-1}VN_d$	2,24.10 ^{-7***} (1,02.10 ⁻⁸)	2,32.10 ^{-7***} (8,32.10 ⁻⁹)	2,44.10 ^{-7***} (6,39.10 ⁻⁹)	2,41.10 ^{-7***} (7,98.10 ⁻⁹)	2,29.10 ^{-7***} (2,00.10 ⁻⁸)
	d_{-1}	$Sent_d$	0,2027 (0,1480)	0,0954 (0,0854)	0,1683* (0,0887)	0,1069 (0,0846)
$SentVN_{d-1}$		-4,67.10 ⁻⁸ (-4,67.10 ⁻⁸)	-3,11.10 ⁻⁸ (-4,67.10 ⁻⁸)	-5,14.10 ^{-8***} (-4,67.10 ⁻⁸)	-3,17.10 ⁻⁸ (-4,67.10 ⁻⁸)	-2,10.10 ⁻⁸ (-4,67.10 ⁻⁸)

Notas: $Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \gamma_1 \mathcal{L}_3(Ret_{p,d}) + \beta_2 VN_{p,d} + \beta_3 SentxVN_{p,d} + \gamma_2 \mathcal{L}_3(Ret_{p,d}) x VN_{p,d} + \varepsilon_d$. A tabela apresenta as variáveis defasadas em até um período; em testes não reportados na tabela foram analisadas até cinco dias de defasagem. Na primeira linha é apresentado o coeficiente e entre parênteses o erro padrão. * Significante a 10%, ** a 5% e *** a 1%.

Os achados referentes a interação do sentimento e do volume de negócios fazem sentido, pois, acredita-se que quando os retornos são altos e há um sentimento otimista, os investidores podem ficar receosos de entrarem em um mercado em alta, de modo que eles não estejam dispostos a pagar preços que desviem muito dos valores intrínsecos dos ativos, e isso ocasiona um menor retorno. E de forma semelhante, é esperado que um maior sentimento passado esteja associado a um menor retorno futuro, assim como fora encontrado por Brown e Cliff (2004, 2005) e Baker e Wurgler (2006, 2007), porque com o passar do tempo os excessos de reação dos investidores tendem a cessar, e os ativos retornam para próximo de seus valores justos. No tocante ao volume de negócios, efeito significativo sobre o retorno, conforme esperado (Kao, Chuang, & Ku, 2019, Do *et al.*, 2014, Chen *et al.*, 2015, Sheng *et al.*, 2017).

Em relação aos modelos com volume de negociação do dia anterior (d_{-1}), é possível perceber que o sentimento foi significativo para explicar o retorno do mercado apenas no quartil 0.50 ($\beta_3 = 0,1683$). Ainda, que o volume de negociação do dia anterior (VN_{d-1}) também só afetou negativamente essa relação, tornando a associação entre retorno contemporâneo e sentimento menor positiva. Isso converge com o achado de que o volume no período analisado foi maior quando o mercado ofereceu menor retorno.

Ao se verificar a relação entre o sentimento e o retorno após a inclusão de variáveis de controle, a Tabela 4 mostra que é possível confirmar a primeira hipótese de estudo para o tempo contemporâneo, quanto mais positivo é o sentimento do investidor, maior é o retorno da ação da empresa no mercado acionário brasileiro, pelo menos quando o retorno é baixo (q.10). Esse achado releva que, quando outros fatores são controlados, o sentimento é especialmente importante para explicar o retorno do mercado quando ele é baixo (q.10). Assim, investidores podem utilizar os *tweets* em suas estratégias de investimento quando o mercado opera com baixos retornos, buscando auferir assim retornos acima da média (Kim, Ruy, & Seo, 2014, Wei, Mao, & Wang, 2016, Renault, 2017). Observa-se, ainda, que há uma tendência de que o sentimento passa a ter uma associação negativa com o retorno (modelo d_{-1} , q.10), de modo a crer que houve um *overreaction*, fazendo com que os ativos se afastem dos seus valores intrínsecos, como visto por Renault (2017).

Tabela 4 – Relação entre o sentimento e o retorno – IBOV.

Variáveis		q.10	q.25	q.50	q.75	q.90
d_0	<i>Sent_d</i>	0,0454** (0,0299)	0,0243 (0,0155)	0,0116 (0,0164)	-0,0158 (0,0171)	0,0232 (0,0204)
	VDT	3,02.10 ⁻⁶ (4,28.10 ⁻⁶)	1,50.10 ⁻⁷ (2,83.10 ⁻⁶)	1,29.10 ⁻⁶ (2,51.10 ⁻⁶)	-5,33.10 ⁻⁷ (4,86.10 ⁻⁶)	7,71.10 ⁻⁶ *** (4,63.10 ⁻⁶)
	Riskfree	48,9670 (33,3669)	28,7116 (17,7539)	12,9191 (14,9481)	-40,5485 (28,2044)	-62,5591*** (14,3039)
	HML	0,7863*** (0,1260)	0,8125*** (0,0793)	0,6944*** (0,0677)	0,7527*** (0,1092)	0,8469*** (0,1097)
	MOM	0,4023* (0,2179)	0,2919* (0,1700)	0,1677** (0,0759)	0,1055 (0,1185)	0,0793 (0,1048)
	Liq	-0,5252*** (0,1342)	-0,6674*** (0,0826)	-0,7606*** (0,0690)	-0,7078*** (0,0801)	-0,8165*** (0,1207)
	Infl	-0,0132 (0,0084)	-0,0041 (0,0056)	-0,0009 (0,0036)	0,0091 (0,0063)	0,0133*** (0,0038)
	PIB	-0,0002 (0,0009)	-0,0003 (0,0009)	-0,0006 (0,0006)	-0,0021* (0,0011)	-0,0019* (0,0018)
d_{-1}	<i>Sent_{d-1}</i>	-0,0288* (0,0159)	-0,0057 (0,0158)	-0,0069 (0,0110)	0,0007 (0,0200)	0,0081 (0,0220)
	VDT	4,97.10 ⁻⁷ (2,25.10 ⁻⁶)	-6,00.10 ⁻⁷ (2,25.10 ⁻⁶)	4,10.10 ⁻⁷ (2,44.10 ⁻⁶)	2,11.10 ⁻⁷ (4,25.10 ⁻⁶)	8,59.10 ⁻⁶ ** (4,33.10 ⁻⁶)
	Riskfree	45,2367 (32,9780)	31,0035 (20,2900)	12,6860 (14,3200)	-43,9491 (27,4500)	-65,3865*** (15,5803)
	HML	0,8951*** (0,1038)	0,8164*** (0,0969)	0,7240*** (0,0892)	0,7366*** (0,1123)	0,9010*** (0,1300)
	MOM	0,3515** (0,1717)	0,2720** (0,1296)	0,1382 (0,1014)	0,1319 (0,1214)	0,0958 (0,1060)
	Liq	-0,4902*** (0,1149)	-0,6717*** (0,0819)	-0,7795*** (0,0970)	-0,7051*** (0,1337)	-0,7702*** (0,0862)
	Infl	-0,0138 (0,0092)	-0,0060 (0,0041)	-0,0010 (0,0026)	0,0010* (0,0052)	0,0117*** (0,0041)
	PIB	-0,0008 (0,0012)	-0,0010 (0,0012)	-0,0008 (0,0012)	-0,0023 (0,0014)	-0,0029* (0,0016)

Notas: $Ret_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VDT_{p,d} + \beta_3 RF_d + \beta_4 HML_{p,d} + \beta_5 MOM_{p,d} + \beta_6 Liq_{p,d} + \beta_7 Infl_d + \beta_8 PIB_d + \varepsilon_d$. A tabela apresenta as variáveis defasadas em até um período; em testes não reportados na tabela foram analisadas até cinco dias de defasagem. Na primeira linha é apresentado o coeficiente e entre parênteses o erro padrão. * Significante a 10%, ** a 5% e *** a 1%.

No que tange ao volume diário de *tweets* (VDT), percebe-se que existe uma associação positiva entre o volume de *tweets* e os retornos em todos os tempos analisados, mas apenas quando os retornos são altos (q.90), de modo que, quanto maior o volume de *tweets* acerca das ações que constam no Ibovespa, maior também tende a ser o retorno do índice. Assim, diferentemente de Nisar e Yeung (2018), que não encontraram relação entre o volume de *tweets*

e o retorno, os resultados aqui encontrados corroboram com os achados de Wei, Mao e Wang (2016) e Al-Nasseria e Ali (2018), mostrando que essa relação existe e é forte. Isto sugere que os investidores tendem a negociar com maior frequência quando os retornos são mais altos.

Em se tratando das variáveis de controle, nota-se que a taxa livre de risco foi significativa em todos os tempos, mas com associação negativa apenas quando os retornos são altos. O fator HML apresentou coeficiente positivo e significantes em todos os tempos e em todos os quantis, mostrando que quanto maior é o HML, maior também é o retorno do Ibovespa. Esse resultado era esperado, pois o HML é a diferença entre as carteiras formadas por empresas com alto BM e por empresas com baixo BM. Isso implica dizer que empresas com alto BM possuem maiores retornos, pois possuem maior oportunidade de crescimento (Fama & French, 1993). Também se verificou um efeito *momentum*, ou seja, ações vencedoras costumam permanecer vencedoras, uma vez que essa variável apresentou coeficientes positivos quando os retornos são mais baixos. Esses resultados são próximos aos encontrados por Machado e Medeiros (2011) e Machado, Faff e Silva (2017), quando verificaram no mercado brasileiro uma associação positiva entre os retornos e o fator *momentum*, sendo o prêmio desse fator positivo.

A liquidez, assim como o HML, apresentou coeficiente significativo em todos os quantis e tempos analisados, porém, ela está negativamente associada ao retorno (conforme Machado & Medeiros, 2011, Machado, Faff, & Silva, 2017). Assim, quanto menos líquida é a ação, maior será o retorno. A expectativa de inflação, em todos os tempos demonstrou coeficientes positivos quando os retornos são altos (q.75 e q.90). Todavia, a variável apresentou coeficiente negativo em d , $d-2$ e $d-4$ quando os retornos são baixos ou estão sobre a mediana. Assim, nota-se que, usualmente, quando há uma maior expectativa de inflação, os retornos são maiores. Porém, quando os retornos são baixos ou estão na mediana, uma maior expectativa de inflação está associada a um menor retorno, o que pode sugerir receio com o desempenho da empresa. A expectativa de crescimento do PIB apresentou coeficiente negativo e significativo em todos os tempos, porém, quando os retornos são maiores (q.75 e q.90). Quanto maior é a expectativa do PIB, menores são os retornos, conforme Machado, Gartner e Machado (2017) e Portela e Santos (2018) que argumentam que isso ocorre porque os investidores tendem a se sentir otimistas para investirem em mercados com alta expectativa de crescimento, de modo que eles fazem ofertas acima da média para os preços das ações, o que acarreta diminuição dos retornos, uma vez que os dividendos permanecerão os mesmos.

4.2. Associação entre o Volume de *Tweets* e o Volume Negociado

Uma vez que fora vista a relação existente entre o sentimento e o retorno, buscou-se testar a hipótese de que o volume de *tweets* teria relação com o volume negociado. De modo a controlar o modelo foram incluídas as variáveis de sentimento e do volume negociado passado, visto que essas variáveis são tidas na literatura como responsáveis pelas alterações no volume negociado. As variáveis presentes nos modelos referentes ao volume negociado também foram trabalhadas com *lags* de até cinco dias, visto que o sentimento é uma das variáveis de interesse.

A Tabela 5 traz os resultados da relação entre o volume de *tweets* e o volume negociado. O sentimento mostrou relação negativa e significativa com o volume negociado no tempo d e em $d-2$, quando o volume negociado é baixo (q.25) ou alto (q.90). Isso implica dizer que quanto mais otimista é o sentimento contemporâneo (ou de dois dias atrás), menor é o volume negociado. Esses achados demonstram que, diferentemente do que fora encontrado por Kim e Kim (2014) e Oliveira, Cortez e Areal (2017), o sentimento das mensagens postadas *on-line* têm relação com o volume de negociações, assim como em Al-Nasseria e Ali (2018), Chen e Lo (2019) e Kim *et al.* (2019). Esses resultados também estão em conformidade com Souza, Barbedo e Araújo (2018), que também encontraram uma associação negativa.

Em relação ao volume diário de *tweets* (VDT), percebe-se que ele apresentou associação negativa e significativa com o volume negociado em alguns quantis dos tempos $t-2$, $t-4$ e $t-5$

(não reportados na Tabela). Em d e $d-1$ não houve significância. Essa relação entre o volume de *tweets* e o volume de negócios era esperada, embora se acreditasse que ela seria positiva (Mao *et al.*, 2012, Wei, Mao, & Wang, 2016). Assim, a segunda hipótese da pesquisa, de que o volume diário de *tweets* relacionados ao Ibovespa possui associação positiva com volume negociado no mercado acionário brasileiro, não pode ser confirmada. Todavia, essa diferença pode estar relacionada a questões referentes à amostra, ou porque nesta análise não foram retirados os *tweets* classificados como neutros. Quanto à relação entre volume de *tweets* e volume negociado, a associação foi positiva e significativa em todos os tempos e todos os quantis. Tais achados são diferentes de Nisar e Yeung (2018), que não encontraram associação significativa. Tais diferenças podem estar associados às diferenças dos mercados analisados, visto que Nisar e Yeung (2018) analisaram um mercado mais maduro (Reino Unido).

Tabela 5 – Associação entre o volume negociado e o volume de *tweets*.

Variáveis	q.10	q.25	q.50	q.75	q.90	
d_0	<i>Sent_d</i>	-2247542 (6706971)	-3202946*** (1136787)	-1932573 (1185367)	-3312553 (5,30. 10 ⁺⁷)	-7924769* (4564934)
	<i>VDT_d</i>	-27,2298 (309,3477)	-90,8856 (174,808)	-158,4177 (227,2466)	313,6504 (3220,03)	1405,109 (1094,967)
	<i>Vol_{d-1}</i>	0,3864*** (0,1230)	0,4142*** (0,0321)	0,5440*** (0,0539)	0,6018*** (0,0745)	0,6918*** (0,0863)
d_{-1}	<i>Sent_{d-1}</i>	-2465460 (1866864)	-1173580 (860846)	-777277 (1037249)	613094 (1515157)	-383233 (2760839)
	<i>VDT_{d-1}</i>	-44,4864 (154,1766)	89,5479 (94,9045)	11,6595 (126,3461)	-30,0617 (163,9141)	-209,9057 (150,0361)
	<i>Vol_{d-1}</i>	0,3539*** (0,0681)	0,4154*** (0,0563)	0,5511*** (0,0612)	0,6498*** (0,0773)	0,6530*** (0,0827)

Notas: $VN_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VDT_{p,d} + \gamma_1 L_s(VN_{p,d}) + \varepsilon_d$. A tabela apresenta as variáveis defasadas em até um período; em testes não reportados na tabela foram analisadas até cinco dias de defasagem. Na primeira linha é apresentado o coeficiente e entre parênteses o erro padrão. * Significante a 10%, ** a 5% e *** a 1%.

Uma vez que há *tweets* classificados como neutros, optou-se por excluí-los e analisar *tweets* negativos e positivos (Tabela 6). Nota-se que o sentimento é negativamente associado ao volume negociado em d nos quantis 0.25 e 0.75. Nesses quantis, quanto maior é o sentimento contemporâneo, menor é o volume negociado, ratificando Al-Nasseria e Ali (2018) e Souza, Barbedo e Araújo (2018). No que tange aos *tweets* positivos (VTP), houve significância e efeito negativo apenas em $d-1$ e no quantil 0.75. Novamente, a segunda hipótese da pesquisa não se confirma. Isso pode dar indícios de que, como o mercado já está em alta, então uma maior quantidade de mensagens postadas *on-line* pode ser vista pelos investidores como exagero, e por isso o volume negociado tenderá a retornar para valores mais próximos de sua média.

Referente ao volume de *tweets* negativos, nota-se que ele possui associação positiva e significativa com o volume negociado contemporâneo em alguns quantis dos tempos $d-2$ e $d-3$ (não reportados). Conforme Tabela 6, não houve significância nos tempos d e $d-1$. Isso implica dizer que quanto maior for o número de mensagens postadas no Twitter que são dotadas de um sentimento negativo, maior também será o volume negociado, o que confirma, para esse caso, a segunda hipótese de pesquisa, de que o volume diário de *tweets* relacionados ao Ibovespa possui associação positiva com volume negociado no mercado acionário brasileiro. Isto sugere que a divulgação de sentimento negativo no Twitter aumenta o pânico no mercado e os retornos se tornam mais negativos com o aumento de vendas.

Esse achado diverge daquele encontrado por Debata, Dash e Mahakud (2018) para países emergentes, de que quanto mais otimismo houver, maior será o volume negociado. Porém, converge com os achados de Silva (2017) e Galdi e Gonçalves (2018) para o mercado brasileiro. Essa diferença pode ser explicada pelo cenário atual do mercado brasileiro (2017 e

2018), que vive um período de *bull market*, tendo apresentado desempenho positivo ao longo de 4 anos seguidos, desde 2016, após um longo período de queda.

Tabela 6 – Associação entre o volume negociado e os tipos de sentimento.

Variáveis	q.10	q.25	q.50	q.75	q.90	
d_0	$Sent_d$	-1586632 (1571567)	-3280104*** (1338365)	-1720730 (1,89.10 ⁺⁷)	-4300311* (3412030)	-842931 (1,20.10 ⁺⁷)
	VTP_d	-194,1355 (605,9065)	163,3134 (447,6480)	-202,3108 (603,6381)	736,0237 (1046,333)	144,187 (2961,613)
	VTN_d	48,28383 (563,0039)	-373,2366 (729,6275)	-186,8227 (1838,7970)	221,9430 (3467,391)	7277,507 (9344,4020)
	Vol_{d-1}	0,4110 *** (0,0641)	0,4265*** (0,0189)	0,5490*** (0,2177)	0,6005*** (0,0474)	0,6602*** (0,3311)
d_{-1}	$Sent_{d-1}$	-1999135 (2490658)	-1256662 (1409824)	-116087 (2,01.10 ⁺⁷)	1996617 (5180558)	2791712 (4233094)
	VTP_{d-1}	350,1698 (763,5038)	210,7409 (386,0635)	-696,2313 (669,7108)	-950,9526* (969,3100)	-1748,307 (1830,3930)
	VTN_{d-1}	-147,1529 (1171,469)	87,53969 (635,3683)	238,4604 (1256,581)	375,6633 (2284,2030)	472,47 (1829,5370)
	Vol_{d-1}	0,3732*** (0,0568)	0,4143*** (0,0515)	0,5424*** (0,2597)	0,6639*** (0,0746)	0,6250*** (0,1130)

Notas: $VN_{p,d} = \beta_0 + \beta_1 Sent_{p,d} + \beta_2 VTP_{p,d} + \beta_3 VTN_{p,d} + \gamma_1 L_s(VN_d) + \varepsilon_d$. A tabela apresenta as variáveis defasadas em até um período; em testes não reportados na tabela foram analisadas até cinco dias de defasagem. Na primeira linha é apresentado o coeficiente e entre parênteses o erro padrão. * Significante a 10%, ** a 5% e *** a 1%.

5. CONCLUSÃO

Verificamos em nossas análises que a relação entre o sentimento e o retorno é positiva no tempo contemporâneo, de tal maneira que um sentimento otimista no dia atual é associado a maior retorno no dia atual, porém, com o passar do tempo essa relação costuma se reverter, de modo que quanto maior for o sentimento passado, menor será o retorno contemporâneo. Esse padrão ocorre porque, a priori, quando os investidores recebem boas notícias eles podem a ter as suas cognições afetadas e investem em determinadas ações simplesmente por terem visto notícias positivas sobre a mesma, sem ao menos analisar qual seria a real expectativa de fluxo de caixa futuro da empresa, tomando suas decisões com base em heurísticas, de maneira simples e sem que haja uma maior reflexão. Porém, como o passar dos dias o mercado parece se dar conta de que houve uma reação exagerada frente às boas notícias e a relação entre o sentimento e o retorno se reverte, de modo que os preços voltam a valores próximos do patamar em que eles estavam antes de haver essa reação exagerada. Essa tendência de os preços dispararem e voltarem para próximo da média com o passar dos dias pôde ser claramente vista especialmente por meio dos gráficos dos retornos.

O volume diário de *tweets* também esteve positivamente associado ao volume negociado no mercado apenas quando as mensagens são dotadas de sentimento negativo. Esse achado é especialmente forte quando notamos que o primeiro e o segundo maiores picos de volume ocorreram durante a operação Carne Fraca e o “Joesley day”. Eles estiveram acompanhados de uma série de notícias negativas devido a escândalos envolvendo grandes empresas do setor alimentício e o então presidente da república. Isso ratifica evidências de estudos anteriores de que o mercado brasileiro dá mais ênfase às notícias negativas, o que converge com a heurística da aversão à perda. Esses achados também podem ser explicados por fatores psicológicos, pois, com base em Kahneman e Tversky (1979), acredita-se que os investidores tenham uma percepção relacionada à perda 2,25x maior do que a percepção de ganho, de modo que quando há risco de perda os investidores tentam se proteger. Nossos achados revelam que maior volume de notícias negativas é associado à percepção de maior risco, e isso está associado ao aumento no volume de negócios, pois essa seria uma maneira de os investidores tentarem se proteger.

Os achados deste estudo possuem relevantes contribuições ao demonstrarem que é possível se utilizar o monitoramento do sentimento dos investidores por meio da rede social Twitter como auxílio na previsão das oscilações que ocorrem no mercado brasileiro, ou, pelo menos, para se entender os seus motivos. Assim, sentimento e volume de *tweets* têm potencial para serem utilizados como variáveis auxiliares às estratégias de investimento, haja vista que no mercado brasileiro parece que os investidores negociam no mercado com o Twitter aberto. Assim, seria possível acompanhar o humor do mercado por essa rede social.

Dessa maneira, este estudo é útil para demonstrar aos participantes do mercado que investidores capazes de obter e processar informações provenientes do Twitter podem as utilizar em estratégias de investimento, em especial porque se identificou uma tendência de reversão à média pelos retornos, o que pode abrir a oportunidade de negociação em momentos de sentimentos mais extremados (excesso de pessimismo), indo contra a tendência de mercado, de modo a se obter retornos anormais nos períodos futuros com o retorno à média, especialmente quando o sentimento identificado é pessimista. Sobretudo, é preciso ter cautela quando o sentimento é otimista, pois a aquisição de ativos em momentos de sentimento otimista pode estar associada à retorno anormal negativo, devido à tendência de menores retornos no futuro (reversão à média de preços menores).

Destaca-se também a utilidade destes achados aos órgãos reguladores e fiscalizadores do mercado de ações brasileiro, uma vez que o monitoramento do Twitter surge como potencial ferramenta para se identificar possíveis manipulações de mercado, especialmente junto a ativos com menor liquidez no mercado (mais fáceis de se conduzir os preços). Os resultados deste estudo também trazem contribuições à literatura financeira, de modo a ratificá-la, trazendo uma série de resultados semelhantes ao que foram encontrados anteriormente em outros mercados, além de expandi-la, uma vez que o estudo demonstrou como as atividades *on-line* dos investidores, especificamente na rede social Twitter, tem efeitos em um mercado emergente, como é o mercado brasileiro. Isso é importante pelo fato de a maior parte dessa literatura se referir a mercados desenvolvidos.

REFERÊNCIAS

- Agarwal, S., Kumar, S., & Goel, (2019). U. Stock market response to information diffusion through internet sources: A literature review. *International Journal of Information Management*, 45, 118-131.
- Al-Nasser, A., & Ali, F. (2018). What Does Investors' Online Divergence of Opinion Tell Us About Stock Returns and Trading Volume. *Journal of Business Research*, 86, 166-178.
- Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, 61, 1645-1680.
- Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor Sentiment in the Stock Market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129-151.
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8.
- Brown, G., & Cliff, M. (2005). Investor sentiment and asset valuation. *The Journal of Business*, 78(2), 405-440.
- Brown, G., & Cliff, M. (2004). Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of Empirical Finance*, 11(1), 1-27.
- Carhart, M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57-82.
- Chen, G., Qiu, T., Jiang, X., Zhong, L., & Wu, X. (2015). How trading volume responds to return in financial dynamics? *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 424, 73-81.
- Chen, H., & Lo, T. (2019). Online search activities and investor attention on financial markets. *Asia Pacific Management Review*, 24(1), 21-26.
- Debata, B., Dash, S., & Mahakud, J. (2018). Investor sentiment and emerging stock market liquidity. *Finance Research Letters*, 26, 15-31.
- Do, H., Brooks, R., Treepongkaruna, S., & Wu, E. (2014). How does trading volume affect financial return distributions? *International Review of Financial Analysis*, 35, 190-206.

- Fama, E. (1970). Efficient markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617.
- Fama, E., & French, K. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3-56.
- Fan, W., & Gordon, M. (2014). The power of social media analytics. *Communications of the ACM*, 57(6), 74-81.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: an Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47, 263-291.
- Kao, Y., Chuang, H., & Ku, Y. (2019). The Empirical Linkages among Market Returns, Return Volatility, and Trading Volume: Evidence from the S&P 500 VIX Futures. *The North American Journal of Economics and Finance*, In press, 2019.
- Keene, M., & Peterson, D. (2007). The importance of liquidity as a factor in asset pricing. *Journal of Financial Research*, 30(1), 91-109.
- Kim, J., Ryu, D., & Seo, S. (2014). Investor sentiment and return predictability of disagreement. *Journal of Banking & Finance*, 42, 166-178.
- Kim, N., Lučivjanská, K., Molnár, P., & Villa, R. (2019). Google searches and stock market activity: Evidence from Norway. *Finance Research Letters*, 28, 208-220.
- Kim, S., & Kim, D. (2014). Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 107, 708-729.
- Lee, W., Jiang, C., & Indro, D. (2002). Stock market volatility, excess returns, and the role of investor sentiment. *Journal of banking & Finance*, 26(12), 2277-2299.
- Machado, M. A. V., Faff, R., & Silva, S. C. (2017). Applicability of Investment and Profitability Effects in Asset Pricing Models. *RAC*, 21(6), 851-874.
- Machado, M., & Medeiros, O. (2011). Modelos de precificação de ativos e o efeito liquidez: evidências empíricas no mercado acionário brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, 9, 383-412.
- Machado, M., Gartner, I., & Machado, L. (2017). Relação entre Ibovespa e Variáveis Macroeconômicas: Evidências a Partir de um Modelo Markov-Switching. *Revista Brasileira de Finanças*, 15(3), 435-468.
- Malkiel, B. (2003). The Efficient markets hypothesis and its critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59-82.
- Mao, H., Counts, S., & Bollen, J. (2011). Predicting financial markets: Comparing survey, news, twitter and search engine data. *arXiv preprint arXiv:1112.1051*.
- Mao, Y., Wei, W., Wang, B., & Liu, B. (2012). Correlating S&P 500 stocks with Twitter data. *Proceedings of the first ACM international workshop on hot topics on interdisciplinary social networks research*, 69-72.
- Menkhoff, L. (1998). The noise trading approach-questionnaire evidence from foreign exchange. *Journal of International Money and Finance*, 17(3), 547-564.
- Nisar, T., & Yeung, M. (2018). Twitter as a tool for forecasting stock market movements: A short-window event study. *The Journal of Finance and Data Science*, 4, 101-119.
- Oliveira, N., Cortez, P., & Areal, N. (2017). The impact of microblogging data for stock market prediction: Using Twitter to predict returns, volatility, trading volume and survey sentiment indices. *Expert Systems with Applications*, 73, 125-144.
- Portela, D., & Santos, J. (2018). Risco macroeconômico e o modelo de cinco fatores no mercado acionário brasileiro. *REAd. Revista Eletrônica de Administração*, 24(3), 269-293.
- Renault, T. (2017). Intraday online investor sentiment and return patterns in the US stock market. *Journal of Banking & Finance*, 84, 25-40.
- Shen, D., Liu, L., & Zhang, Y. (2018). Quantifying the cross-sectional relationship between online sentiment and the skewness of stock returns. *Physica A*, 490, 928-934.
- Silva, M. (2017). *O efeito do sentimento das notícias sobre o comportamento dos preços no mercado acionário brasileiro*. Tese de Doutorado em Ciências Contábeis, Programa Multi-institucional e Inter-regional de Pós-graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba e Universidade Federal do Rio Grande do Norte, João Pessoa, Brasil.
- Wei, W., Mao, Y., & Wang, B. (2016). Twitter volume spikes and stock options pricing. *Computer Communications*, 73, 271-281.
- Sheng, X., Brzeszczyński, J., & Ibrahim, B. (2017). International stock return co-movements and trading activity. *Finance Research Letters*, 23, 12-18.