



REDES SOCIAIS E MERCADO FINANCEIRO: EVIDÊNCIAS DO EFEITO BOLSONARO NO IBOV

Mikaéli da Silva Giordani
Universidade Federal de Santa Maria

Admir Renan Voltolini Gomes
Centro Universitário Univel

Nelson Hein
Fundação Universidade Regional de Blumenau

Resumo

O propósito da pesquisa foi analisar o efeito dos tweets do presidente do Brasil na variação diária do Índice Bovespa. O Twitter é uma mídia social popular entre as pessoas, principalmente pela compatibilidade com uma diversidade de dispositivos eletrônicos. Nesse sentido, pela quantidade de usuários, autoridades têm utilizado o Twitter como uma alternativa de disseminar conteúdo entre os seus seguidores. Para consecução da pesquisa, foram selecionadas as cotações diárias do Ibovespa no período entre novembro de 2019 e janeiro de 2021 e, posteriormente, coletadas as informações referentes aos tweets publicados, número de curtidas e retweets na página do Presidente. Por conseguinte, com o auxílio do Google Colaboratory e utilização da linguagem Python, se realizou a análise da polaridade e da subjetividade. Para análise dos resultados, empregou-se regressões OLS com erros padrão robustos. Os achados da pesquisa evidenciaram relação positiva estatisticamente significativa entre o número de tweets e retweets e a variação diária do índice Ibovespa, demonstrando que quanto mais postagens e retweets maior a volatilidade do Ibovespa. Com relação a subjetividade, verificou-se uma relação negativa estatisticamente significativa com a variação diária do índice Ibovespa, indicando que quanto mais subjetiva a mensagem menor a volatilidade do Ibovespa. Os achados contribuem com a discussão na literatura evidenciando a perspectiva de influência dos atributos das mensagens presidenciais no principal índice de ações do mercado brasileiro.

Palavras-chave: mídia social; *twitter*; índice Bovespa; Bolsonaro.

Categoria: Artigo científico completo.



1 INTRODUÇÃO

O presente estudo explora as postagens na mídia social, no contexto das redes sociais, especificamente a página do *Twitter* do presidente do Brasil, Jair Bolsonaro, e o desempenho das cotações das ações negociadas na Brasil, Bolsa, Balcão (B3), por meio do Índice Bovespa (Ibovesa). As plataformas de mídia social são frequentemente usadas para realizar funções marketing, gerenciamento da marca, publicidade de produtos e gestão de relacionamento com as partes interessadas na organização (Cao, Ajjan, Hong & Le, 2018). No entanto, conforme Ajjoub, Walker & Zhao (2020) a funcionalidade e influência das mídias sociais vai muito além.

Nesse contexto, é abordado que um número cada vez maior de investidores está utilizando as mídias sociais para compartilhar e acessar informações sobre o mercado e empresas específicas, com o intuito de melhorar suas decisões de investimento (Ajjoub et al., 2020). Segundo pesquisa realizada pelo Brunswick Group em 2019, no ano de 2018 ocorreu um aumento de 25% no número de investidores que tomam decisões com base em informações de fontes digitais, em comparação com 2017, correspondendo a 88% dos investidores. Adicionalmente, a pesquisa revela que o motivo mais comum pelo qual os investidores utilizam as mídias sociais é para acessar atualizações de notícias, atualizações de mercado e comentários dos gestores (Brunswick, 2019). Outra pesquisa realizada em 2019, apresentou que investidores da América do Norte, Europa e Ásia, são mais propensos a consultar a mídia digital (63%), do que publicações tradicionais específicas de finanças (48%) (Greenwich, 2019).

A literatura acadêmica apresenta evidências acerca do uso de mídias sociais no meio corporativo. Foi observado que o uso dessas ferramentas pelas empresas infere em aspectos financeiros, operacionais e de desempenho (Paniagua & Sapena, 2014; Zhang, 2015; Arnaboldi, Busco & Cuganesan, 2017). Entretanto, poucos estudos exploram um nível micro, com o intuito de verificar o impacto de uma única conta de mídia social ou usuário no mercado de capitais. Destaca-se nesse ponto que os estudos nessa esfera, concentram-se no contexto Norte Americano, especificamente na análise dos *tweets* do presidente dos Estados Unidos, Donald Trump. O estudo de Ajjoub et al. (2020) que evidenciou a relação entre os *tweets* de Trump sobre as empresas e o preço das ações das mesmas, Kinyua et al. (2021), analisaram o impacto do sentimento dos *tweets* de Trump sobre o *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) e *Standard & Poors 500* (S&P500) e Kandi, Gujjula, Buddha e Bhagavan (2021) avaliaram os efeitos dos *tweets* do presidente Trump em setores específicos.

Além disso, observa-se que publicações de pessoas influentes tem repercutido e causado um efeito imediato no mercado acionários. Por exemplo, o CEO da empresa Tesla, Elon Musk, publicou um *tweet*, mencionando que os papéis da empresa estavam supervalorizadas, tal publicação fez com o valor das ações da empresa caíssem imediatamente cerca de 10%. No Brasil, fatos semelhantes ocorreram, como o caso da empresa Via Varejo, que *tweetou* números elevados de venda da varejista, o fato impulsionou o valor das ações da empresa mais de 7%. Mais recentemente, uma transmissão realizada pelo presidente Jair Bolsonaro, em uma mídia social, também repercutiu, o presidente criticou a alta do preço dos combustíveis e mencionou que faria mudanças na empresa Petrobras, no dia seguinte a empresa vivenciou uma redução de valor de mercado de \$28 bilhões.

Diante dessas evidências supracitadas, observa-se o uso intenso das mídias sociais pelos investidores e sugere-se que notícias relacionadas ao mercado no qual os investidores operam, publicadas nesses meios, principalmente por pessoas influentes, fazem parte de suas avaliações para tomada de decisão. Assim, o estudo apresenta a seguinte questão norteadora da pesquisa: Qual a relação entre as postagens do presidente do Brasil em mídia social e a variação do Índice Bovespa? Sendo o objetivo da pesquisa analisar o efeito das postagens do *Twitter* (*tweets*) do presidente do Brasil, Jair Bolsonaro, na variação do Ibovespa.



O estudo contribui com a incipiente literatura sobre o uso de mídia sociais e os reflexos no mercado de capitais. Especificamente, contribui ao analisar os *tweets* publicados pelo presidente do Brasil e relacionar com o Índice Bovespa. Salienta-se que o presente estudo difere-se dos desenvolvidos por Ajjoub et al. (2020), Kinyua et al. (2021) e Kandi, Gujjula, Buddha e Bhagavan (2021) por dois motivos, primeiro analisa todos os *tweets* publicados pelo presidente relacionados com o contexto brasileiro, e segundo verifica a relação em um país em desenvolvimento, por meio de com um índice de mercado, o qual indica o desempenho das ações negociadas na bolsa brasileira. Dessa forma o estudo contribui, ou evidenciar que o uso de mídia social por figuras públicas, pode ser uma poderosa ferramenta de comunicação, com um impacto significativo no mercado de capitais.

O estudo justifica-se ao apresentar evidências sobre o uso de mídias sociais em um contexto micro e os reflexos no mercado. Apesar de ser analisada as postagens de um único usuário, justifica-se que o Presidente do Brasil corresponde a uma das figuras mais importantes para o desenvolvimento social e econômico, bem como, tem influência sobre a legislação e é o responsável pelas relações internacionais do país. Adicionalmente, destaca-se que Jair Bolsonaro é um usuário ativo na mídia social do *Twitter*, com publicações frequentes e 6,6 milhões de seguidores.

2 ANTECEDENTES E DESENVOLVIMENTO DAS HIPÓTESES

O mercado de ações, segundo Nemes e Kiss (2021) é um dos participantes econômicos mais relevantes. Pontua-se que, em um cenário volátil, como é o caso do mercado de ações, é imprescindível possuir uma previsão acurada das tendências futuras para aproveitar as mudanças desse mercado (Kakkad et al., 2019). Nesse sentido, os investidores e analistas buscam interpretar e determinar os diferentes movimentos do mercado de ações para planejar suas estratégias de compra ou venda (Kalyani, Bharathi & Rao, 2016; Nemes & Kiss, 2021). Essa volatilidade do mercado de ações também atrai os pesquisadores que buscam compreender esse cenário e prever seus próximos movimentos, em meio a grande quantidade de dados que esse mercado produz todos os dias (Kalyani, Bharathi, & Rao, 2016).

Tradicionalmente, segundo Gan, Alexeev, Bird e Yeung (2020), os investidores são informados, por meio dos relatórios financeiros convencionais publicados pelas empresas, anúncios oficiais, teleconferências corporativas e relatórios de pesquisas de analistas. Entretanto, com os recentes avanços nas tecnologias digitais e de telecomunicações, as mídias sociais têm sido um canal instantâneo para compartilhamento das informações das empresas (Gan et al., 2020).

Diante do conjunto de mídias sociais o *Twitter* é relativamente novo, e abrange componentes básicos que servem de exemplo para possíveis mídias futuras, pois oferece uma cobertura mais expressiva em comparação com as mídias tradicionais (Sanderson & Kassing, 2011). A popularidade do *Twitter* pode ser atribuída à compatibilidade em uma série de dispositivos eletrônicos, desde dispositivos web até celulares. Além disso, também pode ser atribuída pela predominância de uma subcultura que tende a incentivar os usuários a adquirirem uma rede ampla, com muito seguidores e publicar *tweets* sobre os diversos assuntos durante o dia (Sankaranarayanan, Samet, Teitler, Lieberman & Sperling, 2009).

Embora os *tweets* sejam restringidos quanto ao limite de caracteres das mensagens e, que essa restrição ocasione publicação de conteúdos não necessariamente formatados, os conteúdos são completos de forma suficientes para que os usuários entendam as ideias que são transmitidas. E ainda, são oferecidas as possibilidades dos usuários se conectarem a outros objetos, artigos, vídeos, por meio de *links*, que normalmente são usados para vincular os *tweets* a materiais relacionados (Sankaranarayanan et al., 2009).



No que tange o mercado de capitais, Kinyua, Mutigwe, Cushing e Poggi (2021) ressaltam que o mercado de ações e outros instrumentos financeiros são complexos, devido à volatilidade, que pode ser atribuída a uma ampla gama de fatores internos e externos, como por exemplo, eventos políticos, inflação, taxas de câmbio, fatores econômicos, eventos sociais e ambientais. Além disso, o mercado também pode ser influenciado por mudanças tecnológicas e pela forma como as informações são adquiridas e processadas, nesse meio, diante da popularidade do *Twitter*, verifica-se uma gama de investidores presentes nessa mídia social, os quais podem coletar informações para a tomada de decisões, e conseqüentemente, influenciar o mercado de capitais.

Nesse sentido, o *tweet* publicado pode refletir além da informação divulgada, o sentimento do usuário em relação ao assunto, e influenciar os demais participantes presentes na mídia social. No entanto, a abordagem do sentimento dos investidores enfrenta vários desafios, entre eles, a caracterização e mensuração do sentimento do investidor, bem como a compreensão dos fundamentos e a variação dos sentimentos ao longo do tempo (Baker & Wurgler, 2007).

Devido à popularidade do uso do *Twitter* por autoridades, como por exemplo, o presidente norte americano Donald Trump, o ambiente político e econômico são assuntos que também compõem a ampla gama de informações que são publicadas no *Twitter*, e essas informações podem ser utilizadas no mercado de capitais. O estudo de Kinyua et al. (2021), analisou o impacto dos *tweets* de Trump sobre o *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) e *Standard & Poors 500* (S&P500) por meio de análise de sentimentos e aprendizado de máquina. Os resultados apontaram que os *tweets* publicados pelo presidente Trump impactaram negativamente nesses índices.

Nesse contexto, Kandi, Gujjula, Buddha e Bhagavan (2021) também avaliaram os efeitos dos *tweets* do presidente Donald Trump, porém em setores específicos. Os resultados evidenciaram que os *tweets* publicados elevaram o valor das ações e aumentam o volume de negociações, bem como, a instabilidade e interesse dos investidores. Assim, os resultados indicam que autoridades, como o Trump, ao expor declarações sobre as empresas em mídia social, provocam alterações no mercado, verificadas por meio das mudanças no preço das ações, fato que ocorre de forma imediata.

Nessa mesma linha, Ajjoub et al. (2020) investigaram a influência dos *tweets* do presidente dos EUA, Donald Trump, sobre empresas específicas, no preço das ações das mesmas. Os achados permitem concluir que os *tweets* do presidente influenciam no preço das ações de vários tipos de empresas. Assim, os achados fornecem evidências sobre a forma como as figuras públicas devem usar as plataformas de mídias sociais, pois suas publicações podem acarretar perturbações e influenciar a tomada de decisão dos investidores, fato que conseqüentemente, causa alterações no mercado.

Com base nos desafios apresentados por Baker e Wurgler (2007) e os resultados dos estudos de Ajjoub et al. (2020), Kinyua et al. (2021) e Kandi et al. (2021), a presente pesquisa busca evidências acerca do reflexo das publicações do presidente do Brasil, Jair Bolsonaro, no mercado de um país em desenvolvimento, por meio da seguinte hipótese:

H₁: Os *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa.

O estudo de Benton e Philips (2020) apresenta que as postagens em mídia social de figuras políticas são úteis para os investidores, pois demonstra a opinião sobre determinado assunto e a direção de futuras decisões governamentais. Além disso, os investidores e demais



seguidores, reagem as publicações realizadas, o que também pode ser útil para os agentes do mercado, visto que reflete a opinião dos demais usuários em relação ao mesmo assunto. Essa reação pode ser observada de diversas formas, como por exemplo, por meio de *retweets* e curtidas.

Dessa forma, além das publicações realizadas, outra informação importante a ser analisada é a recepção dessa informação pelos demais usuários do *Twitter*. O estudo de Grover e Kar (2020) destaca a importância das características das publicações, como o número de *retweets* e o número de usuários que participam da publicação, que pode ser observado por meio de comentários e curtidas. Essas características indicam a percepção e a opinião dos demais usuários em relação ao assunto, sendo que tais fatores também podem influenciar o processo de tomada de decisão e sucessivamente a movimentação do mercado.

Em síntese, acredita-se que assim como os *tweets*, publicados por Jair Bolsonaro, a reação inerente às suas publicações também influenciem no mercado. Nesse sentido, elaborou-se a segunda hipótese de pesquisa:

H₂: O número de *retweets* e curtidas dos *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa.

Considerar todas as informações atuais e passadas consiste em uma tarefa difícil para os indivíduos, no propósito de prever a tendência futura de um determinado ativo no mercado de capitais (Kalyani, Bharathi & Rao, 2016). Todavia, com o advento da tecnologia e a maximização do compartilhamento de informações, a Internet é vista como uma fonte de consulta aos dados e diversidade de opiniões. O avanço tecnológico e sofisticação das ferramentas de análises dos dados são fundamentais para uma compreensão mais apurada e eficiente do comportamento dos ativos e dos investidores no mercado de capitais e a realização de previsões.

Diante desse cenário, a utilização dos algoritmos de *machine learning* apresenta-se como uma alternativa substancial para análise dos sentimentos, na medida em que o valor de um ativo pode estar fortemente atrelado às notícias disseminadas no mercado e ao comportamento humano (Kakkad et al., 2019). Diante disso, Igarashi, Valdevieso e Igarashi (2021) comentam que o avanço da inteligência artificial no campo do processamento de linguagem natural (PLN) oportunizou a automatização do procedimento de análise, com o emprego de técnicas, com por exemplo, de Análise de Sentimentos, nos discursos de linguagem verbal.

Destarte, Igarashi et al. (2021) analisaram a correlação entre o comportamento variante do preço dos ativos da Petrobrás (PETR4) na bolsa de valores e o indicador de polaridade das notícias publicadas por portais com foco no mercado financeiro. Sendo assim, Igarashi et al. (2021) observaram, em alguns momentos, uma correlação entre os sentimentos analisados e o preço dos ativos, embora, predominantemente a correlação verificada no período analisado é moderada.

Além disso, Nemes e Kiss (2021) utilizaram diferentes ferramentas de análises de sentimentos para classificar as manchetes de notícias econômicas e investigar seu impacto nas alterações dos valores dos ativos no mercado de ações. Para isso, Nemes e Kiss (2021) trabalharam com as técnicas de análises de sentimentos por *TextBlob*, *Natural Language Toolkit – NLTK*, *Valence Aware Dictionary and SEntiment Reasoner – VADER Lexicon*, *Recurrent neural network – RNN* e *Bidirectional encoder representations from transformers – BERT*. Com isso, Nemes e Kiss (2021) perceberam que, em geral, as manchetes de notícias econômicas



impactam o valor de mercado das ações, e, diferenças significativas entre os resultados das diferentes ferramentas de análises também foram observadas.

Considerando as notícias disseminadas no mercado de ações, Kakkad et al. (2019) investigaram as implicações da polaridade de um determinado texto. Sendo assim, Kakkad et al. (2019) empregaram a análise *TextBlob*, em que apresenta um valor entre -1 (polaridade negativa) para a informação que não é bem recebida, com indicativo de redução no preço dos ativos a +1 (polaridade positiva) para informação que é bem recebida, com indicação de maximização no preço dos ativos. À vista disso, de acordo com Kakkad et al. (2019) a análise de sentimentos das notícias auxilia na previsão de tendências do mercado, bem como seu impacto.

Ainda sobre a polaridade na disseminação de notícias no mercado de ações, Kalyani et al. (2016) investigaram dados não quantificáveis, como notícias financeiras sobre uma determinada empresa norte americana, com o objetivo de prever a tendência futura do valor das ações, com base no sentimento dessas notícias publicadas. Assim, por meio de três modelos propostos, os autores analisaram a polaridade das notícias disseminadas como sendo positivas ou negativas. Os achados provenientes dos experimentos corroboraram com a proposição de que as notícias impactam o mercado de capitais (Kalyani et al. 2016).

No mercado de capital japonês, Katayama e Tsuda (2020) investigaram se o sentimento das notícias, mensurado por técnica *deep learning* pode ser utilizado para estratégias de investimentos. Para a análise, foram consideradas pontuações de sentimentos por frequência diária, semanal e mensal e aplicaram o cálculo do desempenho do investimento nessa escala. Os autores observaram que os sentimentos das notícias impactam o mercado de ações em questão, porém o espaço de tempo é relativamente curto, perdurando menos que uma semana (Katayama & Tsuda, 2020).

Diante do exposto, com relação ao sentimento da publicação realizada pelo presidente Jair Bolsonaro no *Twitter*, a seguinte hipótese de pesquisa foi elaborada:

H₃: A polaridade dos *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa.

Além da análise da polaridade de determinado texto, o estudo de Kakkad et al. (2019) também investigou as implicações da subjetividade. A análise da subjetividade visa mensurar o quão subjetivo é determinado texto por meio de uma escala de 0 a 1, na qual quanto mais próximo de 1, maior a subjetividade do texto.

Frases subjetivas geralmente se referem a opiniões pessoais, emoções, ou julgamentos, enquanto objetivo se refere a informações factuais (Kundu, Desai, Ghosh & Sarkar, 2021). Entende-se que uma informação objetiva é mais clara e direta, sendo preferível pelos participantes do mercado de capitais. Dessa forma, com o intuito de verificar o efeito da subjetividade dos *tweets* do presidente Jair Bolsonaro no Índice Bovespa, formulou-se a seguinte hipótese de pesquisa:

H₄: A subjetividade dos *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A população do presente estudo corresponde a cotação diária do Índice Bovespa. Para a amostra foram selecionadas as cotações diárias do período entre 01/11/2019 e 29/01/2021.



Posteriormente, foi observada a página do *Twitter* do presidente Jair Bolsonaro e coletadas as informações referentes aos *tweets* publicados, número de curtidas e *retweets*.

Para coleta dos dados no *Twitter* foi utilizado o *Google Colaboratory*, o qual corresponde a um ambiente que permite a utilização de linguagem *Python* como uso de *Jupyter Notebook* e em nuvem. Diante disso, os dados referentes aos textos dos *tweets* do presidente Jair Messias Bolsonaro foram coletados por meio da biblioteca *Tweepy* (Roesslin, 2020) e acessados com as chaves geradas na interface de programação de aplicações (API) em conta de desenvolvedor no *Twitter* de forma gratuita.

Para este estudo os objetos coletados do *Twitter* foram os seguintes; (a) texto de modo estendido, (b) data de criação, (c) contagem de *retweets* e (d) contagem de curtidas (*likes*). Para a análise dos sentimentos com a biblioteca *TextBlob* (Loria, 2018), os dados dos *tweets* foram organizados com auxílio da biblioteca *Pandas* (McKinney, et al., 2010) e removido os caracteres especiais com auxílio do módulo *regular expression*, e traduzidos por meio da biblioteca *Googletrans* (Han, 2020).

A utilização da biblioteca *TextBlob* é utilizada para fornecer uma interface de programação de aplicações (API) para processamento de dados textuais consistente para realizar tarefas de processamentos de linguagem natural (PNL), desde marcação de classes gramaticais até análise de sentimento. No geral as análises de sentimentos utilizam aprendizado de máquina e abordagem de léxico (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014), a Figura 1 demonstra as técnicas de classificação de sentimento.

Conforme destacado na Figura 1, a biblioteca *TextBlob* emprega o modelo *Naive Bayes* para classificação do sentimento (Loria, 2018). O classificador *Naive Bayes* é mais simples e mais comumente utilizado. É calculada a probabilidade posterior de determinada classe considerando a distribuição das palavras no documento.

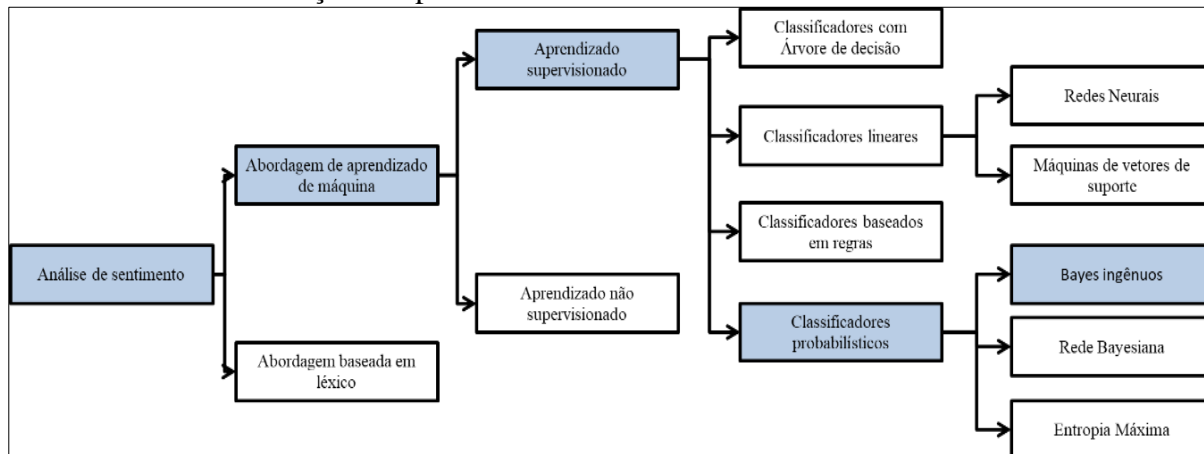


Figura 1 Técnicas de classificação de sentimento

Fonte: Adaptado de Medhat, Hassan e Korashy (2014).

Assim, este modelo utiliza a extração de recursos do *Bag of Words* ignorando a posição da palavra no documento, usando assim, o Teorema de *Bayes* para prever a probabilidade de um determinado conjunto pertença a um rótulo (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014).



A coleta de dados por meio do Google *Colaboratory*, na página do *Twitter* ocorreu no dia 01/02/2021. Destaca-se que os tweets diários foram somados, bem como, as curtidas e *retweets*. Na sequência foi efetuada a média das curtidas e *retweets*. Adicionalmente, para a operacionalização das regressões, as variáveis *tweets*, curtidas e *retweets* foram padronizadas, por meio do logaritmo. Ademais, como as cotações do Ibovespa somente ocorrem em dias úteis, os tweets, e curtidas e *retweets* publicados pelo presidente em dia não úteis (fim de semana e feriados), foram agrupados no próximo dia útil.

Dessa maneira, a amostra constituiu-se de 306 cotações diárias do Índice Bovespa, a qual corresponde a um período de 15 meses. A Tabela 1 apresenta o número de *tweets*, curtidas e *retweets* analisados.

Tabela 1

Amostra da pesquisa

Itens	Amostra
Variação diária do Índice Bovespa	306
<i>Tweets</i>	3.208
Curtidas	63.256.227
<i>Retweets</i>	11.766.884

Fonte: Dados da pesquisa.

Verifica-se na Tabela 1 que o número de publicações no *Twitter* realizadas pelo presidente Jair Bolsonaro apresenta uma média diária de 10 *tweets*. Em relação as curtidas a média diária no período analisado é de 206.719, já no que tange ao número de *retweets* essa média corresponde a 38.453. De modo geral observou-se que Jair Bolsonaro tem uma presença ativa na mídia social do *Twitter*, com postagens diárias, bem como, o número de curtidas e de *retweets*, sugere que seus seguidores acompanham e reagem as suas publicações.

Utilizou-se neste estudo a variação diária do Índice Bovespa (IBOV) como variável dependente, *tweets* (TW), curtidas (CUR), *retweets* (RT), polaridade (POL) e subjetividade (SUB) referentes as publicações do presidente do Brasil, como variáveis independentes. A taxa de juros (SLC) e inflação (INFL), foram inseridas no modelo como variáveis de controle. Essas variáveis foram extraídas da base de dados *Refinitiv*[®] e da mídia social *Twitter*. Demonstram-se na Tabela 2, detalhadamente, as variáveis analisadas no estudo.

Tabela 2

Variáveis utilizadas no estudo

Variáveis/ Definição		Fórmula	Coleta	Autores
Variável dependente				
IBOV	Índice Bovespa	Variação diária	<i>Refinitiv</i> [®]	Próprios autores.
Variáveis independentes				
TW	<i>Tweets</i>	Logaritmo do número de publicações referentes a informações financeiras		Lee, Hutton e Shu (2015); Manetti e Belluci (2016); Manetti, Belluci e Bagnoli (2017); Jung et al. (2018).
CUR	Curtidas	Logaritmo do número de curtidas referentes a informações financeiras	<i>Twitter</i>	Jung et al. (2018); Manetti e Belluci (2016); Zhang (2015).
RT	<i>Retweets</i>	Logaritmo do número de <i>retweets</i> referentes a informações financeiras		Zhang (2015); Manetti e Belluci (2016); Manetti, Belluci e Bagnoli (2017); Jung et al. (2018).



POL	Polaridade	De -1 a 1, informação negativa e positiva		Medhat, Hassan e Korashy (2014)
SUB	Subjetividade	De 0 a 1, informação subjetiva		Medhat, Hassan e Korashy (2014)
Variáveis de Controle				
SLC	Taxa de Juros Nominal	Taxa Selic Mensal	<i>Refinitiv</i> [®]	Próprios autores.
INFL	Inflação	Índice de Preços ao Consumidor Ampliado Mensal		

Fonte: Dados da pesquisa.

As variáveis coletadas do *Twitter*, *tweets* (TW), *retweets* (RT) e comentários (COM), essas variáveis foram somadas, para que se pudesse obter um total diário para cada uma, sendo que RT e COM correspondem a média diária. As variáveis polaridade (POL) e subjetividade (SUB), também correspondem a média diária, e por fim, a taxa Selic e inflação são dados mensais. Destaca-se em relação à variável variação do Índice Bovespa, que o sinal negativo foi desconsiderado, pois entende-se que quanto mais distante de zero, maior a variação diária do índice (que pode ser positivo ou negativo).

Posteriormente, foi realizado o teste de normalidade *Shapiro-Wilk*, o qual demonstrou que os dados não apresentam distribuição normal ($Z = 5,526$; $p < 0,000$). Na sequência, foi realizada a correlação de *Pearson* e *Spearman*. Por fim, com o intuito de atender ao objetivo do estudo, foram operacionalizadas regressões OLS com erros padrão robustos (com correção de White) e controle de efeitos fixos de setor e trimestre, por meio do *software* STATA. O modelo empírico apresenta-se nas Equação 1 e 2:

$$IBOV_{it} = \beta_0 + \beta_1 TW_{it} + \beta_2 CUR_{it} + \beta_3 RT_{it} + \beta_4 SLC_{it} + \beta_5 INFL_{it} + \varepsilon$$

Equação 1

$$IBOV_{it} = \beta_0 + \beta_1 POL_{it} + \beta_2 SUB_{it} + \beta_3 SLC_{it} + \beta_4 INFL_{it} + \varepsilon$$

Equação 2

A regressão foi operacionalizada com e sem as variáveis de controle (VC), com o propósito de evidenciar a relação direta entre as variáveis independentes (*tweets* (TW), curtidas (CUR) e *retweets* (RT), polaridade (POL) e subjetividade (SUB)) e o Índice Bovespa, bem como, quando incluída as variáveis de controle. Em relação às variáveis independentes, salienta-se que foram operacionalizadas regressões separadas para cada variável.

Tratando-se da realização de regressão robusta, justifica-se, pois o teste *White* apresentou-se significativo ($P = 32,25$; $p < 0,000$), o que indica a presença de heterocedasticidade. Em relação a não normalidade dos dados, esse pressuposto da regressão linear OLS foi relaxado ao considerar o Teorema Central do Limite, devido ao número de observações. Além disso, testou-se a multicolinearidade entre as variáveis, pelo teste *Variance Inflation Factor* (VIF), e a autocorrelação dos resíduos, pelo teste *Durbin Watson*, cujos resultados estão apresentados na seção de análise dos resultados.



4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Inicialmente, apresenta-se a estatística descritiva das variáveis utilizadas nesta pesquisa. Posteriormente, apresenta-se a matriz de correlação de *Pearson e Spearman* e, por fim, os resultados das regressões que visam atender ao objetivo proposto. Na Tabela 3 apresenta-se a estatística descritiva das variáveis, que compreende a média, desvio-padrão, percentil 25, mediana e percentil 75.

Tabela 3

Estatística Descritiva

Variável	Média	Desvio Padrão	Percentil 25	Mediana	Percentil 75	Coefficiente de variação
IBOV	1,294	0,923	0,520	1,170	1,910	0,713
TW	2,001	0,839	1,386	2,012	2,564	0,419
RT	8,181	0,546	7,826	8,190	8,528	0,067
CUR	9,840	0,580	9,509	9,866	10,189	0,059
POL	0,102	0,101	0,045	0,095	0,145	0,990
SUB	0,259	0,137	0,175	0,250	0,323	0,529
SLC	2,931	1,083	1,940	2,550	4,160	0,369
INFL	5,295	5,919	2,550	3,160	10,820	1,118

Legenda: IBOV = Variação diária do Índice Bovespa; TW = Publicações; RT = *Retweets*; CUR = Curtidas; POL = Polaridade; SUB = Subjetividade; SLC = Taxa Selic; INFL = Inflação; Fonte: Elaborado pelos autores.

A variável dependente, variação do Ibovespa em módulo, possui a média correspondente a 1,294 com desvio padrão igual de 0,923 acarretando um coeficiente de variação equivalente a 71,3%, comparado com as demais variáveis independentes é possível perceber que é a terceira variável do estudo com mais variação. Por outro lado, a variável referente ao logaritmo dos *tweets* presidenciais possui em média logaritmo igual a 8,181, com um coeficiente de variação igual a 0,419, este fato aponta que pode existir uma ação premeditada para quantidade de tweets emitidos.

Por outro lado, a variável polaridade média que representa os sentimentos positivos ou negativos dos *tweets* demonstra que o conteúdo das mensagens também pode ser gerenciado, visto que em média é próximo de 0,102, e o coeficiente de variação em torno da média equivalente a 0,99. O mesmo ocorre com a subjetividade média, por possuir a escala com o mínimo igual a zero, a média se demonstra mais alta que a polaridade, porém o coeficiente de variação menor em relação a polaridade. Da mesma maneira, a subjetividade das mensagens também pode ser gerenciada para evitar os extremos.

Em harmonia com os apontamentos de Ajjoub et al. (2020) esses achados fornecem evidências de como as figuras públicas usam as mídias sociais, visto que em média evitam os mensagens polarizadas nos extremos e subjetivas aos extremos. Diante disso, é também é possível considerar os apontamentos de Baker e Wurgler (2007), pois não se pode descartar a possibilidade de o emissor não considerar a influência dessas mensagens no sentimento do usuário referente ao assunto, bem como, a influência nos demais participantes do mercado. Diante disso, o emissor em média pode comeder suas publicações.

Por outro lado, as variáveis econômicas apresentaram nesse período assimetria positiva, pois tanto a Selic quanto a inflação possuem médias maiores que as suas respectivas medianas. Porém, ressalta-se que no período analisado a inflação possui uma curva assimétrica com



proporção maior em relação a todas as variáveis estudadas, visto que o terceiro quartil apresenta o valor de 10,820. A seguir, a Tabela 4 apresenta a matriz de correlação de Pearson.

Tabela 4

Correlação de Pearson

Variável	IBOV	TW	RT	CUR	POL	SUB	SLC	INFL
IBOV	1							
TW	0,204**	1						
RT	0,082	-0,283**	1					
CUR	0,029	-0,253**	0,783**	1				
POL	-0,023	-0,091	-0,068	-0,070	1			
SUB	-0,118*	-0,070	-0,080	-0,043	0,352**	1		
SLC	-0,124*	-0,038	-0,510**	-0,407**	0,217**	0,228**	1	
INFL	-0,094	-0,105	0,173**	0,118*	-0,105	-0,022	-0,220**	1

Legenda: IBOV = Variação diária do Índice Bovespa; TW = Publicações; RT = *Retweets*; CUR = Curtidas; POL = Polaridade; SUB = Subjetividade; SLC = Taxa Selic; INFL = Inflação; Níveis de significância: ** $p < 0,1$, * $p < 0,05$. Fonte: Elaborado pelos autores.

O Ibovespa possui relação positiva e estatisticamente significativa ao nível de 1% com os tweets presidenciais, contudo, os coeficientes demonstram que essa correlação é fraca, pois se estabeleceram próximo de 0,2. Por outro lado, tanto a subjetividade quanto a taxa Selic são inversamente correlacionadas com o Ibovespa ao nível de 10% e, também se apresenta como correlações fracas.

A correlação mais forte observada está entre o número de curtidas e de retweets sendo positiva e estatisticamente significativa. Este fato aponta que o compartilhamento das mensagens ocorre a medidas que as pessoas curtem o conteúdo. Por outro lado, a correlação entre a taxa Selic e o número de retweets é negativa e estatisticamente significativa a 5%, deste modo, é possível identificar que os fatores econômicos influenciados por essa taxa levam a diminuição do compartilhamento das mensagens presidenciais. Estes achados estão em harmonia com Igarashi et al. (2021), pois além de correlação moderada os tweets presidenciais também podem ser extrapolados para outros índices e indicadores econômicos.

Por outro lado, as variáveis econômicas apresentaram nesse período assimetria positiva, pois tanto a Selic quanto a inflação possuem médias maiores que as suas respectivas medianas. Porém, ressalta-se que no período analisado a inflação possui uma curva assimétrica com proporção maior em relação a todas as variáveis estudadas, visto que o terceiro quartil apresenta o valor de 10,820. Diante do comportamento das variáveis apresentadas, o próximo tópico discute a influência das variáveis em destaque nas hipóteses neste estudo sobre o Ibovespa.

Tabela 5

Resultado Regressão Variação Índice Bovespa e Publicações em Mídia Social

Variáveis	Variável dependente: Variação Ibovespa			
	Coefficiente	(Estatística <i>t</i>)	Coefficiente	(Estatística <i>t</i>)
Constante	-0,988	(-1,02)	-0,246	(-0,22)
TW	0,269***	(4,16)	0,244***	(3,73)
RT	0,351**	(2,36)	0,317**	(2,07)
CUR	-0,114	(-0,87)	-0,127	(-0,97)
SLC	-	-	-0,065	(-1,25)
INFL	-	-	-0,017**	(-2,28)
Significância do modelo	0,000***		0,000***	
R ² (%)	6,48		7,83	



R ² ajustado	5,55	6,30
VIF	1,09 – 2,64	1,07 – 3,06
DW	1,396	1,409
N	306	306

Legenda: IBOV = Variação diária do Índice Bovespa; TW = Publicações; RT = *Retweets*; CUR = Curtidas; SLC = Taxa Selic; INFL = Inflação; VIF = Variance Inflation Factor; DW = Durbin-Watson; N = número de observações. Níveis de significância: * p<0,1, ** p<0,05, *** p<0,01. Fonte: Elaborado pelos autores.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 1, é possível verificar que ambos os modelos apresentaram um VIF abaixo de 5, valor de corte sugerido por Hair Jr. et al. (2009), indicando que a multicolinearidade não é uma preocupação. Além disso, a estatística F dos modelos apresentam um p valor < 0,01, isto é, se verifica a presença de uma relação significativa entre pelo menos uma variável explicativa e a variável dependente (Hair Jr. et al., 2009). Sendo assim, no primeiro modelo estimado (Equação 1), os coeficientes atrelados as publicações (0,269) e retweets (0,351) apresentaram significância estatística, ao nível de 1% e 5%, respectivamente. Isso significa, que tanto o volume de publicações e quanto o volume de curtidas influenciam positivamente nas variações diárias do Ibovespa (variável dependente). E, o R² ajustado evidenciou um poder explicativo do modelo de 5,55%.

Com o ajuste no modelo 1, na presença das variáveis de controle, se observou que apenas a inflação apresentou significância estatística (p valor < 0,05), porém com influência negativa (-0,0017) na variação do Ibovespa). Como a introdução de variáveis no modelo, o R² ajustado apresentou um acréscimo no poder explicativo do modelo, perfazendo 6,30%. Entretanto, a força de influência dos coeficientes relativos aos *tweets* e *retweets* reduziram para 0,244 e 0,317, respectivamente. Mesmo com o ajuste no modelo, o coeficiente associado a variável curtidas, não apresentou significância estatística, demonstrando, portanto, não influenciar as variações diárias do Índice Bovespa.

Os achados contribuem com a discussão de Gan et al. (2020) ao evidenciar que as mídias sociais, nesse caso o *Twitter*, pode ser um canal instantâneo para o compartilhamento de conteúdo que influencia o mercado de capitais. Assim, não se rejeita as hipóteses **H₁** de que os *tweets* e **H₂** de que os *retweets* publicados pelo presidente do Brasil têm influência sobre a variação do Índice Bovespa. Além disso, os resultados corroboram com as previsões de Sanderson e Kassing (2011) ao discorrerem sobre a relevância do *Twitter* ao longo do tempo como um canal de compartilhamento de conteúdo. Essa previsão de Sanderson e Kassing (2011) sobre o alcance do *Twitter* em relação as mídias tradicionais, é evidente ao observar a influência do conteúdo publicado (*tweets*), bem como dos *retweets*, em um índice do mercado de capitais.

Além disso, esses resultados complementam a literatura que investiga o uso do *Twitter* por autoridades, a exemplo de Kinyua et al. (2021) que analisaram o uso do *Twitter* pelo presidente norte americano. Essa utilização do *Twitter* por autoridades acentua a importância dessa ferramenta, destacada pela interatividade dos usuários com seus seguidores (Sankaranarayanan et al., 2009). Quanto ao efeito da influência, os achados desta pesquisa agregam ao estudo de Kinyua et al. (2021), o qual verificou que os *tweets* publicados pelo presidente Trump influenciaram negativamente nos índices DJIA e S&P500, ao verificar a influência na variação do Ibovespa. Salienta-se que está pesquisa não verificou a variação positiva e negativa, apenas a menor ou maior variação. Todavia, cabe destacar que o Índice Bovespa é o indicador formado pelas ações com maior volume de negociação, isto é, abarca as principais empresas da B3.

Ademais, ressalta-se a discussão de Kinyua et al. (2021) sobre a diversidade de fatores atrelados ao cenário econômico que podem influenciar os índices do mercado. Nesse caso, observa-se, que dentre as variáveis econômicas estimadas (variáveis de controle), apenas o



coeficiente associado a inflação demonstrou influenciar o Índice Ibovespa. Enquanto, as variáveis associadas as ferramentas do *Twitter* (*tweets*, *retweets* e curtidas), apenas o coeficiente referente as curtidas não apresentaram significância estatística. Com base nisso, evidencia a relevância do *Twitter* quando dá disseminação de conteúdo e, conseqüentemente, impacto no mercado de capitais.

A Tabela 6 apresenta os resultados do modelo de regressão para prever a variação do Índice Bovespa por meio da polaridade e subjetividade dos *tweets*.

Tabela 6

Resultado Regressão Variação Índice Bovespa e Polaridade e Subjetividade das Publicações

Variáveis	Variável dependente: Variação Ibovespa			
	Coeficiente	(Estatística <i>t</i>)	Coeficiente	(Estatística <i>t</i>)
Constante	1,493***	(13,38)	1,880***	(10,35)
POL	0,189	(0,38)	0,256	(0,50)
SUB	-0,843**	(-2,18)	-0,672*	(-1,74)
SLC	-	-	-0,114**	(-2,35)
INFL	-	-	-0,019**	(-2,46)
Significância do modelo	0,000***		0,000***	
R ² (%)	1,43		3,93	
R ² ajustado	0,78		2,66	
VIF	1,14		1,06 – 1,18	
DW	1,398		1,418	
N	306		306	

Legenda: IBOV = Variação diária do Índice Bovespa; POL = Polaridade; SUB = Subjetividade; SLC = Taxa Selic; INFL = Inflação; VIF = Variance Inflation Factor; DW = Durbin-Watson; N = número de observações. Níveis de significância: * p<0,1, ** p<0,05, *** p<0,01. Fonte: Elaborado pelos autores.

A Tabela 6 apresenta os resultados do modelo apresentado na Equação 2. Nesse sentido, é possível verificar tanto no modelo sem as variáveis de controle, quanto no modelo estimado com as variáveis de controle o VIF foi abaixo de 5, indicando que a multicolinearidade não é uma restrição para os modelos (Hair Jr. et al., 2009). A estatística F dos modelos apresentaram um p valor < 0,01, destacando uma relação significativa entre pelo menos uma variável explicativa e a variável dependente (Hair Jr. et al., 2009). O R² ajustado do modelo apresentou um poder explicativo de 0,78%.

Pode-se observar que no modelo estimado com as variáveis associadas a polaridade e subjetividade, apenas essa a subjetividade apresentou significância estatística (p valor < 0,05). Dessa maneira, constata-se que a subjetividade possui uma influência negativa (-0,843) sobre a variação diária do Índice Bovespa (variável dependente).

Considerando as variáveis de controle no modelo, tanto a variável associada a subjetividade quanto as variáveis de controle (taxa Selic e inflação) foram estatisticamente significantes, com influência negativa sobre a variação diária do Ibovespa. Entretanto, o coeficiente relativo à subjetividade apresentou uma redução no poder de influência (-0,672). O R² apresentou um acréscimo no poder explicativo do modelo, evidenciando 2,66%. Além disso, os coeficientes associados a polaridade não apresentaram significância estatística nos modelos estimados, portanto, demonstrou não influência a variação do Ibovespa.

Nesse sentido, rejeitamos H₃, pois nessa amostra de dados não é possível afirmar que polaridade dos *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa. Esse resultado, diverge do estudo de Nemes e Kiss (2021) pois o composto emocional, isto é, a polaridade não obteve significância. Esta divergência pode ser atribuída as diferenças dos contextos analisados, pois notícias de mercado podem ser mais relevantes em relação a notícias presidenciais. E ainda, a diferença também



pode ser atribuída a não constatação de influência devido à variação no Índice Bovespa, pois representa um índice volátil do mercado brasileiro e Nemes e Kiss (2021) analisaram ações específicas, como por exemplo, a companhia Google e Facebook.

Por outro lado, não rejeitamos a hipótese H_4 , pois a subjetividade dos *tweets* publicados pelo presidente do Brasil, Jair Messias Bolsonaro, têm influência sobre a variação do Índice Bovespa. Nesse sentido, esse resultado reforçam os achados de Kakkad et al. que utilizaram técnicas de *machine learning* predizerem a direção do preço dos ativos.

Esses resultados estão em harmonia com os argumentos de Kundu et al. (2021), visto que quanto mais objetiva, isto é, mais clara a mensagem mais será preferível para os participantes do mercado para tomada de decisões. Devido ao coeficiente negativo, quanto mais subjetivo for a mensagem menor a volatilidade do Ibovespa, logo, o mercado tende a não reagir. Tal constatação pode estar atrelada ao fato de que *tweets* subjetivos são mais difíceis de ser interpretados, dificultando a tomada de decisões.

Diante desses, resultados podemos concluir no mesmo sentido que Baker e Wurgler (2007) e agregar implicações. Visto que além da dificuldade de caracterizar e mensurar os sentimentos, se tem a dificuldade de identificar a influência dos sentimentos nas mensagens sobre o mercado.

Além disso, as variáveis de controle, Selic e inflação permaneceram com o mesmo sinal em relação ao modelo anterior, demonstrando assim robustez dessas variáveis para o modelo. Deste modo, reforça também os apontamentos de Kinyua et al. (2021) ao ressaltar a complexidade dos instrumentos financeiros ao serem influenciados por muitos fatores, no caso brasileiro a Selic e o Inflação.

5 CONCLUSÃO

Este estudo analisa a relação entre as postagens do presidente do Brasil e a variação do Índice Bovespa. Para isso foi coletado a cotação diária do Índice Bovespa, e coletadas as informações referentes aos *tweets* publicados, número de curtidas e *retweets* do presidente Jair Bolsonaro. A análise dos sentimentos foi realizada por meio da biblioteca *TextBlob*, destacando as emoções positivas e negativas por meio da polaridade e a subjetividade das mensagens. Os resultados apontam que o Índice Bovespa é influenciado pelos atributos dos *tweets* do presidente Jair Bolsonaro no período analisado.

É possível identificar que tanto a quantidade de *tweets* quanto de *retweets* impactam a variação do Índice Bovespa. Contudo, ressalta-se que o número de mensagens presidenciais eleva a volatilidade do índice, o que acarreta um risco maior sobre o índice que representa as empresas mais líquidas do Brasil.

Na análise do conteúdo das mensagens, não se pode observar influência do componente referente a emoções dos *tweets*, a polaridade. Por outro lado, a subjetividade demonstra que quanto mais subjetiva a mensagem diminui a volatilidade do Ibovespa. Podemos concluir que mensagens objetivas são interpretadas com clareza e os investidores tendem a tomar decisões mais rápidas, logo, eleva a volatilidade. O inverso, mensagens mais subjetivas não são suficientes para tomada de decisão, mantendo a volatilidade baixa.

Além disso, houve consistência nas variáveis de controle. A taxa Selic e inflação influenciaram a volatilidade do Índice Bovespa. Deste modo, ao adicionar esses fatores econômicos houve diminuição do coeficiente da subjetividade e aumento da constante, assim, demonstrou se como robusta para este modelo.

A contribuição deste estudo está fundamentada na influência dos atributos das mensagens presidenciais no principal índice de ações do mercado brasileiro. Em consonância com estudos anteriores (Ajjoub et al. 2020, Kandi et al., 2021, Kinyua et al., 2021), que



analisaram a influência do presidente americano, agregamos a literatura a influência do presidente brasileiro.

Evidentemente, este estudo possui limitações, pois o período analisado foi um período de crise, este fato pode ter elevado a volatilidade do Índice Bovespa, bem como, pode modificar o comportamento *tweets* devido à necessidade de comunicação. Além dessas, a operacionalização da biblioteca *Textblob* necessita de tradução dos termos, que neste estudo foi utilizada a biblioteca *Python* referente ao *Google Translate*. Além disso, os modelos econométricos possuem r quadrados baixos, o que impossibilita realizar previsões adequadas.

Para futuros estudos indicamos a análise de *tweets* de outros atores políticos no Índice Bovespa, pois pode contribuir com esse estudo ao demonstrar o quanto os sentimentos e a subjetividades de ideias influenciam o mercado de capitais brasileiro. Além disso, é possível identificar a influência sobre outros índices que representam determinadas práticas de gestão, como por exemplo, níveis de governança. E ainda, estudar as possíveis diferenças das influências em determinados ciclos políticos sobre o mercado de capitais.

REFERÊNCIAS

- Ajjoub, C., Walker, T., & Zhao, Y. (2020). Social media posts and stock returns: The Trump factor. *International Journal of Managerial Finance*.
- Arnaboldi, M., Busco, C., & Cuganesan, S. (2017). Accounting, accountability, social media and big data: revolution or hype?. *Accounting, auditing & accountability journal*.
- Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of economic perspectives*, 21(2), 129-152. Disponível em <https://pubs.aeaweb.org/doi/pdfplus/10.1257/jep.21.2.129>
- Benton, A. L., & Philips, A. Q. (2020). Does the@realDonaldTrump really matter to financial markets?. *American Journal of Political Science*, 64(1), 169-190. Disponível em https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/ajps.12491?casa_token=cZKu0WqRfyYAAAAA%3Aq3b-1om9Mb9EbNVO-zgOShIpPbUQMBtB6TBI6r69I5PDVtDgZFuP_GdizNtguBA2qjcyUpltvegI6A4
- Brunswick Group, January 30, 2019. Suite execs need to up their game on social media if they want to keep investors close. Acesso em outubro de 2020. Disponível em <https://www.brunswickgroup.com/digital-investor-survey-c-suite-use-social-media-to-keep-investorsclose-i9475>.
- Cao, Y., Ajjan, H., Hong, P., & Le, T. (2018). Using social media for competitive business outcomes. *Journal of Advances in Management Research*.
- Gan, B., Alexeev, V., Bird, R., & Yeung, D. (2020). Sensitivity to sentiment: News vs social media. *International Review of Financial Analysis*, 67, p. 1-17. Recuperado de <https://www-sciencedirect.ez71.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S105752191930273X>
- Greenwich Associates, March 19, 2019. Investing in the Digital Age: How media influences the institutional investment journey. Acesso em outubro de 2020. Disponível em <https://business.linkedin.com/marketing-solutions/blog/marketing-for-financial-services/2019/-investing-in-thedigital-age-how-media-influences-the-institut>.
- Grover, P., & Kar, A. K. (2020). User engagement for mobile payment service providers—introducing the social media engagement model. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 53. Disponível em <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698918307501?via%3Dihub>.
- Hair Jr., J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. (6. ed.). Porto Alegre: Bookman.



- Han, S. (2020). Googletrans 3.0.0 <https://pypi.org/project/googletrans/>
- Igarashi, W., Valdevieso, G. S., & Igarashi, D. C. C. (2021). Análise de sentimentos e indicadores técnicos: uma análise da correlação dos preços de ativos com a polaridade de notícias do mercado de ações. *Brazilian Journal of Business*, 3(1), 470-486. Recuperado de <https://www.brazilianjournals.com/index.php/BJB/article/view/24482/19554>
- Kakkad, J., Makwana, S., Shah, R., & Chachra, S. Real Time Predictive Analysis Of Indian Stock Market Using Machine Learning And Natural Language Processing.
- Kalyani, J., Bharathi, H. N., & Rao, J. (2016). Stock Trend Prediction using News Sentiment Analysis. *International Journal of Computer Science & Information Technology – IJCSIT*, 8(3), p. 67-76. Recuperado de <https://airconline.com/ijcsit/V8N3/8316ijcsit06.pdf>
- Kandi, U., Gujjula, S., Buddha, V., & Bhagavan, V. S. (2021). Visualizing the Financial Impact of Presidential Tweets on Stock Markets. arXiv preprint arXiv:2101.03205. Disponível em <https://arxiv.org/abs/2101.03205>
- Katayama, D., & Tsuda, K. (2020). A Method of Using News Sentiment for Stock Investment Strategy. *Procedia Computer Science*, 176, p. 1971-1980. Recuperado de <https://www.sciencedirect.ez71.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S1877050920322511>
- Kinyua, J. K., Mutigwe, C., Cushing, D. J., & Poggi, M. (2021). An analysis of the impact of President Trump's tweets on the DJIA and S&P 500 using machine learning and sentiment analysis. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 29, 100447. Disponível em <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214635020303762>.
- Kundu, S. S., Desai, K., Ghosh, S., & Sarkar, D. (2021). Personalized Word Recommendation System Using Sentiment Analysis. In *Proceedings of International Conference on Frontiers in Computing and Systems* (pp. 81-93). Springer, Singapore.
- Loria, S. (2018). textblob Documentation. *Release 0.15, 2*. <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/>
- McKinney, W., & others. (2010). Data structures for statistical computing in python. In *Proceedings of the 9th Python in Science Conference* (Vol. 445, pp. 51–56).
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, 5(4), 1093-1113. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447914000550>
- Nemes, L., & Kiss, A. (2021). Prediction of stock values changes using sentiment analysis of stock news headlines. *Journal of Information and Telecommunication*, DOI: 10.1080/24751839.2021.1874252. Recuperado de <https://www.tandfonline.ez71.periodicos.capes.gov.br/doi/pdf/10.1080/24751839.2021.1874252?needAccess=true>
- Paniagua, J., & Sapena, J. (2014). Business performance and social media: Love or hate?. *Business horizons*, 57(6), 719-728.
- Roesslein, J. (2020). Tweepy: Twitter for Python! URL: <https://Github.Com/Tweepy/Tweepy>.
- Sanderson, J., & Kassing, J. W. (2011). Tweets and blogs. *Sports media: Transformation, integration, consumption*, 114.
- Sankaranarayanan, J., Samet, H., Teitler, B. E., Lieberman, M. D., & Sperling, J. (2009, November). Twitterstand: news in tweets. In *Proceedings of the 17th acm sigspatial international conference on advances in geographic information systems* (pp. 42-51). Disponível em <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1653771.1653781>.
- Zhang, J. (2015). Voluntary information disclosure on social media. *Decision Support Systems*, 73, 28-36.

II SEAC UFPR

Seminário Acadêmico de
Contabilidade - UFPR

24 DE SETEMBRO DE 2025

