

**A RELAÇÃO ENTRE NOTÍCIAS FINANCEIRAS NOS EUA E O MERCADO DE FUNDOS DE INVESTIMENTO IMOBILIÁRIOS BRASILEIROS SOB A PERSPECTIVA DA ANÁLISE DE SENTIMENTO**

Bruno Elias Alvarez Castro - ESALQ - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz

Ricardo Franceli Da Silva - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - USP

**Resumo**

A Hipótese dos Mercados Eficientes sugere que flutuações de preços são respostas imediatas à disponibilização de novas informações que afetem a expectativa dos agentes, levando-os a uma nova precificação. Contudo, nas últimas décadas surgiram pesquisas que evidenciaram o papel do sentimento nesse processo. Este estudo investiga a relação entre o sentimento das notícias financeiras dos EUA e o desempenho do mercado brasileiro de Fundos de Investimento Imobiliário (FII), medido pelo índice IFIX. Utilizando técnicas de análise de sentimento e modelos Vector Autoregressive (VAR) para análise de séries temporais foram aplicados para avaliar a relação entre o sentimento das notícias e o índice IFIX. Foram realizados testes de causalidade de Granger e da função de resposta ao impulso (IRF) das variáveis para verificar a existência de relação entre elas, mas os resultados obtidos indicaram a inexistência de relação significativa. Estes resultados contrastam com estudos anteriores que encontraram relações entre sentimento de notícias e outros indicadores financeiros brasileiros. Essa diferença pode ser resultado da natureza do setor avaliado, ou pode se tratar de uma possível limitação deste estudo, seja pelo indicador econômico escolhido (IFIX), seja pela natureza do conjunto de dados de notícias utilizado.

**Palavras-chave:** análise de sentimento, VADER, séries temporais, VAR, FII, IFIX

**Abstract**

The Efficient Market Hypothesis suggests that price fluctuations are immediate responses to the availability of new information that affects agents' expectations, leading to a re-pricing. However, in recent decades, research has emerged that highlights the role of sentiment in this process. This study investigates the relationship between U.S. financial news sentiment and the performance of the Brazilian Real Estate Investment Trust (REIT) market, as measured by the IFIX index. Using sentiment analysis techniques and Vector Autoregressive (VAR) models for time series analysis, we assessed the relationship between news sentiment and the IFIX index. Granger causality tests and impulse response functions (IRF) were performed to verify the existence of a relationship between the variables, but the results obtained indicated no significant relationship. These findings contrast with previous studies that found relationships between news sentiment and other Brazilian financial indicators. This difference may stem from the nature of the sector evaluated, or it could be a possible limitation of this study, either due to the chosen economic indicator (IFIX) or the nature of the news dataset used.

**Keywords:** sentiment analysis, VADER, time series, VAR, REIT, IFIX

# A RELAÇÃO ENTRE NOTÍCIAS FINANCEIRAS NOS EUA E O MERCADO DE FUNDOS DE INVESTIMENTO IMOBILIÁRIOS BRASILEIROS SOB A PERSPECTIVA DA ANÁLISE DE SENTIMENTO

## INTRODUÇÃO

A previsão de tendências do mercado financeiro sempre foi um problema desafiador e complexo, abordado tanto por investidores quanto por pesquisadores. A forma mais conhecida de se realizar essas previsões é por meio da análise da série histórica da cotação de ativos e de outros índices financeiros (Carosia, da Silva, & Coelho, 2024), e com as constantes melhoras na capacidade de processamento de computadores, e com o aprimoramento de algoritmos de inteligência artificial, o uso dessas tecnologias para a previsão do comportamento de ativos e índices financeiros tem sido cada vez mais explorado (Picasso, Merello, Ma, Oneto, & Cambria, 2019).

Contudo, o mercado financeiro também é influenciado pelo sentimento dos investidores (Antweiler & Frank, 2004), sendo este por sua vez afetado fortemente por incertezas futuras, como por exemplo, decisões políticas (Cambara & Meurer, 2023). Para melhorar os modelos de previsão, é preciso considerar também o sentimento dos investidores, e uma das formas de se alcançar isso é através de técnicas de aprendizado de máquina para a análise de sentimento de textos (Ashtiani & Raahemi, 2023). A análise de sentimentos pode ser feita em textos de diversas fontes, desde notícias publicadas em jornais financeiros, até postagens em redes sociais.

D. Souza & Martins (2022), por exemplo, realizaram o processamento de postagens na rede social Twitter (hoje chamado de X) e identificaram que o sentimento dessas publicações acompanhava o desempenho da bolsa de valores brasileira (B3), em especial, em situações negativas, nas quais o volume de interações no Twitter era maior, e mais intensamente negativo. Uma das formas de avaliar o desempenho da bolsa de valores brasileira é através do Ibovespa, que é um índice formado pelas maiores e mais negociadas ações da bolsa (Carosia et al., 2024). Outro índice é o IFIX, índice equivalente ao Ibovespa, mas para fundos de investimentos imobiliários (FIIs). FIIs são fundos de investimentos que gerenciam diretamente o aluguel de imóveis físicos, ou que investem em recebíveis imobiliários, ou até mesmo em outros FIIs (B3, 2024b).

A literatura brasileira em geral, ao avaliar a análise de sentimento no mercado financeiro, se limita a verificar se existe a correlação com o desempenho do Ibovespa (ações), deixando os fundos imobiliários em segundo plano. Exemplos disso são os trabalhos de D. Souza & Martins (2022), e Carosia et al. (2024). Já foi verificado em outros países que sentimentos pessoais e a perspectiva geral do mercado (sentimento do mercado) são fatores praticamente tão importantes na tomada de decisão para o investimento em propriedades, quanto indicadores financeiros fundamentais (Hausler, Ruschinsky, & Lang, 2018). Assim, verificar se existe relação entre o sentimento de notícias financeiras e o desempenho dos fundos imobiliários pode fornecer insumo relevante para a tomada de decisão e alocação de recursos no mercado.

Cambara & Meurer (2023) fizeram a análise de notícias financeiras de jornais norte-americanos que fossem a respeito do Brasil, para verificar se o sentimento destas estava relacionado com o fluxo de investimentos estrangeiros para o mercado financeiro brasileiro. Neste estudo foi verificado que, em média, um sentimento positivo leva sim a aumentos nos fluxos de capital estrangeiro no período seguinte, e que a piora do sentimento apresenta impactos maiores no fluxo negativo, do que a melhora de sentimento apresenta para o fluxo positivo, ou seja, há diferença na intensidade.

Aproximadamente metade do volume de negociações na B3 é realizada por investidores estrangeiros. Para o mês de agosto de 2024, o volume de negociações realizados por inves-

tidores estrangeiros foi de 56,08% do total (B3, 2024a). Como a alocação desses recursos é influenciada pelo sentimento da mídia dos EUA, pode haver impacto no fluxo de investimentos estrangeiros para o Brasil e conseqüentemente na precificação de seus ativos. Tendo em vista esses fatores, essa pesquisa tem como objetivo verificar se existe relação entre a performance de fundos imobiliários no Brasil, e o sentimento de notícias financeiras, que possuam como tópico o Brasil, e que estejam disponíveis para investidores nos EUA. A análise de sentimento extraída de notícias financeiras, um campo florescente dentro das finanças comportamentais e da econometria financeira, oferece uma lente promissora para investigar a dinâmica dos preços dos FIIs.

## 1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), um dos pilares da teoria financeira moderna, postula que os preços dos ativos refletem, a todo momento, a totalidade das informações disponíveis. Fundamentada na premissa do *homo economicus* — um agente perfeitamente racional —, a HME sugere que as flutuações de preços são respostas imediatas à chegada de novas informações, que, por definição, são imprevisíveis. Conseqüentemente, a trajetória dos preços seguiria um “passeio aleatório” (*random walk*), tornando o mercado, em sua essência, imprevisível (Fama, 1970).

Partindo deste pressuposto teórico, a reprecificação dos ativos é continuamente motivada por eventos e pela subseqüente disseminação de informações. Na prática, essa disseminação ocorre por meio de diversos canais, dentre os quais a mídia de notícias financeiras constitui um dos principais vetores. Veículos como agências de notícias, jornais e plataformas digitais não apenas reportam fatos, mas também contextualizam eventos, influenciando a percepção dos investidores (Antweiler & Frank, 2004; Tetlock, 2007). O conteúdo veiculado por esses canais, portanto, não é meramente fatural; ele carrega uma tonalidade emocional — positiva, negativa ou neutra — que pode ser sistematicamente mensurada através da análise de sentimento.

Dessa forma, emerge a hipótese de que, embora o momento exato das novas informações seja imprevisível, o sentimento contido no fluxo de notícias pode oferecer poder preditivo sobre a direção dos movimentos do mercado. Se o sentimento da mídia reflete ou até mesmo molda as expectativas dos agentes econômicos, sua análise quantitativa pode revelar padrões que antecedem as variações nos preços dos ativos. Esta perspectiva não necessariamente invalida a HME, mas sugere que a análise aprofundada do conteúdo informacional pode capturar nuances sobre o comportamento do mercado que a mera observação dos preços não revela.

Motivada por esta premissa, uma robusta linha de pesquisa acadêmica e de profissionais tem se dedicado a investigar empiricamente a relação entre o sentimento extraído de notícias e a performance de mercados financeiros. Estudos seminais como o de Tetlock (2007) demonstraram que o pessimismo na mídia pode prever quedas no mercado de ações norte-americano. Subseqüentemente, Loughran & McDonald (2011) desenvolveram léxicos específicos para o jargão financeiro e confirmaram que a frequência de termos negativos em relatórios corporativos está associada a retornos mais baixos. No contexto brasileiro, trabalhos como os de Pelegrini, Gerga, & Imoniana (2018) e V. G. S. Souza, Lélis, & Ceretta (2020) também encontraram uma relação significativa entre o sentimento de notícias locais e o comportamento do Ibovespa.

Expandindo o escopo para o setor imobiliário, a literatura internacional tem apontado para conclusões semelhantes. Pesquisas com *Real Estate Investment Trusts* (REITs) nos EUA indicam que o sentimento da mídia impacta os retornos, sendo o efeito do sentimento negativo mais pronunciado e duradouro (Li, Chan, & Liano, 2014; Cloud, Li, & Gharehgozli, 2019). Das, Kim, & Pant (2014) corroboraram esses achados, identificando poder preditivo do sentimento de notícias sobre os preços de imóveis e os retornos de REITs. Contudo, ao direcionar o foco

para o mercado brasileiro de Fundos de Investimento Imobiliário (FIIs), observa-se uma lacuna na literatura. As pesquisas existentes tendem a focar em determinantes macroeconômicos e características dos fundos (Securato, Amaral, Ometto, & Securato, 2018; Nunes, Silva, & Castro, 2021), com a variável de sentimento de notícias sendo ainda incipiente e pouco explorada. Este estudo busca, portanto, contribuir para o preenchimento dessa lacuna.

## 2 METODOLOGIA

O procedimento para a análise que se objetiva na pesquisa seguirá os seguintes passos: i) criação da base de notícias, ii) obtenção dos dados de mercado, iii) análise de sentimento, iv) modelagem da série temporal, e v) análise da relação entre as variáveis.

### 2.1 Criação do conjunto de dados de notícias

Estudos na área de análise de sentimentos utilizam dados provenientes de diversas fontes, incluindo plataformas pagas, conjuntos de dados gratuitos disponíveis em repositórios públicos, ou dados criados pelos próprios autores, por meio de extração via APIs ou web scraping (raspagem de dados) Ashtiani & Raahemi (2023). Nos principais repositórios públicos, não foi identificado nenhum conjunto de dados adequado ao foco deste estudo, o que levou à criação de um conjunto de dados próprio, obtido por meio de extração de dados do Google Notícias. Para a construção desse conjunto de dados, foi utilizada a API Google News, acessada pela plataforma HasData.

A partir da documentação disponível, utilizou-se o Python para capturar notícias em intervalos de tempo específicos. O processo envolveu os seguintes passos: Inicialmente, foram definidos os parâmetros da chamada de API. Entre os principais destacam-se: **keyword**: Palavras-chave de pesquisa; **gl**: Código do país para limitar a pesquisa, utilizou-se “us” (Estados Unidos); **hl**: Código do idioma da pesquisa, utilizou-se “en” (inglês); **tbs**: Parâmetro adicional para especificar o intervalo de tempo dos resultados. Devido à limitação de 100 resultados por chamada de API, foi definida a data de início da pesquisa (21 de agosto de 2024), e um intervalo de tempo retroativo variável para cada chamada de API, e um loop que executava a chamada da API, armazenava as notícias em uma lista e atualizava as datas de início e fim para repetir o processo. Ao final, a lista de notícias foi exportada em formato CSV, contendo os campos: “position, title, link, source, snippet, date, absolute\_date”. Os campos principais incluem: title, source, snippet (breve extrato da notícia automaticamente gerado pelo Google) e absolute\_date.

Contudo, antes de criar o conjunto de dados final, foi necessário definir as palavras-chave adequadas e filtrar os resultados para garantir a relevância. O objetivo era capturar notícias financeiras sobre o Brasil, publicadas majoritariamente por plataformas de notícias dos Estados Unidos, cujo público-alvo são leitores norte-americanos. Para isso, inicialmente foram usadas as palavras-chave “brazil financial news” e “brazil economy news -financial”. Foram extraídas notícias no período de novembro de 2014 até agosto de 2024. Após combinar os conjuntos de dados e remover duplicidades, o resultado foi exportado em formato CSV.

A análise inicial dos dados revelou que havia diversas fontes fora dos EUA, algumas notícias não continham o termo “brazil”, e muitas desviavam-se do foco financeiro. Diante dessa análise, concluiu-se que seria necessário restringir as fontes das notícias. Foram selecionados como fontes confiáveis os jornais Bloomberg e Reuters. Ao especificar um site dentro das palavras-chave (ex: “brazil site:https://www.reuters.com/markets”), o Google Notícias inclui todos os resultados do site, independentemente da presença das palavras-chave. Portanto, foram definidas as palavras-chave “brazil bloomberg.com” e “brazil reuters.com”. Optou-se por não

incluir a palavra “brazil” entre aspas duplas, uma vez que notícias contendo o termo “brazilian” estavam sendo desconsideradas.

Os dois arquivos CSV, um para cada palavra-chave, foram processados utilizando Python. Durante o processamento, foram realizadas as seguintes etapas: remoção de colunas irrelevantes; exclusão de fontes não desejadas; verificação da presença das palavras 'brazil' ou 'brasil'; inclusão de termos específicos como 'petrobras', 'sao paulo', 'rio de janeiro', 'brasilia'; remoção de URLs irrelevantes e remoção de duplicatas. Após esse processamento, os dois conjuntos de dados foram combinados em um único, contendo 2.950 notícias, abrangendo o período de 16 de março de 2018 a 21 de agosto de 2024.

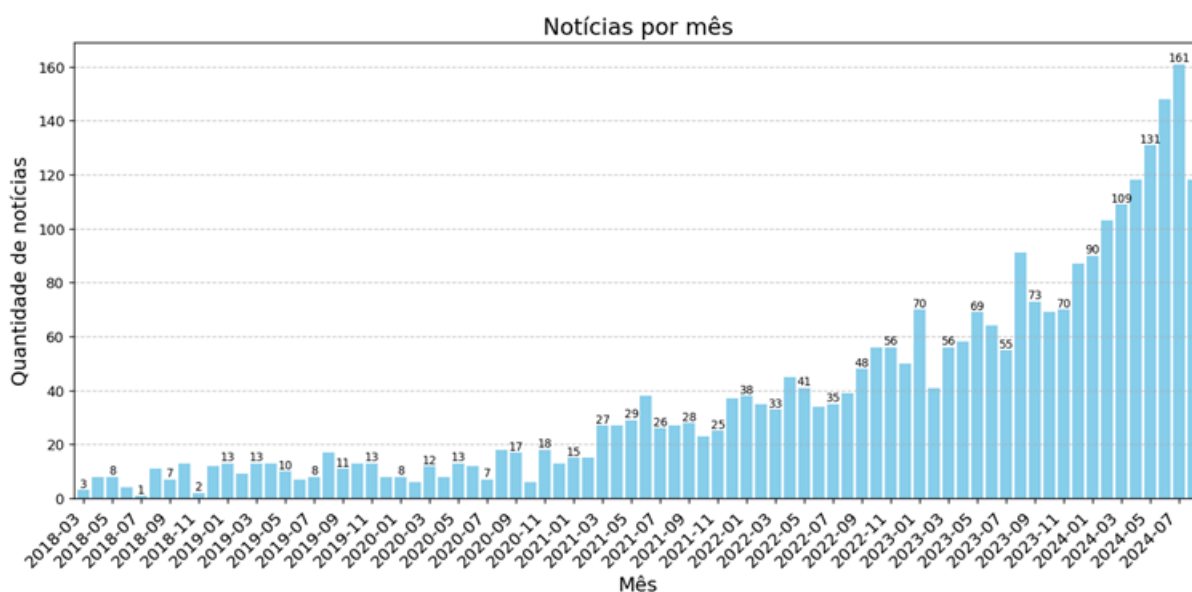


Figura 1: Gráfico da quantidade de notícias por mês do conjunto inicial de dados. Fonte: Dados originais da pesquisa.

Conforme pode ser visto na Figura 1, a quantidade de notícias por mês reduz consideravelmente quanto mais antigo o período, devido a limitações do Google Notícias e da API. Considerando essa escassez, decidiu-se limitar o conjunto de dados somente aos meses em que continuamente houve mais de 30 notícias, arbitrariamente. O primeiro mês que atende esse parâmetro foi dezembro de 2021, assim, o novo conjunto abrange as datas de 1 de dezembro de 2021 até 21 de agosto de 2024, e possui 2.328 notícias.

## 2.2 Obtenção dos valores históricos do IFIX

Para medir o desempenho de fundos imobiliários, foi utilizado o valor histórico do IFIX. O IFIX representa uma carteira teórica de ativos, cujo objetivo é ser o indicador do desempenho médio das cotações dos fundos imobiliários negociados nos mercados de bolsa e de balcão organizado da B3 (B3, 2024b). Trata-se de um índice de retorno total, composto pelas cotas de Fundos de Investimentos Imobiliários listados nos mercados de bolsa e de balcão organizado da B3.

A pontuação de fechamento do IFIX para todos os pregões está disponível no site da B3 (B3, 2024c).

### 2.3 Realização da análise de sentimento das notícias

As abordagens para análise de sentimento dividem-se em baseadas em léxico e em aprendizado de máquina (Ashtiani & Raahemi, 2023). Hutto & Gilbert (2014) investigaram o desempenho da ferramenta VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), baseada em léxico. Na análise de tweets, o VADER apresentou acurácia superior a outros métodos. O conjunto de dados deste estudo contém textos curtos, comparáveis a tweets. Reschke & Strych (2024) também optaram pelo VADER após descartarem outros métodos como Text2emotion e TextBlob, com base nos achados de Bonta, Kumaresh, & Janardhan (2019) que demonstraram a superioridade do VADER.

Com base nessas evidências, optou-se por utilizar a ferramenta VADER neste estudo. Utilizou-se o Python e a biblioteca VADER para analisar os sentimentos dos títulos e snippets. Os resultados foram armazenados em novas colunas, 'title\_sentiment' e 'snippet\_sentiment'. Em seguida, foi calculada a média aritmética desses dois valores para cada notícia, salva em uma coluna 'average\_sentiment', por dia.

### 2.4 Escolha do modelo para processar os conjuntos de dados

Séries temporais são conjuntos de observações obtidas por meio de medições repetidas ao longo do tempo (Mahajan, Wagle, Ranjan, & Borde, 2024). Ambos os conjuntos de dados obtidos neste estudo são séries temporais. Nos casos em que duas ou mais séries temporais se influenciam mutuamente, o modelo recomendado é o VAR (Vector Auto Regression), pois captura as interdependências lineares entre elas. Nesse contexto, o modelo VAR possui uma ordem  $p$ , que se refere ao número de defasagens (lags) consideradas. O valor atual de cada variável é previsto com base nos  $p$  períodos anteriores das variáveis no modelo (Mahajan et al., 2024).

Para este estudo, optou-se pela utilização do VAR, adotado em pesquisas como as de D. Souza & Martins (2022) e Cambara & Meurer (2023). Além disso, Adu, Appiahene, & Afrifa (2023) compararam os desempenhos dos modelos VAR, ARIMAX e ARIMA, e o VAR apresentou desempenho superior. A Equação 1 representa uma generalização do modelo VAR, onde  $c$  representa o intercepto,  $\phi$  são os coeficientes das defasagens, e  $\epsilon$  são os erros (Adu et al., 2023).

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \cdots & \phi_{1p} \\ \phi_{21} & \cdots & \phi_{2p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{n1} & \cdots & \phi_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \\ \vdots \\ y_{n,t-1} \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \cdots & \phi_{1p} \\ \phi_{21} & \cdots & \phi_{2p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{n1} & \cdots & \phi_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-p} \\ y_{2,t-p} \\ \vdots \\ y_{n,t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

Antes de aplicar o modelo VAR, é fundamental garantir que as séries temporais apresentem estacionariedade, ou seja, que suas médias e variâncias sejam constantes ao longo do tempo (Enders, 2014). Essa característica pode ser verificada por meio de testes como o de Dickey-Fuller (Mahajan et al., 2024). Caso uma série não seja estacionária, ela pode ser transformada por métodos como a diferenciação, que será usada neste estudo (Salles, Belloze, Porto, Gonzalez, & Ogasawara, 2019).

### 2.5 Análise das relações entre os sentimentos das notícias e o IFIX

O primeiro passo do processamento unificou os dois conjuntos de dados (sentimento e IFIX) tendo a data como referência. As colunas mantidas foram: data, valor do IFIX, sentimento médio, sentimento do título e sentimento do trecho resumo. Como os valores do IFIX estão

disponíveis apenas nos dias de pregão, os valores de sentimento de dias sem pregão foram acumulados até o próximo dia útil, e a média foi calculada. Observações com valores ausentes foram removidas, resultando em 617 observações.

Em seguida, avaliou-se a estacionariedade e estimou-se o modelo VAR. O teste de Dickey-Fuller revelou que a série do IFIX não era estacionária, sendo corrigida pelo método de diferenciação. Com a série transformada, o modelo VAR foi estimado com a biblioteca `statsmodels`. A Figura 2 ilustra o IFIX antes da diferenciação, e a Figura 3 apresenta o IFIX transformado (estacionário) e o sentimento médio.

Após a estimação, os Critérios de Informação Bayesiano (BIC) e de Akaike (AIC) foram usados para definir a quantidade ideal de defasagens. O BIC é preferível por ser mais parcimonioso (Enders, 2014). Com o modelo definido, aplica-se o teste de causalidade de Granger (GC) e a análise da Função de Resposta ao Impulso (IRF) para identificar impactos significativos (D. Souza & Martins, 2022; Enders, 2014).

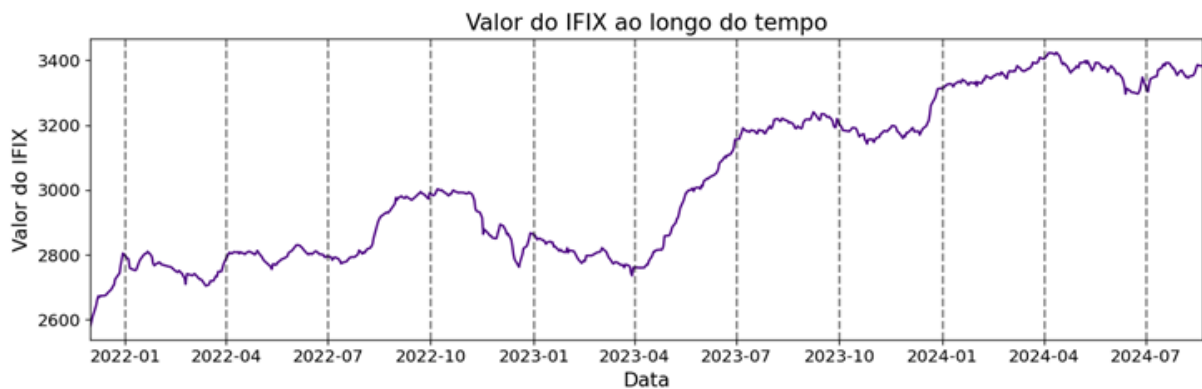


Figura 2: Série temporal do IFIX com valores originais.

*Fonte: Dados originais da pesquisa.*

### 3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

#### 3.1 Estimação dos modelos iniciais

Os modelos VAR iniciais foram ajustados utilizando o valor do IFIX (estacionário) e o valor médio do sentimento (Figura 3), com estatísticas descritivas na Tabela 1. A ordem de defasagem foi selecionada com base nos critérios AIC e BIC. O BIC selecionou 1 defasagem, enquanto o AIC sugeriu 2.

Avaliando o modelo 1 (1 defasagem), o valor defasado do IFIX foi estatisticamente significativo para prever o próprio IFIX, mas a variável de sentimento defasado não mostrou significância (considerando  $p$ -valor  $< 5\%$ ). O modelo 2 (2 defasagens) teve leve melhora no Log-Likelihood (Tabela 2). O IFIX em L1 e L2 foram significativos, mas o efeito do sentimento continuou sem significância estatística. Os resultados completos estão na Tabela 3. Modelos com sentimento do título e do snippet também foram testados, e o modelo com sentimento médio e 2 defasagens obteve o melhor Log-Likelihood (Tabela 2).

O teste de causalidade de Granger no Modelo 2 falhou em rejeitar a hipótese nula de não causalidade entre as variáveis ( $p$ -valor de 0,191 para Sentimento causando IFIX e 0,242 para o oposto). A análise das IRF (Figura 4) também não mostrou impacto estatisticamente significativo do sentimento no IFIX, pois o intervalo de confiança inclui o zero. Ambas as variáveis respondem a choques em si mesmas, mas o efeito se dissipa rapidamente.

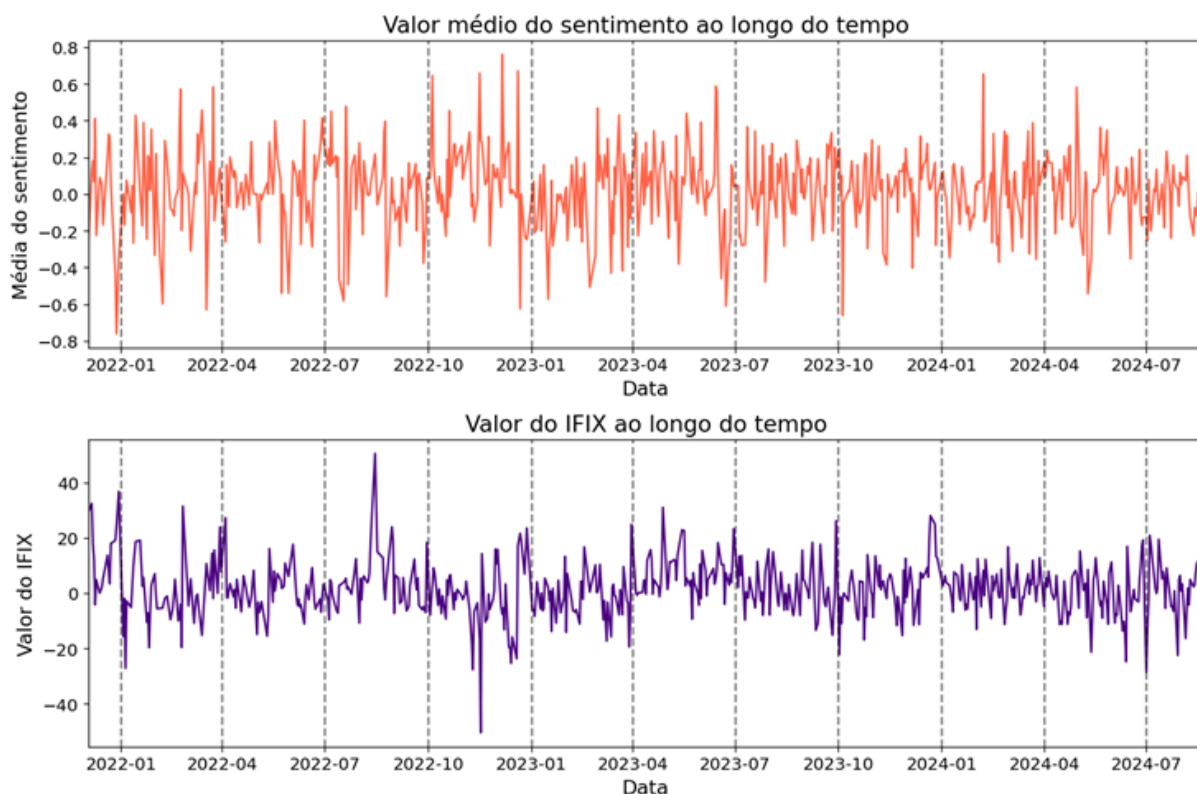


Figura 3: Série temporal original do valor médio do sentimento das notícias, juntamente com a série temporal do IFIX, transformada em estacionária. Fonte: Dados originais da pesquisa.

Tabela 1: Estatísticas descritivas das variáveis Valor do IFIX e Média do Sentimento, usadas para a estimação dos modelos iniciais.

<b>Estatística</b>	<b>Valor do IFIX</b>	<b>Média do Sentimento</b>
Contagem	616	616
Média	1,2996	0,0268
Desvio padrão	9,9177	0,2138
Valor mínimo	-50,3900	-0,7598
1º Quartil (25%)	-4,6650	-0,0916
Mediana (50%)	0,6550	0,0333
3º Quartil (75%)	6,3950	0,1518
Valor máximo	50,4800	0,7604

*Fonte: Dados originais da pesquisa.*

Tabela 2: Valores de Log-Likelihood, AIC e BIC para os modelos testados com IFIX e diferentes variáveis de sentimento.

<b>Variável usada</b>	<b>Sentimento médio</b>		<b>Sentimento do título</b>		<b>Sentimento do snippet</b>	
	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>5</b>
AIC	1,4149	1,3889	1,6282	1,6036	1,7859	1,7636
BIC	1,4580	1,4608	1,6713	1,6756	1,8291	1,9226
Log-Likelihood	-2174,38	-2158,83	-2239,95	-2224,75	-2288,47	-2250,74

*Fonte: Dados originais da pesquisa.*

Tabela 3: Variáveis obtidas pelos modelos VAR iniciais, estimados usando IFIX e Sentimento Médio.

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	t-stat	p-valor
<i>Modelo 1 (1 defasagem)</i>				
Constante	0,954	0,390	2,444	0,015
L1.ifix_value	0,263	0,039	6,780	0,000
L1.average_sentiment	-1,594	1,800	-0,886	0,376
<i>Modelo 2 (2 defasagens)</i>				
Constante	0,679	0,389	1,746	0,081
L1.ifix_value	0,213	0,040	5,344	0,000
L1.average_sentiment	-1,311	1,779	-0,737	0,461
L2.ifix_value	0,162	0,040	4,102	0,000
L2.average_sentiment	3,062	1,776	1,724	0,085

Fonte: Dados originais da pesquisa.

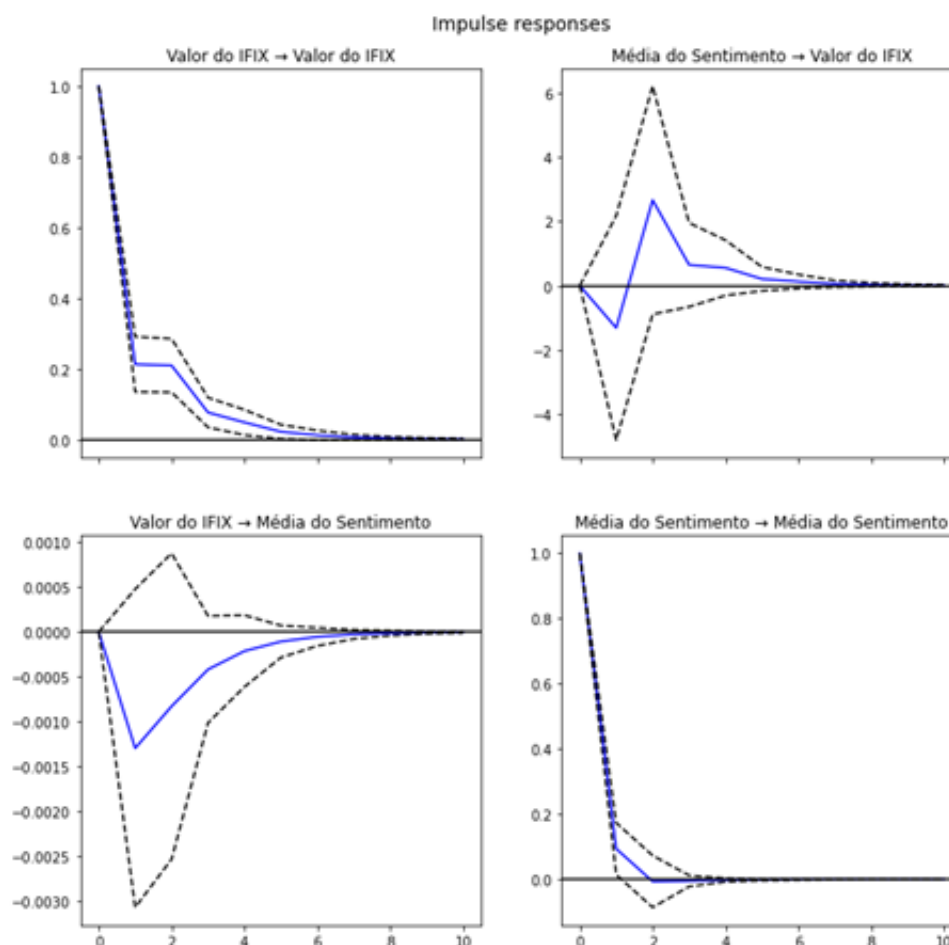


Figura 4: Gráficos de resposta ao impulso para o Modelo 2, incluindo intervalo de confiança de 95% (linha tracejada). Fonte: Dados originais da pesquisa.

### 3.2 Estimação do modelo com conjunto de dados limitado ao período de 1 ano

Para mitigar a influência da escassez de notícias mais antigas, foi criado um subconjunto de dados de 1 ano (21 de agosto de 2023 a 21 de agosto de 2024), com 245 observações. Um terceiro modelo VAR foi estimado (Figura 5 e Tabela 4). O critério AIC sugeriu 5 defasagens, que foi o escolhido.

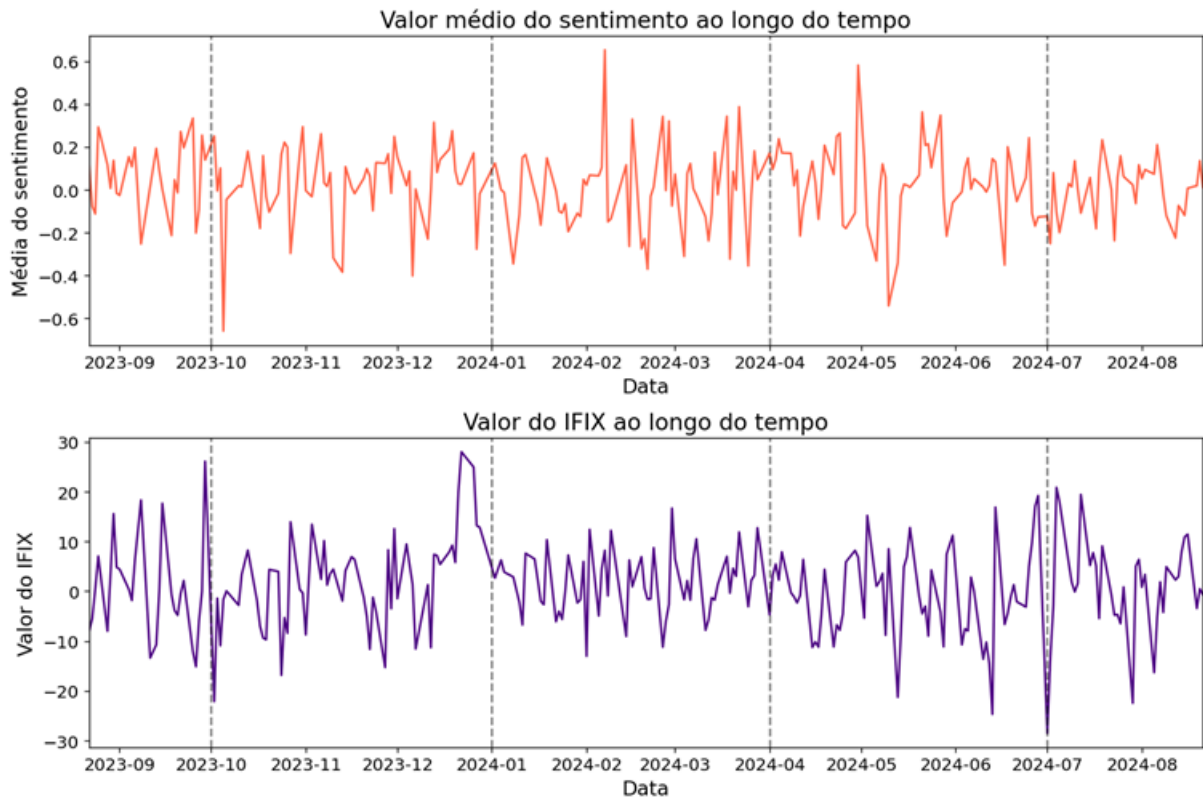


Figura 5: Séries temporais do valor médio do sentimento das notícias e do valor do IFIX (transformada em estacionária), para o subconjunto de dados limitado a 1 ano. Fonte: Dados originais da pesquisa.

Os resultados do Modelo 3 estão na Tabela 5. O teste de causalidade de Granger não rejeitou a hipótese de que o sentimento não causa o IFIX ( $p = 0,690$ ), mas rejeitou a hipótese de que o IFIX não causa o sentimento ( $p = 0,041$ ), indicando uma possível causalidade do IFIX para o sentimento. No entanto, os gráficos de resposta ao impulso (Figura 6) novamente não mostraram evidência estatística de impacto, pois os intervalos de confiança incluem o zero.

### 3.3 Discussão

Cambara & Meurer (2023) investigaram o impacto do sentimento de notícias do Wall Street Journal sobre os fluxos de capital para o Brasil (1999-2018). Eles identificaram que o sentimento das notícias tem correlação negativa com índices de incerteza e exerce um efeito positivo e significativo sobre os fluxos de capital, com o impacto do sentimento negativo sendo mais pronunciado (resposta assimétrica).

D. Souza & Martins (2022) avaliaram o sentimento de investidores no Twitter e sua associação com o ETF do Ibovespa (BOVA11) entre 2017 e 2018. Seus resultados sugerem que o sentimento dos investidores no Twitter está positivamente associado aos movimentos do mercado de ações (retorno e volume), especialmente quando o sentimento é negativo.

Tabela 4: Estatísticas descritivas das variáveis Valor do IFIX e Média do Sentimento, usadas para a estimação do Modelo 3.

<b>Estatística</b>	<b>Valor do IFIX</b>	<b>Média do Sentimento</b>
Contagem	245	245
Média	0,7290	0,0191
Desvio padrão	8,9286	0,1787
Valor mínimo	-28,4900	-0,6603
1º Quartil (25%)	-4,7400	-0,0788
Mediana (50%)	0,5000	0,0188
3º Quartil (75%)	6,3700	0,1333
Valor máximo	28,0000	0,6537

*Fonte: Dados originais da pesquisa.*

Tabela 5: Variáveis obtidas pelo terceiro modelo VAR, estimado usando IFIX e Sentimento Médio (subconjunto de 1 ano).

<b>Variável</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Erro Padrão</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-valor</b>
const	0,363	0,582	0,623	0,533
L1.ifix_value	0,141	0,064	2,206	0,027
L1.average_sentiment	4,183	3,242	1,290	0,197
L2.ifix_value	0,091	0,064	1,410	0,159
L2.average_sentiment	3,078	3,211	0,959	0,338
L3.ifix_value	-0,097	0,065	-1,504	0,133
L3.average_sentiment	-0,746	3,187	-0,234	0,815
L4.ifix_value	0,029	0,065	0,438	0,661
L4.average_sentiment	0,716	3,181	0,225	0,822
L5.ifix_value	0,246	0,065	3,772	0,000
L5.average_sentiment	0,878	3,170	0,277	0,782

*Fonte: Dados originais da pesquisa.*

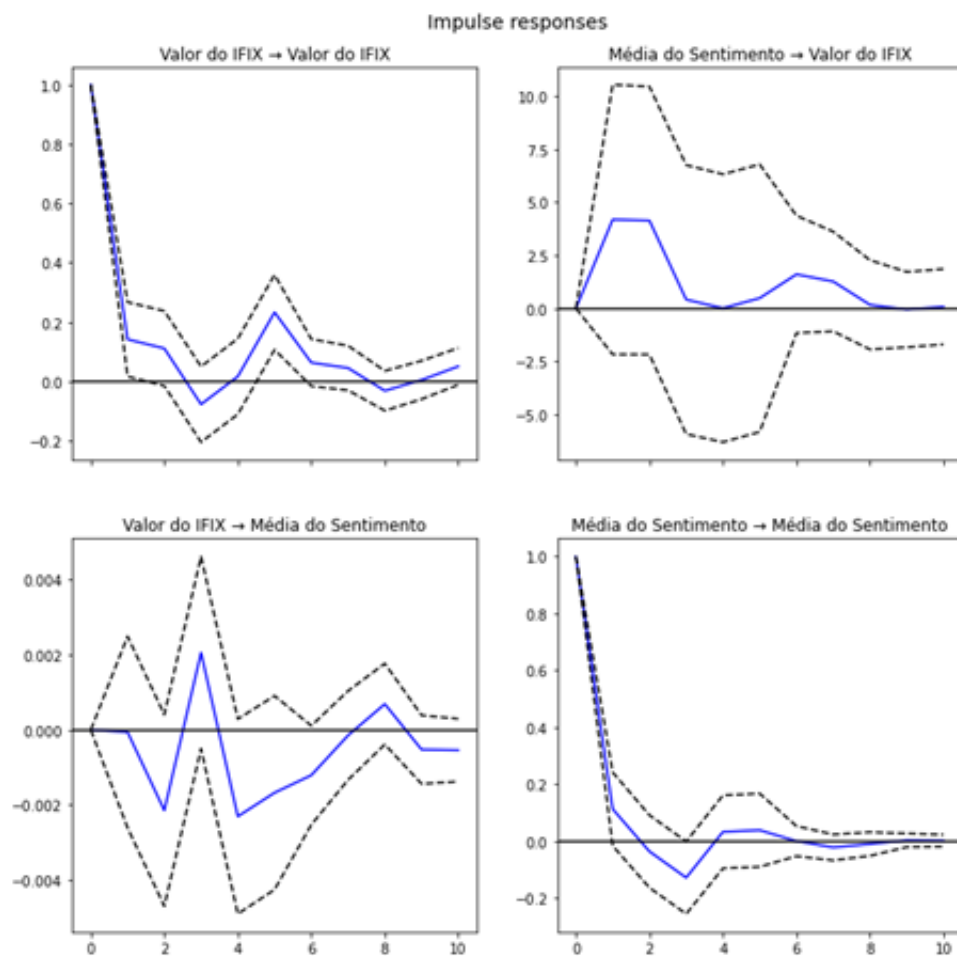


Figura 6: Gráficos de resposta ao impulso para o Modelo 3, incluindo intervalo de confiança de 95% (linha tracejada). Fonte: Dados originais da pesquisa.

Diferentemente do observado nas pesquisas apresentadas, os resultados da presente pesquisa não encontrou relação entre o sentimento e a flutuação de preços dos FIIs. Essa diferença pode estar associada à natureza do setor avaliado, que pode ser menos suscetível aos fluxos de capital estrangeiro, por exemplo, pode estar relacionada ao IFIX, uma carteira teórica, ou pode ter relação com o conjunto de notícias avaliadas. Pode tratar-se de uma limitação deste estudo, mas certamente merece aprofundamento para avaliação mais detalhada dessa dinâmica diferenciada desse ativo específico.

#### **4 CONCLUSÃO / CONTRIBUIÇÃO**

A presente pesquisa não encontrou relação entre o sentimento das notícias em veículos norte-americanos e a flutuação do preço de ativos do mercado imobiliário no Brasil (FIIs). Esse é um primeiro passo na compreensão do impacto do sentimento na dinâmica de preço desse tipo de ativo, trazendo insights sobre a alocação de recursos e a adequada tomada de decisão frente as expectativas do mercado.

#### **NOTAS**

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adu, W., Appiahene, P., & Afrifa, S. (2023). Var, arimax and arima models for nowcasting unemployment rate in ghana using google trends. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 10. doi: 10.1186/s43067-023-00078-1
- Antweiler, W., & Frank, M. Z. (2004). Is all that talk just noise? The information content of internet stock message boards. *The Journal of Finance*, 59(3), 1259–1294.
- Ashtiani, M., & Raahemi, B. (2023). News-based intelligent prediction of financial markets using text mining and machine learning: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 217, 119509. doi: 10.1016/j.eswa.2023.119509
- B3. (2024a). *Participação dos investidores*. Retrieved 2024-09-30, from [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/boletim-diario/boletim-diario-do-mercado/](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/boletim-diario/boletim-diario-do-mercado/)
- B3. (2024b). *Índice de fundos de investimentos imobiliários (ifix b3)*. Retrieved 2024-09-30, from [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-de-fundos-de-investimentos-imobiliarios-ifix.htm](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-de-fundos-de-investimentos-imobiliarios-ifix.htm)
- B3. (2024c). *Índice de fundos de investimentos imobiliários (ifix b3): Estatísticas históricas*. Retrieved 2024-09-30, from [https://www.b3.com.br/pt\\_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-fundos-de-investimentos-imobiliarios-ifix-estatisticas-historicas.htm](https://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/indices/indices-de-segmentos-e-setoriais/indice-fundos-de-investimentos-imobiliarios-ifix-estatisticas-historicas.htm)
- Bonta, V., Kumares, N., & Janardhan, N. (2019). A comprehensive study on lexicon based approaches for sentiment analysis. *Asian Journal of Computer Science and Technology*, 8(S2), 1–6.
- Cambara, L., & Meurer, R. (2023). News sentiment and foreign portfolio investment in brazil. *International Journal of Finance & Economics*, 28(3). doi: 10.1002/ijfe.2595
- Carosia, A., da Silva, A., & Coelho, G. (2024). Predicting the brazilian stock market with sentiment analysis, technical indicators and stock prices: A deep learning approach. *Computational Economics*. doi: 10.1007/s10614-024-10636-y
- Cloud, R. C., Li, Y., & Gharehgozli, O. (2019). Investor sentiment and REIT returns. *Journal of Behavioral Finance*, 20(4), 458–473.
- Das, P. K., Kim, H., & Pant, S. (2014). Textual analysis of news sentiment and its association with real estate prices and REIT returns. *Journal of Real Estate Research*, 36(3), 335–371.
- Enders, W. (2014). *Applied econometric time series* (4th ed.). USA: John Wiley & Sons Inc.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Hausler, J., Ruschinsky, J., & Lang, M. (2018). News-based sentiment analysis in real estate: a machine learning approach. *Journal of Property Research*, 35(4), 344–371.

- Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In *Proceedings of the international aaai conference on web and social media* (Vol. 8, pp. 216–225).
- Li, J., Chan, K. C., & Liano, K. (2014). Media sentiment and REIT returns. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 49(3), 357–379.
- Loughran, T., & McDonald, B. (2011). When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, 66(1), 35–65.
- Mahajan, S., Wagle, S., Ranjan, N., & Borde, S. (2024). A comparative analysis of arima and var algorithms for performance analysis of high-speed diesel pumps. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(17), 01–13.
- Nunes, G. O., Silva, W. V. D., & Castro, R. G. D. (2021). Fatores determinantes da rentabilidade dos fundos de investimento imobiliário (FII) no Brasil. *Revista Contabilidade & Finanças*, 32, 517–533.
- Pelegriani, G. G. M. O., Gerga, A. A., & Imoniana, J. O. (2018). O impacto do sentimento das notícias do jornal Valor Econômico no comportamento do Ibovespa. *Revista Brasileira de Finanças*, 16(2), 217–247.
- Picasso, A., Merello, S., Ma, Y., Oneto, L., & Cambria, E. (2019). Technical analysis and sentiment embeddings for market trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 135, 60–70.
- Reschke, F., & Strych, J.-O. (2024). Emojis and stock returns. *Review of Behavioral Finance*, 16(2), 223–233.
- Salles, R., Belloze, K., Porto, F., Gonzalez, P., & Ogasawara, E. (2019). Nonstationary time series transformation methods: An experimental review. *Knowledge-Based Systems*, 164, 274–291.
- Securato, J. R., Amaral, H. F. D., Ometto, A. M. H., & Securato, G. L. (2018). Determinantes da rentabilidade dos fundos de investimento imobiliário listados na BMFBovespa. *Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade*, 8(1), 121–138.
- Souza, D., & Martins, O. (2022). Brazilian stock market performance and investor sentiment on twitter. *Revista de Gestão*, 31. doi: 10.1108/REG-07-2021-0145
- Souza, V. G. S., Lélis, M. T. C., & Ceretta, P. S. (2020). News sentiment and stock market: An analysis of the Brazilian scenario. *Brazilian Administration Review*, 17(1), e190043.
- Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168.