



REVISTA AMBIENTE CONTÁBIL

Universidade Federal do Rio Grande do Norte

ISSN 2176-9036

Vol. 17, n. 2, Jul./Dez., 2025

Sítios: <https://periodicos.ufrn.br/index.php/ambiente>

<http://www.atena.org.br/revista/ojs-2.2.3-06/index.php/Ambiente>

Artigo recebido em: 09.09.2024. Revisado por pares em: 16.09.2024. Reformulado em: 25.09.2024. Avaliado pelo sistema double blind review.

DOI: 10.21680/2176-9036.2025v17n2ID37600

Emoções e investimentos: a influência do sentimento do investidor nas criptomoedas durante a pandemia de Covid-19

Emotions and investments: the influence of investor sentiment on cryptocurrencies during the Covid-19 pandemic

Emociones e inversiones: la influencia del sentimiento de los inversores sobre las criptomonedas durante la pandemia de Covid-19

Autores

Rayane Farias dos Santos

Mestra em Ciências Contábeis pela Universidade Federal da Paraíba. Doutora em Ciências Contábeis pela Universidade de Brasília (UnB). Endereço: Rua Juvino Sobreira de Carvalho, 164, Bairro Centro, CEP: 58.119-000, São Sebastião de Lagoa de Roça – PB. Identificadores (ID):

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6500-1096>

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/0228704615976982>

E-mail: rayane.farias10@hotmail.com

César Augusto Tibúrcio Silva

Doutor em Controladoria e Contabilidade (USP). Professor da Universidade de Brasília – Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais. Endereço: Campus Darcy Ribeiro – Prédio da FACE – Asa Norte – CEP 70910-900 -Brasília, DF – Brasil. Identificadores (ID):

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5717-9502>

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/5727021339190342>

E-mail: cesaraugustotiburciosilva@gmail.com

Resumo

Objetivo: O estudo analisou a relação entre o sentimento do investidor e o retorno e volume de negociação das principais criptomoedas no Brasil, durante o período da pandemia de Covid-19.

Metodologia: Foram utilizadas duas métricas para capturar o sentimento do investidor, os índices de Felicidade (IFH) e Medo (FEARS), captados por meio das ferramentas *Twitter* e *Google* respectivamente. Os dados referentes as criptomoedas foram coletados no *site* Cryptocompare. Por meio de regressões quantílicas foram analisadas as variações no impacto do sentimento dos investidores nos diferentes tipos de moedas.

Resultados: Os resultados indicaram que a felicidade e o medo afetam de forma heterogênea as criptomoedas, com o IFH causando tanto impactos negativos quanto positivos no retorno de ativos como o BTC, USDC e USDT. E o FEARS um impacto predominantemente negativo no retorno de criptomoedas como o BTC e BRZ, mas positivo no ETH. Em termos de volume de negociação, o IFH influenciou de maneira ambígua o BRZ, enquanto o FEARS reduziu o volume das moedas BTC, USDT e USDC. Os padrões distintos de impacto identificados sugerem que o sentimento do investidor pode ser um indicador chave para a formulação de estratégias em um mercado altamente volátil e emocionalmente reativo.

Contribuições do Estudo: Contribui de maneira significativa para a literatura, ao focar no mercado brasileiro de criptomoedas, que tem sido pouco explorado em pesquisas internacionais. Utiliza uma abordagem quantílica para examinar como o sentimento dos investidores impacta múltiplas criptomoedas, oferecendo uma análise mais detalhada e não linear, algo raro na literatura. Além disso, ao investigar o comportamento das criptomoedas no Brasil durante o Covid-19, fornece *insights* críticos sobre como emoções coletivas, como medo e alegria, afetam os movimentos de mercado, especialmente em um ambiente dominado por investidores individuais, tornando o estudo relevante para mercados emergentes.

Palavras-chave: Sentimento do Investidor; Criptomoedas; Retorno; Volume de Negociação.

Abstract

Purpose: The study analyzed the relationship between investor sentiment and the return and trading volume of the main cryptocurrencies in Brazil during the Covid-19 pandemic.

Methodology: Two metrics were used to capture investor sentiment: the Happiness Index (HFI) and the Fear Index (FEARS), collected through Twitter and Google tools, respectively. Data related to cryptocurrencies were collected from the Cryptocompare website. Quantile regressions were used to analyze variations in the impact of investor sentiment on different types of currencies.

Results: The results indicated that happiness and fear affect cryptocurrencies heterogeneously, with HFI causing both negative and positive impacts on the return of assets such as BTC, USDC, and USDT. And FEARS had a predominantly negative impact on the return of cryptocurrencies such as BTC and BRZ, but positive on ETH. In terms of trading volume, IFH had an ambiguous influence on BRZ, while FEARS reduced the volume of BTC, USDT and USDC. The distinct patterns of impact identified suggest that investor sentiment may be a key indicator for formulating strategies in a highly volatile and emotionally reactive market.

Contributions of the Study: It contributes significantly to the literature by focusing on the Brazilian cryptocurrency market, which has been little explored in international research. It uses a quantile approach to examine how investor sentiment impacts multiple cryptocurrencies, offering a more detailed and non-linear analysis, something rare in the literature. Furthermore, by investigating the behavior of cryptocurrencies in Brazil during Covid-19, it provides critical insights into how collective emotions, such as fear and euphoria, affect market movements, especially in an environment dominated by individual investors, making the study relevant for emerging markets.

Keywords: Investor Sentiment; Cryptocurrencies; Return; Trading Volume.

Resumen

Objetivo: El estudio analizó la relación entre el sentimiento de los inversores y el rendimiento y el volumen de operaciones de las principales criptomonedas en Brasil, durante el período de la pandemia de Covid-19.

Metodología: Se utilizaron dos métricas para capturar el sentimiento de los inversores, los índices de Felicidad (IFH) y Miedo (FEARS), capturados utilizando las herramientas de Twitter y Google respectivamente. Los datos sobre las criptomonedas se recopilaron en el sitio web Cryptocompare. Utilizando regresiones cuantiles, se analizaron las variaciones en el impacto del sentimiento de los inversores sobre diferentes tipos de monedas.

Resultados: Los resultados indicaron que la felicidad y el miedo afectan de manera heterogénea a las criptomonedas, y que IFH causa impactos tanto negativos como positivos en los rendimientos de activos como BTC, USDC y USDT. Y FEARS tiene un impacto predominantemente negativo en el retorno de criptomonedas como BTC y BRZ, pero positivo en ETH. En términos de volumen de operaciones, IFH influyó de manera ambigua en BRZ, mientras que FEARS redujo el volumen de monedas BTC, USDT y USDC. Los distintos patrones de impacto identificados sugieren que el sentimiento de los inversores puede ser un indicador clave para formular estrategias en un mercado altamente volátil y emocionalmente reactivo.

Contribuciones del estudio: Contribuye significativamente a la literatura, al centrarse en el mercado brasileño de criptomonedas, que ha sido poco explorado en la investigación internacional. Utiliza un enfoque cuantil para examinar cómo el sentimiento de los inversores afecta a múltiples criptomonedas, ofreciendo un análisis más detallado y no lineal, algo poco común en la literatura. Además, al investigar el comportamiento de las criptomonedas en Brasil durante el Covid-19, se proporciona información fundamental sobre cómo las emociones colectivas como el miedo y la euforia afectan los movimientos del mercado, especialmente en un entorno dominado por inversores individuales, lo que hace que el estudio sea relevante para los mercados emergentes.

Palabras clave: Sentimiento de los Inversionistas; Criptomonedas; Devolver; Volumen de negociación.

1 Introdução

A onipresença do acesso à *Internet* desencadeou o surgimento de moedas distintas daquelas utilizadas no sistema monetário predominante. O advento das criptomoedas baseadas em um método único denominado mineração trouxe mudanças significativas nas atividades econômicas online dos investidores (Kim et al., 2016). Várias criptomoedas surgiram desde 2008, quando o *Bitcoin* foi introduzido pela primeira vez (Nakamoto, 2008).

As criptomoedas são frequentemente utilizadas em transações online e isso tem aumentado todos os anos desde a sua introdução (Böhme, Christin, Edelman, & Moore, 2015). São consideradas formas de moeda digital descentralizada que utilizam criptografia para garantir transações seguras e para controlar a criação de novas unidades (Kraaijeveld, & Smedt, 2020). Além disso, operam em uma rede distribuída de computadores, conhecida como

blockchain, que registra e verifica todas as transações de forma pública e imutável (Böhme et al., 2015). As criptomoedas eliminam a necessidade de intermediários financeiros, como bancos, ao permitir transações diretas entre as partes envolvidas (Kraaijeveld, & Smedt, 2020).

Com a crescente popularidade, as criptomoedas não apenas atraíram a atenção dos investidores, mas também se tornaram um campo de pesquisa acadêmica ativo e em pleno crescimento. O que impulsiona esse mercado tem sido uma das questões mais investigadas pelos pesquisadores acadêmicos ao longo dos últimos anos (Burggraf, Huynh, Rudolf, & Wang, 2021). Tanto investigadores acadêmicos como profissionais têm demonstrado grande interesse em compreender o comportamento desses novos ativos emergentes (Naeem, Mbarki, & Shahzad, 2021).

A teoria da decisão, especialmente no contexto econômico e financeiro, busca compreender como os agentes tomam decisões sob condições de risco e incerteza (Biais, Bisière, Bouvard, Casamatta & Menkveld, 2020). No caso das criptomoedas, a volatilidade e a incerteza associadas a esses ativos são amplificadas, tornando as decisões de investimento mais complexas e sensíveis a fatores psicológicos e emocionais (Liu, Tsyvinski, & Wu, 2022). Isso significa que, durante momentos de grande incerteza, como a pandemia de Covid-19, que impactou profundamente os mercados financeiros globais, o sentimento dos investidores pode levar a decisões impulsivas e irracionais, que resultam em movimentos extremos de preço e volume de negociação (Salisu & Akanni, 2020).

O papel do sentimento dos investidores, especialmente em crises, é de particular importância no mercado de criptomoedas, onde a influência de fatores emocionais é amplificada pela presença dominante de investidores individuais. Conforme apontado por Liu et al. (2022), os investidores em criptomoedas são frequentemente mais suscetíveis às mudanças emocionais e comportamentais, que tendem a gerar reações desproporcionais aos eventos globais. Durante a pandemia, essa característica ficou evidente, pois sentimentos de medo, incerteza e até euforia moldaram os padrões de negociação de forma mais pronunciada (Naeem et al., 2021). Esse contexto ressaltou a importância de ferramentas de análise de sentimento para entender melhor o comportamento do mercado.

O Twitter, assim como o volume de pesquisas Google, emergiram como ferramentas cruciais de análise de sentimento no mercado de criptomoedas, especialmente durante a pandemia, dado o aumento no uso de plataformas de pesquisa e de mídia social como meio de obter e compartilhar informações (Naeem et al., 2021). O estudo de Salisu e Akanni (2020) destacou que as mídias sociais desempenharam um papel central durante a pandemia, amplificando sentimentos de medo e incerteza que rapidamente se traduziram em movimentos bruscos nos preços das criptomoedas. Naeem et al. (2021) utilizaram a ferramenta do Google ao examinarem a capacidade preditiva do sentimento do investidor online para criptomoedas e descobriram previsibilidade significativa dos retornos.

A volatilidade intrínseca das criptomoedas torna-as particularmente sensíveis ao sentimento do investidor, em que *tweets*, *posts* em fóruns e artigos de notícias podem desencadear movimentos abruptos e significativos (Chen, Li, & Sun, 2020). Além do mais, o mercado de criptomoedas é dominado por investidores individuais e esse perfil de investidor tende a ser mais suscetível a influências emocionais e comportamentais (Liu et al., 2022). Pesquisas mostram que eventos como anúncios de regulamentações ou até mesmo rumores podem causar reações desproporcionais no sentimento dos investidores, levando a flutuações acentuadas nos preços das criptomoedas (Eom, Kaizoji, Kang, & Pichl, 2019).

A discussão sobre as criptomoedas representarem um investimento ou uma atividade especulativa tem sido amplamente debatida na literatura acadêmica (Chen et al., 2020). De um lado, muitos estudiosos as consideram uma nova classe de ativos com potencial de

investimento, principalmente devido ao seu crescente uso como reserva de valor e meio de transações digitais (Baur & Dimpfl, 2018). A volatilidade extrema das criptomoedas, no entanto, torna o argumento complexo. Estudos como os de Liu et al. (2022) sugerem que, embora as criptomoedas como o *Bitcoin* apresentem características de ativos financeiros, sua alta volatilidade e imprevisibilidade são sinais claros de que muitos investidores as tratam mais como um ativo especulativo, buscando retornos rápidos em vez de uma estratégia de longo prazo.

Como argumentam Böhme et al. (2015), o crescente interesse institucional e a integração de criptomoedas em estratégias financeiras tradicionais sugerem que elas podem eventualmente transcender essa fase especulativa e evoluir para ativos financeiros legítimos. Portanto, embora o caráter especulativo possa prevalecer, o futuro das criptomoedas depende de uma maior maturidade e estabilidade do mercado. Dessa forma, surgem amplas oportunidades de investigação para compreender melhor os impulsionadores desse mercado (Chen et al., 2020).

Diante desse contexto é que surge o problema de pesquisa: **Qual a relação entre o sentimento do investidor e o retorno e volume de negociação das principais criptomoedas no Brasil, durante o período da pandemia de Covid-19.** Logo, o objetivo do estudo é analisar a relação entre o sentimento do investidor e o retorno e volume de negociação das principais criptomoedas no Brasil, durante o período da pandemia de Covid-19.

Para alcance do objetivo foram utilizadas duas *proxies* de sentimento do investidor online. A primeira é o sentimento de felicidade no *Twitter*, e a segunda, são as Atitudes Financeiras e Econômicas Reveladas pela Pesquisa dos lares Americanos – doravante, FEARS. Alguns estudos empíricos internacionais utilizaram o índice de felicidade do *Twitter* como *proxy* do sentimento dos investidores online e documentaram a sua ligação significativa com os mercados de ações (Chen, De, Hu, & Hwang, 2014; Shen, Urquhart, & Wang, 2019).

Mais particularmente na área de criptomoedas, poucos estudos, e em sua maioria internacionais, como os de Shen et al. (2019) e Kraaijeveld e Smedt (2020) descobriram relações significativas entre o sentimento do *Twitter* e os retornos de algumas criptomoedas como: *Litecoin*, *Bitcoin* e *Bitcoin Cash*. Os estudos de Eom et al. (2019) e Burggraf et al. (2021) também analisaram a *proxy* FEARS, mas apenas voltada ao *Bitcoin*.

Este estudo se torna relevante pois o campo das criptomoedas, embora amplamente estudado na última década, carece de pesquisas aprofundadas sobre o impacto do sentimento do investidor em *altcoins*, conforme apontado por Kraaijeveld e Smedt (2020). Grande parte da literatura existente, como observado por Burggraf et al. (2021), se concentra no *Bitcoin*, o que limita a compreensão do comportamento de outras moedas digitais que possuem características distintas, por isso este estudo busca trazer *insights* a respeito de outras criptomoedas, observando o comportamento das moedas que mais cresceram no Brasil, conforme dados da Receita Federal (2023).

As criptomoedas tornaram-se cada vez mais populares como uma classe de ativos alternativa. Com isso, é do interesse tanto dos investidores quanto dos pesquisadores ter evidências científicas sobre os impulsionadores subjacentes dos preços das criptomoedas (Burggraf et al., 2021). Portanto, este estudo se torna relevante ao lançar uma nova luz sobre a racionalidade do investidor, trazendo as criptomoedas para a questão.

Estudos recentes, como o de Liu et al. (2022), também enfatizam que o perfil emocional dos investidores, em especial em um mercado dominado por investidores individuais, é um dos principais fatores que contribuem para as oscilações abruptas nos preços de criptomoedas. A literatura, portanto, destaca a necessidade de expandir o foco para moedas que tiveram crescimento significativo em mercados emergentes, como o brasileiro.

O cenário econômico brasileiro, marcado por instabilidade monetária e inflação relativamente alta, cria um ambiente diferente para o uso de criptomoedas em comparação com países de economias mais estáveis. Ojo (2023) aponta que, em mercados emergentes, as criptomoedas podem ser vistas não apenas como ativos especulativos, mas também como alternativas viáveis ao sistema financeiro tradicional, especialmente em momentos de crise.

No Brasil, essa função dupla das criptomoedas, como uma forma de investimento e como proteção contra a desvalorização da moeda, torna o mercado local único (Ojo, 2023). Além disso, a Receita Federal brasileira tem implementado regulamentações que diferem de outros países, o que também afeta a forma como as criptomoedas são negociadas e vistas pelos investidores. Essa combinação de fatores reforça a relevância de um estudo focado em criptomoedas no contexto brasileiro, uma vez que as particularidades do mercado local podem gerar *insights* valiosos sobre como esses ativos emergentes se comportam em economias em desenvolvimento.

2 Revisão da Literatura

2.1 Criptomoedas

No final de 2008, um novo sistema descentralizado de dinheiro criptográfico foi publicado anonimamente pelo pseudônimo Satoshi Naka-moto, que formou a base da tecnologia *blockchain*. Simultaneamente, houve o lançamento da aplicação mais conhecida da tecnologia *blockchain* na forma de uma criptomoeda chamada *Bitcoin* (Nakamoto, 2008).

Inicialmente, as criptomoedas tinham uma reputação questionável por serem frequentemente rotuladas como duvidosas ou moedas para criminosos (Eenmaa-Dimitrieva, & Schmidt-Kessen, 2019). No entanto, isso mudou quando o interesse no mercado de criptomoedas explodiu ao longo de 2017 e início de 2018, levando a um *hype* e a um mercado altista extremo alimentado pelo medo de perder (Kraaijeveld, & Smedt, 2020).

As moedas digitais têm sido objeto de considerável destaque por parte da mídia e dos investidores, em virtude de suas despesas de transação reduzidas, sua arquitetura ponto a ponto e sua natureza desprovida de intervenção governamental (Shen et al., 2019). Essa repercussão tem ocasionado um incremento no volume de negociação, na instabilidade e no valor das criptomoedas (Shen et al., 2019).

O volume de negociação, que representa a quantidade de criptomoedas trocadas em um determinado período é frequentemente utilizado como um indicador da atividade do mercado e da liquidez. Alguns estudos (Chen, Xu, Cheng, & Zhou, 2020; Kyriazis, Papadamou, Tzeremes, & Corbet, 2023) indicam que um aumento no volume de negociação pode ser impulsionado por mudanças no sentimento do investidor, em que um sentimento positivo leva a uma maior compra de criptomoedas, enquanto um sentimento negativo resulta em vendas massivas. Essa correlação sugere que os investidores reagem rapidamente às novas informações e percepções, amplificando os movimentos de mercado.

Além disso, eventos específicos, como anúncios de regulamentações, falhas de segurança em *exchanges*, ou até mesmo rumores nas redes sociais, podem desencadear mudanças abruptas no sentimento do investidor, refletindo-se imediatamente no volume de negociação (Corbet, Larkin, & Lucey, 2020). Por exemplo, uma notícia positiva sobre a adoção de uma criptomoeda por uma grande instituição pode gerar um aumento significativo no volume de compra, enquanto um problema em uma *exchange* pode causar uma venda massiva. Esse comportamento de manada pode amplificar a volatilidade do mercado, criando ciclos de alta e baixa que são característicos do mercado de criptomoedas.

Ferramentas de análise de sentimento que monitoram dados de redes sociais, notícias e buscas na *internet*, são frequentemente utilizadas para prever esses movimentos, permitindo aos investidores identificar tendências emergentes e ajustar suas estratégias de negociação (Liu et al., 2022). O sentimento do investidor, medido por meio de análises de redes sociais, buscas na *internet* e cobertura de mídia, também tem um impacto significativo não apenas no volume, mas também nos retornos das criptomoedas (Smales, 2019).

Alguns estudos (Smales, 2019; Liu et al., 2022) indicam que um sentimento positivo, impulsionado por notícias favoráveis, ou um aumento geral do interesse nas criptomoedas, pode levar a retornos positivos, à medida que mais investidores compram ativos digitais, elevando seus preços. Por outro lado, um sentimento negativo, causado por notícias adversas, como falências de *exchanges* ou regulamentações restritivas, tende a resultar em retornos negativos devido à venda massiva de ativos (Corbet et al., 2020; Liu et al., 2022).

Pesquisas (como Eom et al., 2019; Burggraf et al., 2021 e Liu et al., 2022) mostram que mudanças abruptas no sentimento, capturadas por ferramentas de análise de sentimento em tempo real, frequentemente precedem movimentos significativos nos preços das criptomoedas. Shen et al. (2019) estudaram a relação entre o número de *tweets* referentes ao *Bitcoin* e se eles seriam úteis na previsão de volatilidade realizada, volume ou retornos futuros e descobriram que o número de *tweets* do dia anterior são impulsionadores significativos da volatilidade realizada e do volume do *Bitcoin*, mas não dos retornos.

Eom et al. (2019) ao investigarem as propriedades distributivas e dinâmicas do retorno e da volatilidade do *Bitcoin*, descobriram que o sentimento dos investidores em relação a essa moeda tem um valor informativo significativo para explicar as mudanças na volatilidade do *Bitcoin* em períodos futuros. Os resultados da pesquisa desses autores sugerem que o *Bitcoin* parece ser um ativo de investimento com alta volatilidade e dependência do sentimento do investidor, em vez de um ativo monetário.

Kraaijeveld e Smedt (2020), por meio de avaliação de sentimento textual e usando análise bilateral de causalidade de Granger, mostram que os *bots* do *Twitter* preveem significativamente os retornos de *Litecoin*, *Bitcoin* e *Bitcoin cash*. Burggraf et al. (2021) investigaram a capacidade preditiva do sentimento do investidor em relação aos retornos do *Bitcoin* e constataram que esse sentimento exerce uma influência significativa sobre o *Bitcoin*. Mais especificamente, observaram que um aumento no sentimento pessimista tem impacto negativo sobre o *Bitcoin*, enquanto uma diminuição tem efeitos positivos.

Os trabalhos ora citados concentram-se mais na extração de sentimentos das mídias sociais e, em seguida, no estudo de sua conexão com os retornos das criptomoedas, na maioria das vezes do *Bitcoin*, usando análise de causalidade. Por sua vez, este estudo analisou duas *proxies* online distintas do sentimento do investidor e testou sua previsibilidade quanto ao volume de negociação e os retornos de cinco criptomoedas, buscando abordagens mais informativas.

2.2 Sentimento do Investidor

A teoria da decisão tradicionalmente se baseia na ideia de que os agentes econômicos são racionais e maximizam sua utilidade esperada ao tomar decisões sob condições de incerteza (Biais et al., 2020). No entanto, ao se analisar o mercado de criptomoedas, essa abordagem encontra diversas limitações. Criptomoedas são caracterizadas por extrema volatilidade, ausência de fundamentos sólidos e por um mercado emergente e altamente especulativo, onde decisões são frequentemente tomadas sob forte incerteza (Eom et al., 2019). O comportamento

dos investidores tende a ser impactado não apenas por avaliações de risco e retorno, mas também por emoções como medo e ganância (Burggraf et al., 2021).

Isso se alinha à perspectiva de Kahneman e Tversky (1979) com a Teoria das Finanças Comportamentais, que demonstra que os investidores tomam decisões não de forma puramente racional, mas de acordo com percepções subjetivas de ganho e perda, distorcendo a análise de risco em ambientes de incerteza como o das criptomoedas. As finanças comportamentais desafiam a premissa de que os investidores agem sempre de maneira racional em suas decisões de investimento, sugerindo que muitas vezes são influenciados por vieses comportamentais (Rupande, Muguto, & Muzindutsi, 2019). Essa perspectiva tem implicações significativas na dinâmica dos ativos financeiros.

A literatura sobre precificação de ativos e volumes de negociação tem explorado variáveis relacionadas ao humor dos investidores para elucidar o comportamento do mercado (Chen et al., 2014; Naeem et al., 2021). Foi observado que os padrões de negociação estão estreitamente ligados ao sentimento ou humor predominante no mercado (Rupande et al., 2019).

O sentimento é definido como a disposição geral dos investidores em relação a certos ativos ou mercados financeiros, influenciado pelo fluxo de informações (Tantaopas, Padungsaksawasdi, & Treepongkaruna, 2016). Esse sentimento é considerado um conceito amplo que abrange emoções e estados de ânimo, tornando-se não diretamente observável e exigindo o uso de diversos proxies (Naeem et al., 2021).

Em busca de medir com precisão o sentimento do investidor, pesquisadores como Peter Dodds e Chris Danforth desenvolveram uma ferramenta para quantificar a felicidade de grandes populações em tempo real, denominada Índice de Felicidade do Hedonometer (IFH). Essa ferramenta está disponível gratuitamente no *site* dos autores (<https://hedonometer.org/words/labMT-pt-v2/>) e em várias línguas, mensurando a felicidade por meio de uma série temporal interativa baseada em postagens no *Twitter*.

O Hedonometer consegue captar o sentimento de potenciais investidores, permitindo a análise da relação entre o sentimento do investidor e os movimentos do mercado financeiro (Chen et al., 2014). O *Twitter* não apenas fornece informações em tempo real sobre criptomoedas, mas também representa uma valiosa fonte de inteligência emocional, já que os investidores frequentemente compartilham seus sentimentos (Kraaijeveld, & Smedt, 2020). A crescente utilização dessa rede social como fonte de dados pode ser atribuída à sua capacidade de oferecer uma combinação de notícias e sentimento dos investidores (Kraaijeveld, & Smedt, 2020).

Existe uma quantidade substancial de estudos que investigam a influência do *Twitter* nos mercados de ações, exemplificados por Chen et al. (2014) e Piñeiro-Chousa, López-Cabarcos, Pérez-Pico e Ribeiro-Navarrete (2018), que identificaram correlações significativas entre essa rede social e os mercados financeiros. No que tange às pesquisas com criptomoedas, Mai, Bai, Shan, Wang e Chiang (2015), ao examinarem as relações dinâmicas entre a mídia social e o desempenho do *Bitcoin*, obtiveram como achados que postagens mais otimistas têm um efeito positivo nos retornos do *Bitcoin* e que a postagem de mensagens tem um impacto significativo no volume de transações, assim como uma maior discordância entre as mensagens precede um maior volume de negociação.

Naeem et al. (2021), ao examinarem a capacidade preditiva do sentimento do investidor online para seis grandes retornos de criptomoedas, descobriram que o índice de sentimento de felicidade prevê significativamente o retorno do *Bitcoin*, bem como de outras grandes criptomoedas nos dois estados extremos do mercado e para níveis extremos de sentimento. Assim, surgem as duas primeiras hipóteses do estudo:

H1: O sentimento do investidor captado pelo IFH impacta no volume de negociação de criptomoedas.

H2: O sentimento do investidor captado pelo IFH impacta no retorno de criptomoedas.

Outras pesquisas anteriores exploram o impacto do sentimento do investidor no mercado financeiro por meio de buscas na *internet*. A título de exemplo, estudos como os de Da et al. (2015) usaram o volume diário de pesquisas na *Internet* de milhões de famílias para revelar o sentimento do mercado. Ao agregar o volume de consultas relacionadas com as preocupações das famílias – por exemplo, recessão, desemprego e falência –, construíram um índice de Atitudes Financeiras e Econômicas Reveladas pela Pesquisa (FEARS) como uma nova medida do sentimento dos investidores.

Esse índice foi construído, portanto, com base na frequência de buscas por termos relacionados ao medo e preocupação econômica. Utilizando o *Google Trends*, os autores coletaram, semanalmente, os dados de popularidade dessas buscas, que variavam de 0 a 100, refletindo a proporção de buscas por termos em relação ao total de buscas em um determinado período e região (Da et al., 2015).

Assim, a construção do índice FEARS envolveu a seleção de termos relevantes baseados na literatura financeira e consultas com especialistas, seguido pela padronização das séries temporais de buscas para cada termo, subtraindo a média e dividindo pelo desvio padrão. O índice final é uma soma ponderada das buscas padronizadas, capturando o nível agregado de preocupação econômica e financeira dos investidores. Esse índice foi utilizado para analisar a relação entre o sentimento do investidor e os preços de ativos, demonstrando que altos níveis do FEARS estão associados aos retornos subsequentes negativos no mercado de ações, indicando que um aumento nas preocupações econômicas precede uma queda nos preços das ações (Da et al., 2015).

Por sua vez, Naeem et al. (2021) ao examinarem a capacidade preditiva do sentimento do investidor online para seis principais retornos de criptomoedas também fizeram uso do índice FEARS e descobriram que ele mostra uma previsibilidade significativa dos retornos, mas é uma previsibilidade fraca e principalmente no curto prazo. Esse foi um dos poucos estudos a utilizarem o índice FEARS no mercado de criptomoedas. Por isso, na busca por novas evidências e achados, se faz necessário testar esse índice e o índice de felicidade em um período de crise, como o da pandemia da Covid-19, e assim surgem as hipóteses 3 e 4:

H3: O sentimento do investidor captado pelo FEARS impacta no volume de negociação de criptomoedas.

H4: O sentimento do investidor captado pelo FEARS impacta no retorno de criptomoedas.

A partir das hipóteses formadas, este estudo busca também ampliar a literatura brasileira, com a análise das cinco moedas com maior volume de movimentação dos últimos cinco anos (2019-2023) no Brasil, conforme divulgação da Receita Federal (2023), sendo elas: USDT (Tether), BTC (*Bitcoin*), USDC (United States Dollar Coin), BRZ (Brazilian Digital Token) e ETH (Ethereum).

A economia comportamental ressalta que as emoções e os sentimentos têm o potencial de influenciar significativamente o comportamento individual, o processo decisório e as movimentações do mercado (Kraaijeveld & Smedt, 2020). Os investidores irracionais negociam não de acordo com os fundamentos, mas sim, com base nas suas emoções e humores

podendo influenciar os preços e movimentos do mercado, levando ao seu desvio do valor fundamental (Rupande et al., 2019).

Esse desvio pode persistir ao longo do tempo porque a arbitragem é limitada pelos custos de transação e pelos riscos de vendas a descoberto. Assim, os preços e movimentos do mercado não são determinados apenas por fatores fundamentais, como preconiza a Hipótese dos Mercados Eficientes, mas também pelas opiniões do mercado, que significa a forma como um agente percebe o mercado e reage em conformidade com sua percepção; ou seja, pelo sentimento do investidor (Naeem et al., 2021).

3 Metodologia

3.1 Coleta dos dados

Os dados diários, tanto das criptomoedas quanto dos indicadores de sentimento, foram coletados compreendendo o período entre a segunda semana de março de 2020 e a primeira semana de maio de 2023. A escolha do espaço amostral se justifica pelo fato de que, em 11 de março de 2020, a Organização Mundial da Saúde (OMS) mudou a classificação de contaminação de Covid-19 à pandemia e, em 5 de maio de 2023, a OMS anunciou oficialmente o fim da Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional referente à pandemia de Covid-19, totalizando 165 semanas pandêmicas.

As criptomoedas coletadas foram escolhidas baseadas no volume de movimentação dos últimos 5 anos (2019-2023), conforme divulgação da Receita Federal em 2023. Portanto, este estudo utilizou as seguintes criptomoedas: USDT (*Tether*), BTC (*Bitcoin*), USDC (*United States Dollar Coin*), BRZ (*Brazilian Digital Token*) e ETH (*Ethereum*). Os dados referentes a essas moedas foram coletados no *site* Cryptocompare ([CryptoCompare.com](https://www.cryptocompare.com)) em junho de 2024.

3.2 Sentimento do investidor

O primeiro indicador de sentimento utilizado no estudo foi o Índice de Felicidade do Hedonometer (IFH), ferramenta preconizada por Peter Dodds e Chris Danforth, e disponibilizada pelo *site* <https://hedonometer.org/words/labMT-pt-v2/>. O instrumento reflete a felicidade por meio de uma série temporal de postagens coletadas na rede social X – a antigo *Twitter* –, mensuradas a partir de palavras associadas a sentimentos, e classificadas em uma escala de 1 a 9, na qual 1 sinaliza um conceito extremamente negativo, 5 aponta neutralidade, e 9 indica uma valência extremamente positiva.

O uso de ferramentas que mensuram o sentimento a partir de redes sociais é comum e está presente na literatura por meio de diversos estudos, como os de Chen et al. (2014), Kyriazis et al. (2023), Yağlı e Haykır (2023) que adotaram o Índice de Felicidade do Hedonometer para capturar o sentimento do investidor. Para Chen et al. (2014), essa metodologia é capaz de representar esse sentimento permitindo averiguar uma relação entre o sentimento desse investidor e a dinâmica do mercado de ações.

O indicador FEARS foi a segunda metodologia utilizada nesta pesquisa para capturar o sentimento do investidor. Esse índice foi desenvolvido por Da et al. (2015), e mensura o sentimento do investidor por meio das pesquisas no *Google Trends*. Os autores selecionaram uma lista primitiva de termos relacionados a condições econômicas, classificando-os em econômicas, positivas e negativas, conforme o Dicionário Harvard IV-4 e o Dicionário de Valores Lasswell.

Nesta pesquisa, para a construção do índice FEARS, optou-se por adaptar a metodologia aplicada por Da et al. (2015), uma vez que na língua portuguesa não foram encontrados dicionários que fornecessem uma classificação por categorias. Portanto, primeiramente foram traduzidos os trinta termos mais negativos catalogados por Da et al. (2015) usando o Dicionário inglês-português *Cambridge Dictionary*, sendo essas as palavras primitivas do presente estudo.

Em seguida, foram excluídos os termos que não faziam sentido para o contexto brasileiro, e inseridos no *Google Trends*, de modo a coletar também os termos relacionados a essas palavras primitivas, resultando, portanto, num total de 205 termos. Os termos duplicados e os com dados insuficientes foram excluídos, totalizando um montante de 39 termos. Após coletado o Índice de Volume de Pesquisa (IVP), foi calculada a mudança diária do termo de pesquisa, conforme Equação 1.

$$\Delta IVP_{j,t} = \log(IVP_{j,t}) - \log(IVP_{j,t-1}) \quad (1)$$

Onde $IVP_{j,t}$ é o Índice de Volume de Pesquisa para o termo de pesquisa j no dia t atual, e $IVP_{j,t-1}$ Índice de Volume de Pesquisa para o termo de pesquisa j no dia anterior. Importante salientar que a transformação logarítmica minimiza problemas de séries temporais não estacionárias (Burggraf et al., 2021).

Posteriormente, fez-se necessário a winsorização do $\Delta IVP_{j,t}$ ao nível de 5%, de modo a eliminar *outliers*. Por fim, o Índice de Volume de Pesquisa foi padronizado (IVPP) ao ser escalonado pelo seu desvio-padrão ($\Delta IVPP_{j,t}$), seguindo Baker e Wurgler (2007) e Da et al. (2015).

A última etapa foi identificar os termos de pesquisa com a estatística t negativa. Para isso, regrediu-se o $\Delta IVPP$ contra o retorno de mercado (IBovespa) com o objetivo de determinar a relação entre os termos de pesquisa e os retornos do comportamento do mercado. A estatísticas t foram ranqueadas e apenas os termos com valor negativo foram utilizados para a construção do índice FEARS, uma vez que os achados de Da et al. (2015) comprovaram que a relação entre um termo de pesquisa e o mercado é quase sempre negativa. Um total de 11 termos foram utilizados conforme Tabela 1.

Tabela 1

Termos utilizados na construção do índice FEARS no período de Covid-19

Cotação do ouro	PIS
Tesouro direto	Extrato INSS
CPC	Economia
Custos	Carteira de Trabalho
Quanto custa poupança	Benefícios
Carteira Digital	

Fonte: Dados da pesquisa (2024).

Por fim, o índice FEARS é definido conforme a Equação 2. Onde, $\Delta IVPP_j$ é a variação do índice de volume de pesquisa padronizado do termo j que apresentaram a estatística t negativa.

$$FEARS_j = \sum_{i=1}^{11} (\Delta IVPP_j) \quad (2)$$

3.3 Modelo econométrico e Análise dos dados

Para testar as hipóteses de pesquisa, foram utilizados o retorno e crescimento em percentual do volume de negociação das criptomoedas. Os índices de sentimento do investidor foram regredidos contra o retorno e o volume, conforme a Equação 3. Onde, IND representa o indicador de retorno e de crescimento do volume de negociação das criptomoedas elencadas para o estudo (BTC, ETH, USDT, USDC e BRZ) no período t , e SENT é o indicador de sentimento representado pelo índice FEARS e Índice de Felicidade do Hedonometer.

$$IND_t = \alpha + \beta_1 SENT_t + \varepsilon \quad (3)$$

Para análise dos dados, foi aplicada uma regressão quantílica com efeitos fixos em dados em painel, conforme Equação 3, fundamentando-se na observância da não adequação aos pressupostos da regressão linear, e conforme Brooks (2019), as regressões quantílicas são mais robustas a *outliers* e à não normalidade. Os efeitos individuais específicos são controlados nesse tipo de regressão, proporcionando uma abordagem mais flexível para a análise de dados em painel do que aquela apresentada pelos estimadores clássicos de efeitos fixos e aleatórios (Galvão Jr., 2011).

Os quantis utilizados foram 10, 25, 50, 75 e 90, pois foram os que mais se adequaram após testes com outros quantis para a amostra desse estudo. Cabe salientar que o modelo foi testado quanto aos pressupostos da normalidade, autocorrelação e homoscedasticidade dos resíduos do modelo.

4 Resultados e Análises

4.1 Relação entre o IFH e o retorno e volume de negociação

A tabela 2 demonstra a influência do IFH nas métricas de retorno e crescimento do volume de negociação das criptomoedas BTC, ETH, USDT, USDC E BRZ em períodos de pandemia da Covid-19. Importante salientar que o IFH no período dessa pandemia se comportou de maneira neutra (valência 5) a semineutra (valência 6).

Tabela 2

Comportamento do IFH em período de Covid-19

BTC	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	0.1373 (0.7873)	0.1505 (0.4288)	0.1987 (0.1435)	0.5299 (0.0113)	0.6851 (0.0766)	-0.1605 (0.7652)	7.5921 (0.4165)	1.5188 (0.5664)	-24.1406 (0.6359)	-2.4357 (0.9609)
IFH	-0.0288 (0.7319)	-0.0274 (0.3840)	-0.0327 (0.1449)	-0.0846*** (0.0144)	-0.1062* (0.0965)	-0.1231 (0.1667)	-1.3248 (0.3922)	-0.2506 (0.5671)	4.1513 (0.6282)	1.8759 (0.8196)
ETH	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0804 (0.6270)	-0.1460 (0.3174)	0.0068 (0.9569)	-0.1105 (0.4148)	0.0539 (0.8714)	-0.6437 (0.2108)	1.3363 (0.7804)	2.9687 (0.3244)	4.4682 (0.7151)	44.0735 (0.4298)
IFH	0.0087 (0.7503)	0.0219 (0.3638)	-0.0012 (0.9527)	0.0204 (0.3625)	-0.0035 (0.9481)	-0.0423 (0.6187)	-0.2746 (0.7296)	-0.4943 (0.3213)	-0.6556 (0.7460)	-5.8214 (0.5283)
USDT	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0011 (0.8017)	-0.0159 (0.0026)	0.0000 (1.0000)	0.0050 (0.4158)	0.0010 (0.6749)	-0.4503 (0.3648)	7.5729 (0.3762)	1.6740 (0.3407)	5.0052 (0.8844)	75.6254 (0.1604)
IFH	0.0000 (0.9758)	0.0025*** (0.0033)	0.0000 (1.0000)	-0.0007 (0.4524)	-0.0000 (0.9748)	-0.0747 (0.3629)	-1.3122 (0.3559)	-0.2769 (0.3407)	-0.7515 (0.8953)	-11.0361 (0.2155)
UDSC	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0149 (0.0664)	-0.0001 (0.9310)	0.0000 (1.000)	0.0001 (0.8669)	0.0166 (0.0263)	-0.2648 (0.5538)	4.3663 (0.5682)	-0.4433 (0.7737)	-23.6436 (0.6802)	98.4773 (0.0882)
IFH	0.0023* (0.0786)	0.0000 (0.9997)	0.0000 (1.000)	0.0000 (1.000)	-0.0026** (0.0322)	-0.1054 (0.1548)	-0.8011 (0.5293)	0.0713 (0.7802)	4.0442 (0.6732)	-14.7321 (0.1228)
BRZ	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-1.8028 (0.1381)	-0.8979 (0.1308)	-0.3783 (0.2704)	-0.8815 (0.3070)	1.9719 (0.3498)	-2.6635 (0.0833)	-10.4837 (0.0281)	0.6005 (0.8127)	13.5804 (0.2303)	164.1946 (0.0440)
IFH	0.2900 (0.1462)	0.1449 (0.1395)	0.0611 (0.2820)	0.1487 (0.2964)	-0.3125 (0.3694)	0.2950 (0.2477)	1.6641** (0.0346)	-0.0993 (0.8126)	-2.1422 (0.2503)	-25.9015** (0.0548)

Legenda: IFH: Índice de Felicidade do Hedonometer; BTC: Bitcoin; ETH: Ethereum; USDT: Tether; UDSC: United States Dollar Coin; BRZ: Brazilian Digital Token. O erro-padrão está entre parênteses. P valor: *** 1%, ** 5%, * 10%.

Fonte: Dados da pesquisa (2024).

Para a criptomoeda BTC, a relação entre o IFH e o retorno se apresentou negativa e estatisticamente significativa para os quantis de maior retorno (75 e 90), indicando que quanto maior o sentimento de felicidade do investidor menor é o retorno da criptomoeda BTC. O que pode ser justificado devido ao fato do Hedonometer, ao medir a felicidade coletiva com base em postagens no *Twitter*, durante o período da pandemia da Covid-19, ter captado o declínio na felicidade geral, que pode levar a um aumento na aversão ao risco e à insegurança entre os investidores. Isso se alinha com a análise de Prechter (2001) sobre como o sentimento de felicidade decrescente generalizado pode levar a vendas massivas de ativos especulativos, como o BTC, impactando negativamente seus retornos.

Estudos como o de Garcia, Tessone, Mavrodiev e Perony (2014) mostram que o sentimento expresso nas redes sociais, incluindo o *Twitter*, pode prever flutuações nos preços de ativos financeiros, com um impacto mais acentuado em ativos de risco. Kim et al. (2016) também obtiveram como achado do estudo realizado que os comentários positivos dos usuários movidos por seus sentimentos positivos afetaram significativamente as flutuações de preços e retorno do *bitcoin*. Kraaijeveld e Smedt (2020) ao analisarem até que ponto o sentimento

público do *Twitter* pode prever o retorno de algumas criptomoedas descobriram que o esse sentimento, mais especificamente o otimismo, tem poder preditivo para os retornos do BTC.

Quanto ao volume de negociações, não foi obtida evidência significativa entre o sentimento do investidor e as oscilações no volume do BTC. Tetlock (2007) justifica esse achado ao apontar que o impacto do sentimento de mídia pode ser menor em comparação com outros fatores econômicos e técnicos que influenciam o volume de negociação. A adoção institucional e eventos técnicos, como atualizações de protocolo, podem ter um impacto mais significativo no volume de negociações do que as variações no sentimento capturado pelo Hedonometer. Kraaijeveld e Smedt (2020) também não encontraram relação significativa entre o sentimento no *Twitter* e o volume de negociações do BTC.

Quanto ao ETH, não foram obtidos resultados significativos entre o sentimento de felicidade do investidor e o retorno ou, ainda, sobre o volume de negociações. Esse resultado pode ser explicado devido ao *Ethereum* – como uma plataforma robusta para contratos inteligentes e aplicações descentralizadas (DApps) – possuir um valor subjacente que não é exclusivamente dependente do sentimento de mercado de curto prazo. Chuen, Lee, Guo e Wang (2017) destacam que o *Ethereum*, devido à sua utilidade e adoção em diversas aplicações, pode ter uma resiliência inerente às flutuações de sentimento, como as medidas pelo Hedonometer, especialmente durante crises.

Cheah e Fry (2015) afirmam que a complexidade e a diversificação dos fatores que afetam as criptomoedas podem diluir o impacto de sentimentos específicos no volume de negociação. Kraaijeveld e Smedt (2020) também não encontraram nenhum poder preditivo do sentimento no *Twitter* sobre os retornos da moeda. Bouteska, Hajek, Abedin e Dong (2023) ao examinarem se os preços e retornos do *Ethereum* são afetados pelo envolvimento no *Twitter*, em período diverso, após a pandemia de Covid-19, obtiveram como resultado que nenhum impacto potencial foi identificado no ETH.

No que concerne à terceira criptomoeda analisada, o USDT, o Índice de Felicidade do Hedonometer se mostrou capaz de influenciar positivamente o retorno da moeda durante o período de Covid-19, sendo essa relação estatisticamente significativa, no quantil 25. No entanto, a mesma relação significativa foi verificada para o retorno da criptomoeda USDC, para o quantil 10. Esses achados apontam que, em períodos de crise, o IFH é capaz de influenciar positivamente apenas os grupos de retornos baixos para essas criptomoedas. Esse resultado pode ocorrer devido ao período analisado ser de crise, logo, o investidor mesmo estando feliz – maior sentimento – prefira não arriscar tanto.

Contudo, se o Hedonometer indicar um aumento na felicidade geral, isso pode sinalizar uma recuperação ou melhora nas perspectivas econômicas, levando a uma maior confiança dos investidores na estabilidade do mercado. Essa confiança pode aumentar a demanda por *stablecoins* como USDT e USDC, que são amplamente utilizadas para proteger ganhos em criptomoedas ou facilitar transações em momentos de otimismo. Baker e Wurgler (2007) estudaram como o sentimento dos investidores pode influenciar o comportamento do mercado, observando que um sentimento positivo geralmente se traduz em maior atividade de mercado e em uma maior disposição para assumir riscos moderados, embora esses investidores ainda busquem preservar a segurança.

Com um aumento no índice de felicidade, os investidores podem expandir suas participações em *stablecoins* como USDT e USDC facilitando maior participação em mercados de criptomoedas ou, ainda, se preparando para reinvestir em ativos mais voláteis quando as condições melhorarem. Isso pode resultar em um aumento na demanda por essas *stablecoins*, impactando positivamente seus retornos indiretos pela valorização em relação ao volume e ao uso.

Schär (2021) destaca que a estabilidade e a liquidez das *stablecoins* as tornam atrativas para investidores que procuram segurança em momentos de incerteza, mas que também querem estar preparados para oportunidades de investimento emergentes. Esse aumento na demanda pode gerar um impacto positivo indireto nos retornos dos USDT e USDC, refletido no aumento de circulação e uso no ecossistema cripto.

Por outro lado, no quantil 90, foi obtida uma relação significativa negativa entre o sentimento do investidor e o retorno da criptomoeda USDC, indicando que, no grupo de alto retorno, o sinal é invertido e então, o sentimento do investidor passa a impactar negativamente os retornos. Se o aumento na felicidade levar os investidores a realocar capital para criptomoedas mais arriscadas, como BTC ou ETH, em vez de manterem o USDC, pode resultar em uma diminuição na demanda pelas *stablecoins*. Baur e Dimpfl (2018) destacam que o comportamento dos investidores é fortemente influenciado pelo sentimento de mercado e, nesse caso, um sentimento positivo pode reduzir a necessidade de manter ativos estáveis, impactando negativamente seus retornos.

Quanto ao volume de negociação dessas duas *stablecoins*, não foi encontrada significância estatística relacionada ao sentimento de felicidade do investidor e o volume de negociação das moedas USDT e USDC. Cheah e Fry (2015) indicam que a redução na atividade de negociação pode ocorrer quando os investidores preferem manter liquidez ou se afastar de mercados voláteis. Smales (2019) sugere que a alta volatilidade em momentos de medo pode levar a uma diminuição na atividade de negociação, já que investidores podem optar por esperar ou evitar negociações em um ambiente incerto.

A criptomoeda brasileira (BRZ) não apresentou relação significativa entre o sentimento de felicidade do investidor e o retorno e foi a única em que o IFH apresentou uma relação significativa com o crescimento do volume de negociação, sendo positiva para o quantil 25 e negativa para o quantil 90. Kraaijeveld e Smedt (2020) afirmam que *altcoins* de nicho, como o BRZ, podem ter suas dinâmicas de preço e retorno mais fortemente influenciadas por fatores econômicos específicos do mercado local do que por sentimentos globais expressos nas mídias sociais. Mancini-Griffoli et al. (2018) indicam que *stablecoins*, como o BRZ, atreladas a moedas fiduciárias específicas têm seu valor mantido por mecanismos de mercado que não necessariamente são refletidos por mudanças no sentimento global.

Quanto ao volume de negociação, Liu et al. (2022) discutem como o sentimento nas mídias sociais pode ter um impacto mais direto em mercados locais e em criptomoedas com uma base de investidores específica, explicando o efeito positivo do Hedonometer no volume de negociações da BRZ. Mas Shiller (2003) sugere que o entusiasmo generalizado pode levar a bolhas e correções subsequentes, causando movimentos de preço abruptos e, por conseguinte, diminuição na negociação devido à incerteza e ao medo de perdas. Chen et al. (2014) discutem como os ciclos de sentimento positivo, seguidos por reações negativas, podem criar incerteza e reduzir a atividade de negociação.

Schär (2021) aponta que a confiança na estabilidade da moeda fiduciária, ou a falta de confiança – o que é muito comum em períodos de crise – e a regulamentação do mercado de criptomoedas podem ser fatores predominantes que afetam negativamente o volume de negociação de *stablecoins*. Logo, é possível compreender o quanto esse universo cripto é impactado por inúmeras variáveis que, dependendo de como são vistas e percebidas pelos investidores, influenciam de maneira diversa tanto os retornos quanto os volumes de negociação de cada moeda separadamente.

4.2 Relação entre o FEARS e o retorno e volume de negociação

A tabela 3 ilustra como ocorreu a relação entre o índice de sentimento FEARS e retorno e o crescimento do volume de negociação de cinco criptomoedas no período de Covid-19. Esses achados demonstram a influência do sentimento do investidor em todas as moedas estudadas, seja no retorno ou no volume de negociação.

Tabela 3

Comportamento do Índice FEARS em período de Covid-19

BTC	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0372 (0.0000)	-0.0154 (0.0000)	0.0007 (0.4253)	0.0185 (0.0000)	0.0414 (0.0000)	-0.9046 (0.0000)	-0.3922 (0.0001)	-0.0034 (0.7911)	1.1501 (0.1890)	8.9628 (0.0000)
FEARS	-0.0019 (0.7286)	0.0018 (0.4138)	-0.0002 (0.9053)	-0.0020 (0.4454)	-0.0108** (0.0258)	-0.0239*** (0.0003)	-0.1904* (0.0980)	-0.0987*** (0.0084)	0.0832 (0.2972)	-0.8078 (0.1435)
ETH	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0278 (0.0000)	-0.0133 (0.0000)	-0.0007 (0.2804)	0.0125 (0.0000)	0.0319 (0.0000)	-0.8966 (0.0000)	-0.2930 (0.0000)	-0.0255 (0.0703)	0.4663 (0.0001)	8.9147 (0.0000)
FEARS	0.0063** (0.0469)	0.0013 (0.4094)	-0.0018 (0.1303)	-0.0028 (0.1642)	-0.0021 (0.6136)	0.0178 (0.2035)	-0.0731 (0.1570)	-0.0682 (0.1061)	-0.1503 (0.4151)	-0.8081 (0.4093)
USDT	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0010 (0.0000)	-0.0004 (0.0000)	0.0000 (1.0000)	0.0004 (0.0000)	0.0010 (0.0000)	-0.9033 (0.0000)	-0.3319 (0.0034)	0.0008 (0.9406)	0.4788 (0.5942)	8.9846 (0.0000)
FEARS	0.0000 (0.9598)	0.0000 (0.9976)	0.000 (1.0000)	0.0000 (0.9946)	0.0000 (1.0000)	-0.0067 (0.2334)	-0.0482 (0.6836)	-0.0159 (0.6808)	0.2451 (0.7692)	-1.3400*** (0.0064)
USDC	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0006 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	0.0000 (1.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0006 (0.0000)	-0.9023 (0.0000)	-0.4546 (0.0005)	-0.0219 (0.0886)	0.7297 (0.5972)	9.4390 (0.0000)
FEARS	0.0001 (0.4236)	0.0000 (1.0000)	0.000 (1.0000)	0.0000 (1.0000)	0.0000 (0.9957)	-0.0120 (0.2260)	-0.1595 (0.3447)	-0.1319*** (0.0009)	-0.2970 (0.8057)	-2.2657*** (0.0029)
BRZ	RETORNO					VOLUME				
	P10	P25	P50	P75	P90	P10	P25	P50	P75	P90
α	-0.0609 (0.0009)	-0.0208 (0.0000)	-0.0085 (0.0000)	0.0168 (0.0707)	0.0927 (0.0000)	-0.8821 (0.0000)	-0.4120 (0.0000)	-0.0037 (0.7874)	0.6231 (0.0000)	7.7251 (0.0000)
FEARS	-0.0286 (0.3196)	-0.0047 (0.3025)	-0.0059* (0.0779)	-0.0132 (0.1214)	-0.0423* (0.0750)	0.0260 (0.2980)	0.0747 (0.3077)	-0.0365 (0.3770)	-0.2455 (0.3149)	0.9278 (0.4713)

Legenda: BTC: Bitcoin; ETH: Ethereum; USDT: Tether; UDSC: United States Dollar Coin; BRZ: Brazilian Digital Token. O erro-padrão está entre parênteses. P valor: *** 1%, ** 5%, * 10%.

Fonte: Dados da pesquisa (2024).

No que se refere aos retornos do BTC, a relação apresentada é estatisticamente significativa apenas para o quantil 90; isto é, os maiores retornos têm influência negativa do indicador de sentimento FEARS. Resultado semelhante foi encontrado ao analisar a relação entre o IFH e o retorno do BTC, com diferença de que no resultado do IFH a influência também ocorreu no quantil 75.

Baur e Dimpfl (2018) mostram que, apesar do BTC ser frequentemente visto como um ativo alternativo, sua volatilidade é significativamente maior do que a de ativos tradicionais, incluindo ações e *commodities* como o ouro. Em períodos de crise, como a pandemia de Covid-19, essa volatilidade pode se intensificar devido ao aumento da incerteza, fazendo com que investidores, especialmente aqueles avessos ao risco, reavaliem suas posições em ativos voláteis, pressionando negativamente seus retornos.

A pesquisa de Smales (2019) sugere que, em momentos de humor negativo, os investidores tendem a reavaliar suas exposições a ativos voláteis, como criptomoedas, o que pode resultar em liquidações e retornos negativos. A volatilidade do BTC, combinada com um sentimento geral de infelicidade e pessimismo, pode levar a movimentos de preços ainda mais acentuados e declínios no retorno. Vasileiou e Koutrakos (2023) ao examinarem o desempenho das criptomoedas durante o período da Covid-19 sob uma visão de análise de sentimento, usando os índices de tendências do *Google*, descobriram que os sentimentos negativos de medo gerado pela pandemia impactam negativamente no retorno do BTC e algumas outras moedas.

Quando observado o crescimento do volume de negociação do BTC, esse impacto é negativo e significativo nos quantis 10, 25 e 50, evidenciando que os volumes de negociação médios e menores são mais afetados que os maiores. Baker e Wurgler (2007) e Bourri, Gupta e Roubaud (2019) mostram que, em momentos de medo elevado, os investidores tendem a se afastar de ativos mais arriscados e procurar segurança, que pode levar a uma redução no volume de negociação de ativos voláteis como o BTC.

Por sua vez, a criptomoeda ETH apresentou uma conexão estatisticamente significativa apenas na relação com o retorno e no quantil 10; todavia, a influência foi positiva. Para Naeem et al. (2021), o ETH é uma criptomoeda com histórico de estabilidade e em períodos de crises apresenta-se como uma alternativa para os investidores. Cevik, Kirci Altinkeski, Cevik e Dibooglu (2022) discutem que crises financeiras aumentam a volatilidade e a incerteza, levando os investidores a buscarem ativos que consideram seguros ou, ainda, a procurarem refúgios, como ouro e, mais recentemente, criptomoedas.

Essa percepção pode ser justificada pelo fato de que, em tempos de crise, há uma busca por ativos que não sejam diretamente influenciados pelas políticas econômicas tradicionais, como juros ou impressão de moeda. O estudo de Smales (2019) sustenta que, em crises, ativos descentralizados, e que não dependem de bancos centrais, podem oferecer uma proteção contra a depreciação das moedas fiduciárias.

Durante a pandemia, a percepção de que o sistema financeiro tradicional poderia estar sobrecarregado ou até mesmo falhar, fez com que mais investidores vissem as criptomoedas como uma alternativa viável. O aumento da adoção institucional e a crescente utilização de contratos inteligentes, como foi apontado por Chuen et al. (2017), também reforçaram a valorização do ETH, particularmente em um cenário de medo e incerteza.

De acordo com Güler (2023), o impacto positivo do sentimento do investidor pode ser atribuído ao medo de perder (FOMO) o comportamento de investidores irracionais e especulativos. O *Fear of Missing Out* (FOMO) relacionado a investimentos refere-se, particularmente, ao medo que um investidor sente de perder uma oportunidade de investimento ou negociação em uma criptomoeda potencialmente lucrativa.

Quanto ao volume de negociações do ETH, não houve relação significativa com o sentimento negativo do investidor. Baker e Wurgler (2007) discutem que a aversão ao risco pode levar a mudanças no comportamento dos investidores, mas, no caso do ETH, a sua utilidade contínua e a inovação tecnológica podem mitigar o impacto negativo do medo no volume de negociações.

A criptomoeda USDT apresentou uma relação negativa e significativa para o crescimento do volume de negociação no quantil 90. Portanto, no grupo de maiores volumes, quanto menor é o índice FEARS, maior é o crescimento do volume. Ainda no que diz respeito ao crescimento das negociações, a criptomoeda USDC apresentou relação negativa e estatisticamente significativa para os quantis 50 e 90. Dessa forma, houve uma influência do FEARS nos grupos de crescimento de volume de negociações médios e altos. Quanto ao retorno de ambas as moedas, não houve significância.

Em tempos de alta volatilidade e incerteza, como durante a pandemia de Covid-19, a confiança no mercado pode ser severamente abalada. Smales (2019) argumenta que o aumento da volatilidade pode levar à diminuição do volume de negociações, à medida que os participantes do mercado se tornam mais cautelosos, evitando a realização de transações até que a incerteza diminua. Bouri, Gupta e Roubaud (2019) indicam que, em momentos de medo extremo, a confiança dos investidores no mercado pode ser significativamente prejudicada, o que pode levar a uma menor atividade de negociação em ativos que são normalmente usados como veículos de liquidez, como USDT e USDC.

Quanto ao retorno, a pesquisa de Schär (2021) corrobora que, em crises, as *stablecoins* oferecem uma combinação de segurança, devido à paridade com o dólar, e utilidade, devido à sua integração nas plataformas de *trading* e DeFi, tornando-as uma escolha natural para investidores que buscam reduzir a exposição a ativos voláteis sem sair do ecossistema cripto. Por esse motivo, o aumento do medo, conforme capturado pelo FEARS, não se traduz em retornos negativos para USDT e USDC.

O sentimento do investidor também influenciou a criptomoeda brasileira BRZ, porém nos quantis 50 e 90, sendo essa influência mais evidente no quantil de maior retorno e de maneira negativa. Esse resultado pode ser justificado devido à BRZ ser uma *stablecoin* atrelada ao real brasileiro (BRL), e, portanto, está diretamente exposta às flutuações do real em relação ao dólar americano e outras moedas fortes. Nesse sentido, durante a pandemia de Covid-19, o real sofreu uma depreciação significativa devido à instabilidade econômica, incertezas políticas e uma deterioração nas perspectivas macroeconômicas do Brasil.

Estudos como o de Katsiampa, Corbet e Lucey (2019) destacam que a volatilidade das *altcoins* tende a aumentar, significativamente, durante períodos de crise e documentam que a alta volatilidade de moedas, como o BRL, pode impactar negativamente ativos, denominados em reais, incluindo a BRZ.

Além disso, Katsiampa et al. (2019) e Cevik et al. (2022) discutem como as crises financeiras globais podem intensificar a aversão ao risco dos investidores, o que pode levá-los a evitar moedas de mercados emergentes que apresentam maior volatilidade e risco cambial. Como a BRZ está diretamente atrelada ao real, o aumento do medo, conforme capturado pelo índice FEARS, pode ter levado os investidores a evitar essa *altcoin* em busca de ativos denominados em moedas mais estáveis, como o dólar americano, o que contribuiu para a pressão negativa sobre seus retornos. Quanto ao volume de negociações do BRZ, não se mostrou significativo ao sentimento negativo do investidor.

Os resultados revelam que as métricas IFH e FEARS, utilizadas para mensurar o sentimento do investidor, impactam de forma significativa o mercado de criptomoedas, tanto no volume quanto no retorno de determinadas moedas, e de maneiras distintas para cada uma delas. Esses achados sugerem uma divergência em relação à HME, dado que as variações de preço observadas, frequentemente movidas por emoções coletivas, indicam que o mercado de criptomoedas pode não operar de maneira totalmente eficiente. Esse comportamento ressalta a sensibilidade dos ativos não apenas a informações objetivas, como também a fatores emocionais e psicológicos, que, conforme a HME, não deveriam influenciar substancialmente os preços.

5 Análise de sensibilidade

Buscando verificar se os achados da relação entre o sentimento do investidor e as criptomoedas em período de Covid-19 também se verificam em períodos de sem crise, o estudo também reproduziu a análise no período de 01 de janeiro de 2017 a 07 de março de 2020.

A construção do índice FEARS se deu da mesma forma. No entanto, os termos com a estatística t negativa foram as seguintes: prata, preço do dólar, renda fixa, tesouro direto, seguro desemprego, SELIC, capital, despesas, custos, tabela INSS, economia, desemprego e previdência social. Importante destacar que as criptomoedas USDC e BRZ foram excluídas dessa análise por não ter dados em todo o período do estudo.

O sentimento do investidor, representado pelo FEARS, apresentou relação estatisticamente significativa e negativa com o crescimento do volume de negociação do BTC no quantil 90. Esse achado revela que, em períodos de normalidade econômica, o sentimento do investidor impacta no grupo dos maiores crescimentos do volume de negociação do BTC, relação essa, não encontrada em períodos de crise. Fora de períodos de crise, o sentimento negativo capturado pelo FEARS tende a ser baixo, o que pode dar aos investidores maior confiança para assumir riscos e aumentar suas atividades de negociação. Chen et al. (2020) discutem como a confiança do mercado em períodos normais pode levar a um ciclo de alta liquidez e volumes de negociação crescentes.

Ainda no que se refere ao FEARS, foi encontrada uma relação negativa e significativa entre o FEARS e o retorno da criptomoeda USDT, para os quantis 10 e 90. Em período de pandemia, essa relação não foi observada. No entanto, para a criptomoeda USDC, os achados foram semelhantes para ambos os períodos, comprovando que períodos de crise e pânico generalizado afeta os ativos de maneira diversa de períodos normais.

Por sua vez, quanto ao IFH, os resultados foram mais contundentes no período de pré-pandemia. Enquanto a criptomoeda ETH não apresentou relação significativa em período de pandemia, no período pré-covid, o retorno e o crescimento do volume de negociação foram impactados pelo sentimento do investidor. Cevik et al. (2022) destacam que em tempos de crise, as emoções como medo e pânico dominam o comportamento do mercado, minimizando a influência de sentimentos positivos, como a felicidade, sobre os retornos e volumes de negociação de alguns ativos.

Quanto às demais criptomoedas, o retorno do BTC também foi afetado no período de pré-covid. No entanto, nessa análise a relação negativa e significativa foi averiguada nos quantis 10 e 25, o que denota que o sentimento do investidor nos períodos de menor oscilação na economia impacta o BTC nos grupos de retornos mais baixos. Já para a criptomoeda USDT, os resultados foram assemelhados aos achados no período de Covid. Por fim, a USDC não apresentou significância estatística para esse período em análise.

6 Considerações Finais

O presente estudo analisou a relação entre o sentimento do investidor e o retorno e volume de negociação das principais criptomoedas no Brasil, durante o período da pandemia de Covid-19. Para atingir tal objetivo, o estudo fez uso do IFH e do FEARS como proxies para medir o sentimento do investidor e testar as hipóteses de pesquisa, utilizando o retorno e crescimento em percentual do volume de negociação das criptomoedas. A coleta de dados abrangeu o período pandêmico, conforme divulgado pela OMS: de 11 de março de 2020 a 5 de maio de 2023. Por meio do uso de regressões quantílicas foram obtidos os resultados dessa investigação.

Esses resultados apontaram que o sentimento de felicidade e de medo têm impactos diferentes nas criptomoedas. O índice de felicidade pode causar impactos negativos no retorno, como no caso do *bitcoin* e da USDC, ou impactos positivos, como ocorreu nas moedas USDT e USDC. No caso do USDC, especificamente, para o impacto ser positivo ou negativo depende do quantil analisado; se baixo ou alto. No que se refere ao índice de medo, seu impacto negativo

ocorre no retorno do *bitcoin* e na moeda BRZ, enquanto, no ETH, esse impacto se torna positivo. Quanto ao volume de negociações, o IFH impactou apenas a moeda BRZ, de maneira ambígua, e o FEARS causou impacto negativo no BTC, USDT e USDC.

O estudo demonstrou que o sentimento dos investidores afeta tanto o volume de negociação quanto o retorno das criptomoedas, mas de maneira heterogênea entre os ativos analisados, o que leva à aceitação parcial de algumas das hipóteses. Com relação à H1, que postula que o sentimento de felicidade impacta no volume de negociação de criptomoedas, os resultados mostraram que, para a moeda BRZ, esse impacto de fato ocorreu, mas de forma ambígua. No entanto, as demais moedas não apresentaram efeito significativo, o que indica que a hipótese foi parcialmente rejeitada.

A H2, que sugere que o IFH impacta o retorno das criptomoedas, mostrou-se válida em alguns casos, como no USDT, USDC e *bitcoin*, ainda que o impacto seja diferente conforme o quantil analisado. Isso sugere que o sentimento positivo pode, em alguns momentos, levar a uma euforia que impulsiona o preço, enquanto em outros pode não ser suficiente para sustentar um aumento consistente.

Já a H3 e a H4, que tratam do impacto do índice de medo (FEARS) no volume de negociação e no retorno das criptomoedas, respectivamente, também foram aceitas parcialmente. O impacto negativo do medo no volume de negociação de ativos como BTC, USDT e USDC foi evidente, corroborando a hipótese H3. No caso do retorno, houve impacto, apesar de ser variado, no *bitcoin*, ETH e BRZ, aceitando parcialmente H4.

Os resultados obtidos neste estudo evidenciam a complexidade e a variabilidade dos efeitos que o sentimento dos investidores exerce sobre o mercado de criptomoedas. A análise demonstrou que as emoções, como felicidade e medo, não impactam de forma uniforme as diferentes criptomoedas, variando tanto em magnitude quanto em direção. Esses achados corroboram a teoria comportamental no sentido de que vieses emocionais desempenham um papel fundamental na tomada de decisão em contextos de incerteza e alta volatilidade.

A forte influência de sentimentos de felicidade e medo sobre o volume de negociação e o retorno das criptomoedas, conforme identificado pelo uso dos índices IFH e FEARS, aponta para uma inconsistência com a HME. As flutuações de preço das criptomoedas, muitas vezes movidas por emoções coletivas, como observado nos efeitos do medo sobre o *bitcoin* e a felicidade sobre a USDC, indicam que os mercados de criptomoedas podem não ser completamente eficientes. Esses ativos parecem sensíveis não apenas a informações objetivas, mas também a fatores emocionais e psicológicos que, de acordo com a HME, não deveriam impactar os preços de forma significativa.

Esse contraste revela que, em mercados emergentes e especulativos como o de criptomoedas, os princípios da HME podem ser insuficientes para explicar os movimentos de preço. Em vez disso, as finanças comportamentais, que enfatizam a irracionalidade dos investidores e os vieses emocionais, parecem ser um quadro teórico mais adequado para entender o comportamento dos mercados cripto.

A volatilidade intrínseca do mercado de criptomoedas, associada à sensibilidade emocional dos investidores, reforça a importância de que as estratégias de investimento sejam dinâmicas e ajustáveis conforme o cenário emocional dos investidores. A análise de sensibilidade apresentou diferenças nos resultados quando há mudança de um cenário de crise para um cenário habitual. A identificação de padrões distintos de impacto entre diferentes criptomoedas sugere que o sentimento dos investidores pode ser um indicador crítico a ser considerado na formulação de estratégias de investimento, especialmente em um ambiente tão sensível às mudanças emocionais.

O estudo oferece contribuições significativas para a literatura. Primeiramente ao focar nas criptomoedas de maior crescimento no Brasil, um mercado emergente que até agora tem sido pouco explorado em pesquisas internacionais sobre criptomoedas. Segundo, ao adotar uma abordagem quantílica para examinar o impacto do sentimento dos investidores em múltiplas criptomoedas, o que é raro na literatura existente. A metodologia empregada permite uma análise mais detalhada, identificando como diferentes níveis de sentimento afetam criptomoedas específicas de maneira não linear.

Terceiro, o mercado de criptomoedas, sendo dominado por investidores individuais, é particularmente vulnerável a sentimentos coletivos, como medo e felicidade. Dessa forma, investigar a relação entre o sentimento dos investidores e o comportamento das criptomoedas no Brasil, durante um dos períodos mais turbulentos da história recente, fornece *insights* críticos para a compreensão de como as emoções moldam os movimentos de mercado.

O estudo também apresenta algumas limitações, como a concentração do estudo em apenas algumas criptomoedas específicas que restringe a generalização dos resultados para o mercado de criptomoedas como um todo. Ademais, a influência de outros fatores externos, como políticas regulatórias, eventos econômicos globais e avanços tecnológicos, não foi examinada, o que poderia complementar a compreensão dos impactos emocionais.

Os resultados sugerem que futuros estudos devem aprofundar a investigação sobre como diferentes intensidades de sentimentos e momentos específicos afetam o mercado. Esses estudos podem focar em períodos específicos de alta volatilidade ou maior estabilidade para determinar se o impacto do sentimento varia conforme o cenário econômico mais amplo. Dessa forma, ao entender melhor os efeitos do sentimento dos investidores em diferentes criptomoedas, investidores e analistas podem aprimorar suas estratégias em mercados de risco elevado, como o das criptomoedas.

Referências

- Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129-152. <https://doi.org/10.1257/jep.21.2.129>
- Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148-151. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>
- Biais, B., Bisière, C., Bouvard, M., Casamatta, C., & Menkveld, A. J. (2020). Equilibrium Bitcoin Pricing. *Journal of Finance*, 75(2), 753-791.
- Böhme, R., Christin, N., Edelman, B., & Moore, T. (2015). Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of economic Perspectives*, 29(2), 213-238. <https://doi.org/10.1257/jep.29.2.213>
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- Bouteska, A., Hajek, P., Abedin, M. Z., & Dong, Y. (2023). Effect of twitter investor engagement on cryptocurrencies during the COVID-19 pandemic. *Research in International Business and Finance*, 64, 101850. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101850>
- Brooks, C. (2019). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge university press.

Burggraf, T., Huynh, T. L. D., Rudolf, M., & Wang, M. (2021). Do FEARS drive bitcoin?. *Review of Behavioral Finance*, 13(3), 229-258.

Cevik, E., Kirci Altinkeski, B., Cevik, E. I., & Dibooglu, S. (2022). Investor sentiments and stock markets during the COVID-19 pandemic. *Financial Innovation*, 8(1), 69.

Cheah, E. T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics letters*, 130, 32-36.
<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>

Chen, H., De, P., Hu, Y. J., & Hwang, B. H. (2014). Wisdom of crowds: The value of stock opinions transmitted through social media. *Review of Financial Studies*, 27(5), 1367-1403.
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhu001>

Chen, Z., Li, C., & Sun, W. (2020). Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 365, 112395. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2019.112395>

Chen, W., Xu, D., Cheng, H. K., & Zhou, L. (2020). When blockchain meets social media: The effects of sentiment and social influence on cryptocurrency markets. *Decision Support Systems*, 130, 113227.

Chuen, K., Lee, D., Guo, L., & Wang, Y. (2017). Cryptocurrency: A New Investment Opportunity?(October 24, 2017). Available at SSRN 2994097.

Corbet, S., Larkin, C., & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 101554.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>

Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2015). The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices. *The Review of Financial Studies*, 28(1), 1-32.

Eenmaa-Dimitrieva, H., & Schmidt-Kessen, M. J. (2019). Smart contracts: reducing risks in economic exchange with no-party trust?. *European Journal of Risk Regulation*, 10(2), 245-262.

Eom, C., Kaizoji, T., Kang, S. H., & Pichl, L. (2019). Bitcoin and investor sentiment: statistical characteristics and predictability. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 514, 511-521. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.063>

Galvão Jr, A. F. (2011). Quantile regression for dynamic panel data with fixed effects. *Journal of Econometrics*, 164(1), 142-157.

Garcia, D., Tessone, C. J., Mavrodiev, P., & Perony, N. (2014). The digital traces of bubbles: Feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy. *Journal of the Royal Society Interface*, 11(99), 20140623. <https://doi.org/10.1098/rsif.2014.0623>

Güler, D. (2023). The Impact of investor sentiment on bitcoin returns and conditional volatilities during the era of Covid-19. *Journal of Behavioral Finance*, 24(3), 276-289.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>

Katsiampa, P., Corbet, S., & Lucey, B. (2019). Volatility spillover effects in leading cryptocurrencies: A BEKK-MGARCH analysis. *Finance Research Letters*, 29, 68-74. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.009>

Kim, Y. B., Kim, J. G., Kim, W., Im, J. H., Kim, T. H., Kang, S. J., & Kim, C. H. (2016). Predicting fluctuations in cryptocurrency transactions based on user comments and replies. *PloS one*, 11(8), e0161197.

Kraaijeveld, O., & Smedt, J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>

Kyriazis, N., Papadamou, S., Tzeremes, P., & Corbet, S. (2023). The differential influence of social media sentiment on cryptocurrency returns and volatility during COVID-19. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 89, 307-317. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2022.09.004>

Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2022). Common risk factors in cryptocurrency. *Journal of Finance*, 77(2), 577-622. <https://doi.org/10.1111/jofi.13119>

Mai, F., Bai, Q., Shan, J., Wang, X. S., & Chiang, R. H. (2015). The impacts of social media on Bitcoin performance. *Decision Support Systems*, 93, 138-149.

Mancini-Griffoli, T., Peria, M. S. M., Agur, I., Ari, A., Kiff, J., Popescu, A., & Rochon, C. (2018). Casting light on central bank digital currency. *IMF Staff Discussion Notes*, 18(08), 1.

Naeem, M. A., Mbarki, I., & Shahzad, S. J. H. (2021). Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears. *International Review of Economics & Finance*, 73, 496-514.

Nakamoto, S., 2008. *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*.

Ojo, A. (2023, May 15). *Crypto regulation and adoption in Brazil: What the experts say*. Business Today. <https://www.businesstoday.in/latest/world/story/crypto-regulation-and-adoption-in-brazil-what-the-experts-say-380221-2023-05-15>

Piñeiro-Chousa, J., López-Cabarcos, M. Á., Pérez-Pico, A. M., & Ribeiro-Navarrete, B. (2018). Does social network sentiment influence the relationship between the S&P 500 and gold returns?. *International Review of Financial Analysis*, 57, 57-64. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.02.005>

- Prechter Jr, R. R. (2001). Unconscious herding behavior as the psychological basis of financial market trends and patterns. *The Journal of Psychology and Financial Markets*, 2(3), 120-125. https://doi.org/10.1207/S15327760JPFM0203_1
- Receita Federal do Brasil. (2023). *Criptoativos: Receita Federal detecta crescimento vertiginoso na movimentação de stablecoins*. <https://www.gov.br/receitafederal/pt-br/assuntos/noticias/2023/outubro/criptoativos-receita-federal-detecta-crescimento-vertiginoso-na-movimentacao-de-stablecoins>
- Rupande, L., Muguto, H. T., & Muzindutsi, P. F. (2019). Investor sentiment and stock return volatility: Evidence from the Johannesburg Stock Exchange. *Cogent Economics & Finance*, 7: 1600233. <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1600233>
- Salisu, A. A., & Akanni, L. O. (2020). Constructing a global fear index for the COVID-19 pandemic. *Emerging Markets Finance and Trade*, 56(10), 2310-2331. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2020.1785424>
- Schär, F. (2021). Decentralized finance: On blockchain-and smart contract-based financial markets. *FRB of St. Louis Review*, 103(2), 153-74. <https://doi.org/10.20955/r.103.153-74>
- Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2019). Does twitter predict Bitcoin?. *Economics letters*, 174, 118-122. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.11.007>
- Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of economic perspectives*, 17(1), 83-104.
- Smales, L. A. (2019). Bitcoin as a safe haven: Is it even worth considering? *Finance Research Letters*, 30, 240-245. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.11.002>
- Tantaopas, P., Padungsaksawasdi, C., & Treepongkaruna, S. (2016). Attention effect via internet search intensity in Asia-Pacific stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 38, 107-124. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2016.03.008>
- 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. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01232.x>
- Vasileiou, E., & Koutrakos, P. (2023). Performance of Cryptocurrencies Under a Sentiment Analysis Approach in the Time of COVID-19. In *Data Analytics for Management, Banking and Finance: Theories and Application* (pp. 255-265). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Yağlı, İ., & Haykır, Ö. (2023). Investor Happiness and Cryptocurrency Returns: Fresh Evidence from Top Five Cryptocurrencies. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (59), 293-305. <https://doi.org/10.30794/pausbed.1183813>