

Bitcoin ou Dólar como Hedge para o Ibovespa? Resultados para o Mercado Financeiro Brasileiro

Pedro Falcão Benevides

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Gestão
(2º ciclo de Estudos)

Orientador: Prof. Doutor Pedro Miguel Ramos Marques da Silva

outubro de 2024

Folha em branco

Declaração de Integridade

Eu, Pedro Falcão Benevides, que abaixo assino, estudante com o número de inscrição M9006 de/o Mestrado em Gestão da Faculdade Ciências Sociais e Humanas, declaro ter desenvolvido o presente trabalho e elaborado o presente texto em total consonância com o **Código de Integridades da Universidade da Beira Interior**.

Mais concretamente afirmo não ter incorrido em qualquer das variedades de Fraude Académica, e que aqui declaro conhecer, que em particular atendi à exigida referência de frases, extratos, imagens e outras formas de trabalho intelectual, e assumindo assim na íntegra as responsabilidades da autoria.

Universidade da Beira Interior, Covilhã 11/10/2024

Pedro Benevides

Folha em branco

Resumo

A crescente globalização dos mercados financeiros tem intensificado a busca por ativos que possam atuar como hedge contra a volatilidade. Este estudo investiga o Bitcoin e o Dólar Americano como potenciais instrumentos de proteção em relação ao Ibovespa, o principal índice da bolsa de valores brasileira. A pesquisa utiliza modelos de volatilidade condicional, como o FIGARCH e o DCC-FIGARCH, para analisar dados diários de retornos de fevereiro de 2018 a janeiro de 2023, um período que inclui eventos de alta incerteza, como a pandemia de COVID-19.

Os resultados indicam que o Bitcoin, embora altamente volátil, apresenta correlação limitada com o Ibovespa, sugerindo seu potencial como ativo de diversificação em momentos de crise. O Dólar, por sua vez, demonstrou maior persistência da volatilidade e uma correlação mais forte com o Ibovespa, consolidando sua posição como ativo de refúgio em momentos de incerteza. Entretanto, a correlação condicional dinâmica mostrou que nenhum dos dois ativos se comporta como hedge perfeito no longo prazo em relação ao Ibovespa.

O estudo conclui que, embora o Bitcoin e o Dólar ofereçam alguma proteção contra as flutuações do Ibovespa, o comportamento desses ativos varia significativamente de acordo com as condições de mercado, destacando a importância de uma análise contínua e adaptada ao contexto econômico global e local.

Palavras-chave

Bitcoin; Dólar Americano; Ibovespa; Hedge; DCC-FIGARCH; Criptomoedas; Diversificação de Investimentos; Mercado Financeiro Brasileiro

Folha em branco

Abstract

The increasing globalization of financial markets has intensified the search for assets that can act as a hedge against volatility. This study investigates Bitcoin and the US Dollar as potential hedging instruments relative to the Ibovespa, the main stock index in Brazil. The research uses conditional volatility models, such as FIGARCH and DCC-FIGARCH, to analyze daily return data from February 2018 to January 2023, a period that includes events of high uncertainty, such as the COVID-19 pandemic.

The results indicate that, although highly volatile, Bitcoin has limited correlation with the Ibovespa, suggesting its potential as a diversification asset during times of crisis. The US Dollar, on the other hand, demonstrated greater volatility persistence and a stronger correlation with the Ibovespa, confirming its role as a safe-haven asset in uncertain times. However, the dynamic conditional correlation shows that neither asset functions as a perfect long-term hedge relative to the Ibovespa.

The study concludes that while Bitcoin and the US Dollar offer some protection against Ibovespa fluctuations, the behavior of these assets varies significantly depending on market conditions, highlighting the importance of continuous analysis adapted to the global and local economic context.

Keywords

Bitcoin, US Dollar, Ibovespa, Hedge, DCC-FIGARCH, Cryptocurrencies, Investment Diversification, Brazilian Financial Market.

Folha em branco

Índice

1	<i>Introdução</i>	1
2	<i>Revisão da Literatura</i>	3
2.1	Panorama histórico do Bitcoin.....	3
2.2	Bitcoin como ativo de investimento	5
2.3	Principais vulnerabilidades do Bitcoin	6
2.4	A volatilidade das criptomoedas.....	7
2.5	Impacto socioeconômico das criptomoedas	8
2.6	A volatilidade do Dólar como moeda global	9
2.7	A volatilidade do Dólar em relação ao real e seus impactos no Ibovespa	10
2.8	Hedge e redução de riscos de investimentos financeiros	11
2.8.1	<i>Ouro como hedging em períodos de crise</i>	12
2.8.2	<i>O Dólar como hedging em períodos de crise</i>	12
2.8.3	<i>Bitcoin como hedging</i>	13
3	<i>Dados</i>	15
4	<i>Metodologia</i>	19
4.1	Equação do Modelo Médio.....	19
4.2	Equação do modelo de variância	20
4.3	“DCC Joint Model Equation”	21
5	<i>Resultados</i>	23
5.1	Resultados das equações.....	29
6	<i>Conclusões e sugestões para futuros estudos</i>	31
7	<i>Referências Bibliográficas</i>	32

Folha em branco

Lista de Figuras

Figura 1 - Cotação BTC/USD entre 2017.01 e 2023.06.....	5
Figura 2 - Evolução da cotação do BTC.....	16
Figura 3 - Evolução da cotação do USD.....	16
Figura 4 - Evolução da pontuação do Ibovespa.....	17
Figura 5 - Evolução do Retorno diário do BTC.....	17
Figura 6 - Evolução do Retorno diário do USD	18
Figura 7 - Evolução do Retorno diário do Ibovespa.....	18
Figura 8 - DCC Conditional Variance – Retorno BTC	26
Figura 9 - DCC Conditional Variance – Retorno USD	26
Figura 10 - DCC Conditional Variance – Retorno Ibovespa.....	27
Figura 11 - DCC Conditional Covariance – Retorno BTC e Retorno Ibovespa.....	28
Figura 12 - DCC Conditional Covariance – Retorno USD e Retorno Ibovespa	28

Folha em branco

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Estatística descritiva das cotações do BTC e USD (em BRL) e pontuação do Ibovespa.	15
Tabela 2 - Estatísticas e testes preliminares	23
Tabela 3 - Valores estimados pelo teste GPH para diferentes larguras de banda	24
Tabela 4 - Resultado da estimação do modelo DCC-FIGARCH (BTC x Ibovespa).....	25
Tabela 5 - Resultado da estimação do modelo DCC-FIGARCH (USD x Ibovespa).....	25

Folha em branco

Lista de Acrónimos

BTC: Bitcoin

USD: United States Dollar (Dólar Americano)

Ibovespa: Índice da Bolsa de Valores de São Paulo

GARCH: Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
(Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada)

FIGARCH: Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional
Heteroskedasticity (Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada
Integrada Fracionalmente)

DCC: Dynamic Conditional Correlation (Correlação Condicional Dinâmica)

Folha em branco

1 Introdução

No contexto atual, em que os mercados financeiros estão cada vez mais globalizados e interconectados, a busca por ativos eficientes para proteção do patrimônio se tornou uma preocupação recorrente para investidores e indivíduos em todo o mundo. Nesse cenário, o Bitcoin, uma moeda digital que não é controlada por nenhum governo, instituição financeira ou entidade centralizada tem atraído uma atenção significativa como um ativo financeiro. Com potencial para melhorar a eficiência de carteiras de investimento.

No Brasil, a cotação do Dólar americano em relação ao real é tradicionalmente considerada uma referência importante para investidores, empresários e cidadãos comuns que desejam monitorar a economia e realizar transações internacionais. No entanto, a sua sensibilidade a fatores macroeconômicos, como decisões políticas e eventos globais, podem tornar a moeda vulnerável a flutuações imprevisíveis.

Por outro lado, o Bitcoin, uma criptomoeda descentralizada e baseada em tecnologia blockchain, tem chamado a atenção de investidores e entusiastas financeiros devido à sua natureza global, eficiência nas transações e histórico de crescimento de valor (Hu et al., 2021 e Jiang et al., 2022). Além disso, o Bitcoin é conhecido por sua volatilidade, o que pode ser tanto uma vantagem quanto um desafio para investidores em busca de oportunidades de retorno.

Diante disso, o objetivo deste estudo é investigar a eficácia do Dólar Americano e do Bitcoin como instrumentos de hedge em relação ao Ibovespa, examinando suas dinâmicas ao longo de diferentes períodos históricos, especialmente durante momentos de volatilidade no mercado financeiro. Para alcançar esse propósito, o trabalho emprega análises estatísticas e modelos de volatilidade condicional, utilizando dados de retorno do Bitcoin, Dólar, e Ibovespa, cobrindo o período de fevereiro de 2018 a janeiro de 2023, incluindo o impacto da pandemia de Covid-19. O enfoque desta análise é proporcionar insights sobre o papel do Bitcoin e do Dólar como ferramentas de hedge em relação ao Ibovespa, oferecendo implicações significativas para o contexto financeiro brasileiro.

Nesta investigação, será utilizada a metodologia FIGARCH (Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) para analisar os retornos do Bitcoin, Dólar e Ibovespa, bem como para estimar a correlação condicional entre os retornos desses ativos. O FIGARCH permite modelar e prever a volatilidade de séries temporais financeiras, assumindo que a volatilidade é heteroscedástica e varia ao longo do tempo (Chkili et al., 2021).

A dissertação está segmentada em seis capítulos: O primeiro capítulo é a Introdução. O segundo capítulo é a Revisão da Literatura, onde são abordados aspectos históricos do Bitcoin, Dólar e Ibovespa, bem como suas características. O terceiro capítulo descreve os dados do estudo e as

fontes onde foram obtidos. O quarto capítulo trata da Metodologia, onde é explicado o modelo FIGARCH e o modelo DCC utilizado para analisar as correlações entre os ativos. O quinto capítulo apresenta e analisa os resultados obtidos, e o sexto e último capítulo traz a conclusão, com sugestões para estudos futuros.

2 Revisão da Literatura

Inicialmente o Bitcoin foi idealizado para ter como função social principal ser uma moeda digital, descentralizada e que se tornasse uma alternativa de moeda a ser transacionada, tal como as moedas tradicionais, porém livre do controle de qualquer Estado e somente existindo no meio digital. Ele logo se tornou uma espécie de ativo que as pessoas passaram a comprar, sem nem mesmo saber como era possível comercializá-lo novamente.

Logo a partir da primeira transação com Bitcoin de que se tem notícia, ficaram explícitos três fatores que até hoje são características deste ativo, porém dois deles ainda se mantêm e um foi revertido por completo. De forma resumida, um estudante pediu que duas pizzas grandes, da famosa rede norte americana Papa John's, fossem entregues em sua casa (Chohan, 2017). Os dois primeiros aspectos, que permanecem até hoje, são o risco, porque a transação ocorreu em um fórum digital de um sistema de bate-papo chamado IRC (Internet relay chat), em que os integrantes eram basicamente entusiastas de tecnologia e gaming, e o segundo é a volatilidade, já que o estudante fechou a transação por 10.000 BTC, adquiridos por US\$41 e as duas pizzas tinham o valor de US\$50 (valorização de aproximadamente 22%). Já a terceira peculiaridade, que foi revertida completamente, foi a liquidez, porque o estudante levou cinco dias entre fazer a oferta e alguém a aceitar.

2.1 Panorama histórico do Bitcoin

O Bitcoin foi originalmente idealizado para ser uma moeda digital, descentralizada, que funcionaria como uma alternativa às moedas tradicionais. A principal característica do Bitcoin seria sua independência em relação a qualquer autoridade governamental ou instituição financeira centralizada. Desde sua primeira transação documentada, onde 10.000 BTC foram usados para a compra de duas pizzas (Chohan, 2017), o Bitcoin passou a ser visto também como um ativo financeiro, cujo valor poderia variar drasticamente, evidenciando sua volatilidade.

A partir de 2017, o Bitcoin ganhou notoriedade global com um aumento vertiginoso no seu valor. No entanto, é importante destacar que o mercado brasileiro também passou a enxergar o Bitcoin como uma alternativa em momentos de volatilidade. No contexto brasileiro, marcado por frequentes crises econômicas e políticas, muitos investidores passaram a buscar formas de proteger seu patrimônio contra a depreciação da moeda local, o real, e contra a volatilidade do Ibovespa, o principal índice da bolsa de valores brasileira (Mensi et al., 2014).

Desde 2008, quando a crise econômica global abalou diversos mercados, incluindo o Brasil, o Ibovespa apresentou forte oscilação em resposta a fatores externos. Este comportamento incerto

impulsionou investidores a buscar ativos alternativos, como o Dólar e, mais recentemente, o Bitcoin, que passaram a ser considerados possíveis instrumentos de hedge para carteiras que incluem ativos do Ibovespa (Pereira & Maia, 2015). A descentralização do Bitcoin e sua dissociação de políticas econômicas locais atraíram investidores brasileiros que buscavam proteção contra crises internas (Bouri et al., 2017).

A criação do Bitcoin por Satoshi Nakamoto (2009), após a crise financeira de 2008, gerou uma nova visão de sistema financeiro, onde o controle das transações não ficaria nas mãos de instituições financeiras tradicionais, mas de um sistema descentralizado baseado em blockchain. Esse modelo ganhou força no Brasil, especialmente com a percepção de que as crises econômicas locais, como a desvalorização do real frente ao Dólar, poderiam ser mitigadas com o uso de ativos digitais globais, como o Bitcoin (Diniz, Siqueira, & De Albuquerque, 2019).

Além disso, o Ibovespa, frequentemente impactado por fatores como instabilidade política e variações nas commodities exportadas pelo Brasil, como soja e petróleo, oferece um cenário onde a busca por ativos de proteção se torna crucial (Oliveira & Plaga, 2011). A volatilidade do Bitcoin é frequentemente citada como uma barreira para seu uso como hedge, mas estudos apontam que, em momentos de crise global, o Bitcoin pode se comportar de maneira relativamente independente do Ibovespa e do Dólar, oferecendo uma possível ferramenta de diversificação para investidores brasileiros (Kliber et al., 2019).

No entanto, a volatilidade extrema do Bitcoin também representa um desafio para aqueles que buscam usá-lo como hedge. Estudos mostram que, apesar de seu alto potencial de retorno, o Bitcoin continua sendo um ativo de alto risco. Portanto, entender seu comportamento em relação a ativos mais tradicionais, como o Dólar e o Ibovespa, é crucial para determinar sua real eficácia como um instrumento de hedge (Ghabri, Guesmi & Zantour, 2021).

Conforme se verifica na Figura 1 - Cotação BTC/USD entre 2017.01 e 2023.06 devido ao aumento do marketing e da divulgação em torno do Bitcoin, durante o segundo semestre de 2017 essa criptomoeda obteve um salto de valorização, onde uma unidade chegou a valer \$19.891, tendo uma variação intraday de 22,72% e uma alteração de volume negociado significativa. Saindo de 13,44 mil BTC negociadas, a um valor de \$ 999 a unidade, no primeiro dia do ano e atingiu o pico de 183,11 mil unidades negociadas em um único dia ao final do segundo semestre desse mesmo ano, a valor de \$3.698. Este exemplo é ilustrativo de uma de suas principais características que perdura até os dias de hoje, a grande oscilação de preços (Chaim & Laurini, 2018).

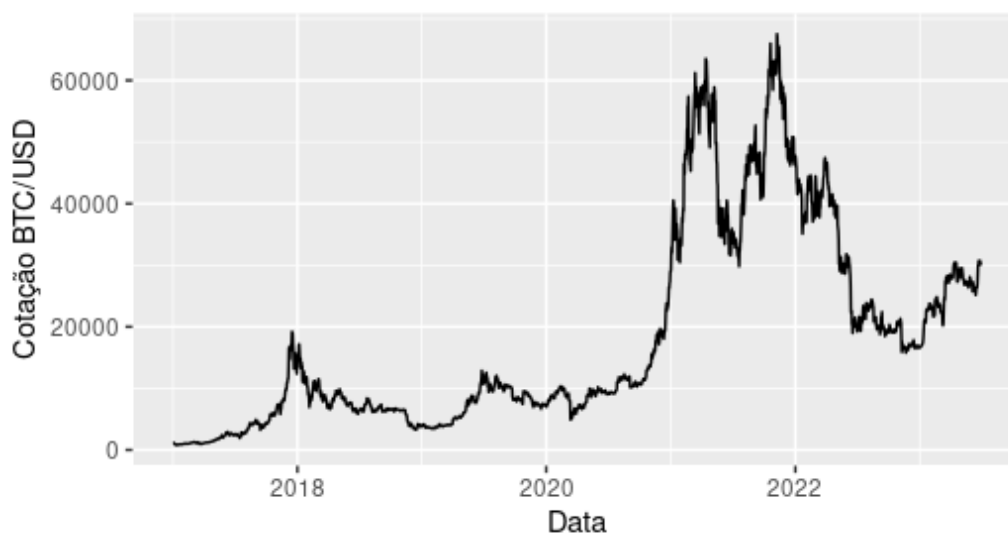


Figura 1 - Cotação BTC/USD entre 2017.01 e 2023.06

2.2 Bitcoin como ativo de investimento

O Bitcoin, desde sua criação, transcendeu sua função original de moeda digital descentralizada para se estabelecer como um ativo financeiro. Ao longo dos anos, investidores começaram a explorar o potencial dessa criptomoeda como um veículo de investimento, atraídos por sua promessa de retorno elevado e seu comportamento desvinculado de ativos tradicionais (Kliber et al., 2019).

Uma das estratégias mais comuns no mercado financeiro é a diversificação, que busca minimizar os riscos ao distribuir os investimentos em diferentes tipos de ativos. O Bitcoin se tornou uma opção atraente nessa estratégia, justamente por ter características que o diferenciam de ações, títulos e commodities. Wong, Saerbeck & Delgado (2018) demonstram que, pela sua baixa correlação com ativos tradicionais, o Bitcoin pode melhorar a eficiência de uma carteira, especialmente quando combinado com ativos de mercados emergentes, como o Ibovespa, o principal índice de ações do Brasil.

Além disso, estudos sugerem que o Bitcoin pode atuar como uma ferramenta de proteção, especialmente em momentos de incerteza econômica global. Ghabri, Guesmi & Zantour (2021) argumentam que o Bitcoin pode servir como hedge contra a inflação e a depreciação de moedas fiduciárias, como o real, especialmente em países emergentes. No Brasil, marcado por frequentes crises econômicas e volatilidade do Ibovespa, o Bitcoin é visto como uma alternativa para diversificar portfólios e proteger contra perdas em ativos mais tradicionais (Pereira & Maia, 2015).

Entretanto, a alta volatilidade do Bitcoin representa um desafio significativo. Bouri et al. (2017) observam que, apesar do potencial de retorno elevado, essa volatilidade pode gerar perdas substanciais, especialmente para investidores mais conservadores. Por isso, a inclusão do Bitcoin em uma carteira deve ser feita com cautela, ocupando uma pequena parte da composição geral, conforme sugerido por Eisl, Gasser & Weinmayer (2015). Eles defendem que a presença do Bitcoin em uma carteira de investimentos pode melhorar o perfil risco-retorno, mas deve ser limitada para evitar a exposição excessiva a riscos.

No contexto brasileiro, o Bitcoin pode oferecer uma alternativa interessante para proteger o patrimônio, dada a instabilidade econômica e a volatilidade do mercado local. Mensi et al. (2014) afirmam que a interação entre o Bitcoin e o Ibovespa pode fornecer insights valiosos sobre a eficiência do Bitcoin como hedge. Em momentos de crise no Brasil, o Bitcoin tem se mostrado uma opção viável para investidores que buscam diversificação, mas que também estão conscientes dos riscos inerentes à sua volatilidade.

A falta de regulamentação também é um ponto de preocupação. Conrad, Custovic & Ghysels (2018) ressaltam que, embora o Bitcoin tenha um potencial de diversificação interessante, a ausência de uma regulamentação clara levanta dúvidas sobre sua segurança como um investimento de longo prazo. No Brasil, onde o mercado financeiro é altamente regulado, a introdução de regulamentações específicas para criptomoedas pode ajudar a mitigar esses riscos e aumentar a confiança dos investidores.

Portanto, o Bitcoin pode desempenhar um papel importante na composição de carteiras de investimento, especialmente em países como o Brasil, onde a volatilidade dos mercados locais é um fator constante. No entanto, é essencial que os investidores equilibrem sua exposição ao Bitcoin com ativos mais estáveis, como o Dólar e outros ativos tradicionais, para mitigar os riscos e aproveitar as oportunidades de diversificação que essa criptomoeda oferece.

2.3 Principais vulnerabilidades do Bitcoin

Talvez a principal vulnerabilidade do Bitcoin não esteja em seu protocolo ou em sua forma de ser transacionado (à ação em si), mas sim na forma que é armazenado e no processo de mineração (Corbet et al., 2020).

A forma mais comum de adquirir e armazenar criptomoedas é através de exchanges, que têm semelhança com as casas de câmbio (onde se comercializam diferentes moedas fiduciárias). Porém, sua estrutura é, na maioria das vezes, toda digital (Dimpfl & Peter, 2021). Justamente por seu funcionamento depender tanto da internet, a consequência é uma maior vulnerabilidade a ataques de hackers, que são constantes e cada vez mais sofisticados (Kim & Lee, 2018).

Ainda ligado à questão do armazenamento, existe também a possibilidade de se utilizarem aplicações de smartphones comumente chamadas de wallet, que permitem “guardar” criptomoedas em dispositivos móveis. Hu et al., 2021 destacam que, esse tipo de mecanismo é passível de sofrer ataques de hackers com a peculiaridade de depender ainda mais das configurações de segurança do próprio dispositivo móvel.

Suratkar, Shirole & Bhirud (2020) apresentam uma alternativa de armazenamento das criptomoedas, as cold wallets, que é uma alternativa offline, podendo essa ser Paper Wallets (um papel impresso com a chave e o endereço da criptomoeda, gerados através de um software), um computador offline (isolado de forma permanente da internet e que com ajuda de um software, pode gerenciar uma carteira ou gerar e armazenar chaves privadas de criptomoedas) e, o mais conhecido, um hardware wallet (dispositivos físicos muito semelhantes a um pen drive, mas que são projetados especificamente para armazenar criptomoedas de forma offline). Contudo, Jasem, Sagheer & Awad (2021) trazem como aspecto negativo sobre as cold wallet que, por serem armazenados fisicamente e fora da internet, caso o usuário perca a chave de acesso ou tenha algum desses dispositivos danificados de forma grave, será muito difícil recuperar as criptomoedas armazenadas.

Por último, Rysin & Rysin (2020) discutem o uso de criptomoedas para fins ilegais, tais como lavagem de dinheiro e financiamento de atividades ilícitas mais violentas (terrorismo e narcotráfico, por exemplo) pela facilidade de transacionar grandes volumes de criptomoedas de forma anônima e sem deixar rastro. Porém, os próprios autores trazem como sugestão a regulamentação das atividades de criptomoedas pelos órgãos de supervisão financeira dos países, evidenciando que essa também é uma demanda das exchanges, que esperam que essa ação traga mais segurança para os investidores.

2.4 A volatilidade das criptomoedas

A volatilidade pode ser descrita como uma medida da variabilidade do preço de um ativo ao longo do tempo (Kramarz, Martin & Mejean, 2020). No caso das criptomoedas, a volatilidade é particularmente elevada, o que significa que suas cotações podem mudar rapidamente e de forma acentuada em curtos períodos. Isso se deve a diversos fatores, incluindo a relativa pequena escala do mercado de criptomoedas em comparação aos mercados tradicionais, a falta de regulamentação ainda em alguns países e a ausência de consenso quanto à sua utilidade e valor (Chkili, 2021). Bouri et al. (2020) argumentam que algumas semelhanças entre o ouro e o Bitcoin podem explicar melhor a volatilidade desses dois ativos tais como, em alguns casos serem ambos classificados como commodities, porque nenhum dos dois tem sua mineração controlada por um órgão central (em relação à quantidade) e a capacidade de hedging, já que os dois são frequentemente vistos como formas de proteção contra a inflação, pois são

teoricamente independentes da economia global e não estão sujeitos às medidas de política monetária dos bancos centrais. Por último, os autores ainda indicam que, quanto à questão da digitalização, mesmo o ouro sendo uma commodity física, ambos podem ser transacionados e “armazenados” no ambiente digital.

Będowska-Sójka & Kliber (2021) indicam que a volatilidade é uma característica importante a considerar ao investir em criptomoedas. Embora ela possa trazer oportunidades de lucro para investidores audaciosos, também pode trazer riscos significativos para aqueles que não estão preparados para as flutuações no preço. Conrad, Custovic & Ghysels (2018) destacam a importância de que os investidores estejam cientes da volatilidade das criptomoedas e estejam dispostos a aceitá-la como parte do processo de investimento. É crucial que os investidores conduzam uma pesquisa cuidadosa antes de investir em criptomoedas e que mantenham uma gestão de risco adequada para minimizar seus riscos (Fang, Su & Yin, 2020).

2.5 Impacto socioeconômico das criptomoedas

O Bitcoin tem gerado uma série de impactos sociais e econômicos desde seu surgimento em 2009. Esses impactos podem ser tanto positivos, quanto negativos, abrangendo uma ampla gama de áreas, tais como a proteção contra a hiperinflação, os impactos ambientais e novas formas de transacionar serviços e produtos em ambientes eletrônicos (Aggarwal et al., 2019).

Quanto aos impactos negativos, além da volatilidade que foi mencionado anteriormente, é importante destacar o impacto ambiental da mineração do Bitcoin que, segundo Mora et al. (2018), pode elevar o aquecimento global em 2°C em menos de 30 anos. Os autores ainda destacam a grande quantidade de água utilizada no processo de resfriamento dos equipamentos porque muitas das “fazendas de mineração” ficam em regiões de energia barata e terrenos baratos.

No plano dos impactos positivos, a criação e o desenvolvimento de blockchain e do comércio de criptomoedas permitiram a criação dos serviços de Blockchain as a Service (BaaS) que é um modelo de negócio que oferece soluções baseadas em tecnologia blockchain para empresas e desenvolvedores, como também do Crypto as a Service (CaaS) que se refere a serviços que fornecem uma variedade de funcionalidades relacionadas a criptomoedas e ativos digitais (Singh & Michels, 2018). Essas ferramentas são utilizadas em e-commerce e empresas comerciais que podem integrar seus serviços para aceitar pagamentos em criptomoedas em suas plataformas online. Além disso, também começaram a ser usadas por casas de apostas online devido à facilidade de integração dos sistemas via API (Application Programming Interface) com bancos tradicionais, onde é possível realizar transações financeiras quase de maneira instantânea, mesmo que estejam sendo feitas em países distintos (Aujla et al., 2020).

As criptomoedas poderão também servir como um meio de proteção contra a hiperinflação em economias onde as moedas locais estão sofrendo desvalorização extrema e rápida. Tomando como exemplo o Bitcoin, em regiões onde ocorre hiperinflação da moeda local, as pessoas poderão comprar essa criptomoeda como um hedge contra a desvalorização de sua moeda (Chohan, 2021). Quando a moeda fiduciária perde valor devido à inflação, o valor do Bitcoin em relação a essa moeda pode aumentar, proporcionando proteção contra perdas de poder de compra (Ammous & D'Andrea, 2022). Cifuentes (2019) dá o exemplo da Venezuela, um caso notório de um país com uma taxa de inflação extremamente alta. Devido à hiperinflação do bolívar, muitos venezuelanos recorreram ao Bitcoin e outras criptomoedas como uma forma de proteger seu poder de compra e realizar transações financeiras. Já Alzahrani & Daim (2019) mencionam a Argentina como exemplo já que esse país tem um histórico de instabilidade econômica e hiperinflação, o que nos últimos anos levou algumas pessoas a considerar o Bitcoin como uma forma de proteger seu patrimônio contra a desvalorização da moeda local.

2.6 A volatilidade do Dólar como moeda global

O Dólar americano é amplamente reconhecido como a principal moeda de reserva mundial, sendo utilizado de forma extensiva em transações internacionais e como referência para a maioria das commodities globais. No entanto, apesar de sua posição dominante, o Dólar também apresenta volatilidade considerável em determinadas condições de mercado, influenciado por uma série de fatores econômicos e políticos.

Em períodos de instabilidade econômica ou incerteza geopolítica, como crises financeiras, mudanças abruptas nas políticas monetárias dos Estados Unidos ou eventos globais significativos, o Dólar pode sofrer flutuações acentuadas. Kristjanpoller & Minutolo (2018) indicam que, mesmo sendo uma moeda relativamente estável em relação a outras divisas, a volatilidade do Dólar tende a aumentar em momentos de incerteza global, como em crises financeiras internacionais ou eventos geopolíticos inesperados.

Um fator preponderante que afeta a volatilidade do Dólar é a política monetária dos Estados Unidos. As decisões do Federal Reserve (Fed) sobre as taxas de juros, por exemplo, influenciam diretamente o fluxo de capitais globais. Elevações nas taxas de juros podem atrair investidores para ativos denominados em Dólar, o que resulta na apreciação da moeda, enquanto cortes nas taxas de juros tendem a ter o efeito oposto. Como destacado por Antonakakis (2012), a resposta do mercado a essas mudanças pode ser rápida e intensa, afetando a volatilidade do Dólar em relação a outras moedas de referência, como o euro, a libra esterlina e o iene japonês.

Além disso, Campa, Chang & Refalo (2002) argumentam que as flutuações na taxa de câmbio também estão ligadas ao ciclo econômico dos Estados Unidos e à performance de sua economia

em relação ao resto do mundo. Em momentos de forte crescimento econômico, o Dólar tende a se valorizar, enquanto em períodos de recessão, a moeda pode perder valor frente a outras divisas. A intervenção do governo dos EUA e do Fed em situações de crise também pode amplificar essa volatilidade, como foi visto na crise financeira de 2008.

Em relação às economias emergentes, como o Brasil, a volatilidade do Dólar é ainda mais pronunciada. Oliveira & Plaga (2011) destacam que fatores como a instabilidade política, a política monetária local e as flutuações nos preços das commodities afetam diretamente a relação entre o Dólar e o real. Como grande exportador de commodities, o Brasil é particularmente sensível a mudanças no preço do petróleo, minério de ferro e soja. Quando os preços dessas commodities caem, há uma pressão sobre o real, que tende a se desvalorizar em relação ao Dólar.

A pandemia de COVID-19 trouxe um exemplo recente de como crises globais podem aumentar a volatilidade do Dólar. Nos estágios iniciais da pandemia, houve uma valorização do Dólar à medida que os investidores buscavam ativos seguros. No entanto, conforme a pandemia se agravou e a incerteza econômica global aumentou, a volatilidade do Dólar também cresceu, com flutuações frequentes em resposta a políticas monetárias e fiscais emergenciais, como ressaltado por Cheema, Faff & Szulczyk (2022).

Assim, embora o Dólar americano seja geralmente considerado uma moeda de porto seguro em tempos de crise, sua volatilidade em certos períodos, especialmente em economias emergentes, deve ser monitorada de perto pelos investidores. A dinâmica cambial entre o Dólar e outras moedas, como o real brasileiro, é frequentemente influenciada por uma combinação de fatores globais e locais, incluindo a política monetária dos EUA, eventos geopolíticos, e o desempenho das economias emergentes.

2.7 A volatilidade do Dólar em relação ao real e seus impactos no Ibovespa

A volatilidade do Dólar americano em relação ao real brasileiro tem sido um fator significativo ao longo do tempo, afetada por diversos fatores econômicos, políticos e sociais no Brasil (Campa, Chang & Refalo, 2002). Esse comportamento volátil impacta não apenas a taxa de câmbio, mas também o mercado de ações brasileiro, refletido no desempenho do Ibovespa.

Oliveira & Plaga (2011), de Oliveira & Tófoli (2020) e Macalós (2023) identificam alguns dos principais fatores que influenciam essa volatilidade, com efeitos diretos sobre o Ibovespa:

- Política monetária: Decisões do Banco Central do Brasil em relação às taxas de juros afetam diretamente a taxa de câmbio e, indiretamente, o Ibovespa. A elevação das taxas de juros tende a atrair capital estrangeiro, fortalecendo o real, enquanto a queda nas taxas aumenta a demanda por Dólar, pressionando o Ibovespa, especialmente em setores mais expostos ao mercado externo.
- Instabilidade política: Fatores políticos, como eleições e crises governamentais, podem gerar incerteza, resultando em desvalorização do real e aumento na volatilidade do Ibovespa, particularmente em momentos de alta aversão ao risco (Oliveira & Plaga, 2011).
- Flutuações nos preços das commodities: O Brasil é um grande exportador de commodities, e as variações nos preços internacionais afetam diretamente a taxa de câmbio e o desempenho do Ibovespa. Quando os preços das commodities caem, o real se desvaloriza e a volatilidade no índice aumenta, impactando especialmente as empresas exportadoras e setores dependentes do comércio internacional (Macalós, 2023).
- Sentimento global: A confiança dos investidores globais e eventos geopolíticos também afetam a taxa de câmbio e, conseqüentemente, o Ibovespa. Durante períodos de instabilidade global, o Dólar se fortalece como ativo de refúgio seguro, enquanto o real e o Ibovespa sofrem com a volatilidade (Pereira & Almeida, 2019).

Dessa forma, as oscilações cambiais entre o Dólar e o real afetam diretamente o desempenho do Ibovespa, especialmente em períodos de incerteza, reforçando a necessidade de monitorar tanto fatores externos quanto internos que influenciam esses mercados.

2.8 Hedge e redução de riscos de investimentos financeiros

O hedging é uma estratégia financeira que tem por objetivo reduzir o risco em investimentos financeiros, garantindo uma proteção contra variações negativas nos preços dos ativos. É uma forma de tentar equilibrar o risco de perdas com ganhos, tornando os investimentos mais previsíveis e estáveis (Doshi, Kumar & Yerramilli, 2018). Uma forma comum de implementar essa estratégia é diversificar o portfólio de investimentos em diferentes tipos de ativos, como ações, títulos, criptomoedas, imóveis e commodities, para minimizar os riscos. Isso ajuda a mitigar o impacto de variações negativas em uma categoria de ativos já que o desempenho positivo em outros setores pode compensar as perdas nesses ativos (Mensi et al., 2022).

Em relação ao ouro, Bentes (2016) demonstrou que esta commodity desempenhou um bom papel como hedging durante a crise de 1987, a crise financeira da Ásia em 1997 e na crise desencadeada pelo ataque terrorista de 11 de setembro de 2001. Porém, durante a crise que teve início em 2007 esse metal não foi eficaz como hedge talvez, segundo a autora, pelo fato de esta ter sido a primeira crise que afetou de fato a liquidez dos bancos. Já Kamal, Wohar & Kamal (2022) identificaram que o ouro foi um bom ativo de hedging no período pré Covid-19, porém depois perdeu a sua eficiência devido, ainda segundo os autores, ao alto custo de manter esse ativo como hedge.

2.8.1 Ouro como hedging em períodos de crise

Objetivamente, o ouro tem historicamente atraído investidores como um ativo financeiro devido à sua comprovada habilidade em funcionar como um porto seguro contra a inflação e as oscilações em qualquer moeda. A análise de séries temporais oferece sólidas evidências de que o ouro desempenha efetivamente um papel de proteção contra a inflação a longo prazo (Junttila, Pesonen & Raatikainen, 2018). Białkowski et al. (2015) destacam a dinâmica do preço do ouro em períodos de crise, que tendem a aumentar justamente devido ao aumento da demanda por esse investimento, na espera que esse sirva como hedge em períodos de incerteza. Já Akhtaruzzaman et al. (2021) focam-se no desempenho do ouro nos períodos iniciais da crise sanitária da COVID-19 e sinalizam que, apesar do ouro ter apresentado uma queda em seu valor de negociação, ainda assim foi bem menos acentuado que várias commodities, a exemplo do petróleo.

Seguindo uma lógica de investigar a capacidade do ouro como hedge durante longos períodos, Conlon, Lucey & Uddin (2018) defenderam essa habilidade do ouro nas economias estudadas (Estados Unidos, Reino Unido, Japão e Suíça), como também sua eficiência mesmo em momentos em que as inflações registradas nesses países foram acima do projetado. Corroborando com a lógica dos autores anteriores, Valadkhani, Nguyen & Chiah (2022) também apresentam um estudo que investiga o ouro como hedge entre os anos de 1981 e 2022 e indicam que, “[...] uma inflação elevada, juntamente com taxas de juro relativamente mais baixas, aumentará o preço do ouro.” (p. 7).

2.8.2 O Dólar como hedging em períodos de crise

Durante crises econômicas no Brasil, o comportamento do Ibovespa e sua relação com o Dólar têm se mostrado um fator crucial para a proteção de ativos. Em momentos de incerteza, o Dólar

é amplamente reconhecido como um ativo de refúgio seguro, particularmente em economias emergentes, onde a volatilidade é mais acentuada. O Brasil, como uma das maiores economias da América Latina, não está imune a essas oscilações, especialmente em crises como a de 2008 e a recente pandemia de COVID-19 (Pereira & Almeida, 2019).

Wen & Cheng (2018), em seu estudo sobre o Dólar e o ouro como ativos de hedge em países emergentes, incluindo o Brasil, identificaram que o Dólar demonstrou ser mais eficiente que o ouro como porto seguro em tempos de crise. No Brasil, crises econômicas tendem a desvalorizar o real, o que, por sua vez, impacta negativamente o Ibovespa, tornando o Dólar uma opção viável de proteção para investidores que buscam segurança diante das incertezas econômicas.

Estudos como o de Cheema, Faff & Szulczyk (2022) indicam que, durante a crise financeira global de 2008, o Dólar teve um desempenho robusto como ativo de hedge, superior a outros ativos tradicionais. No entanto, durante a crise da COVID-19, essa eficiência foi menos evidente, uma vez que a pandemia gerou uma resposta econômica sem precedentes, afetando globalmente tanto o mercado cambial quanto o mercado de ações. No Brasil, a volatilidade do Dólar em relação ao real e ao Ibovespa refletiu a incerteza global, com o Ibovespa sofrendo desvalorizações acentuadas em resposta à crescente aversão ao risco.

Em síntese, o desempenho do Dólar como hedge durante crises econômicas no Brasil demonstra que, apesar de variações em sua eficácia, ele continua sendo uma ferramenta importante de proteção para investidores, principalmente em períodos de desvalorização do Ibovespa e do real. A relação entre esses ativos é um indicativo da dinâmica do mercado brasileiro em face de crises econômicas globais e domésticas.

2.8.3 Bitcoin como hedging

Chkili, Rejeb & Arfaoui (2021) efetuaram uma investigação do papel do Bitcoin como hedge ao mercado de ações islâmico entre os períodos de janeiro de 2010 e maio de 2020, abrangendo assim o início da crise da COVID-19, e constataram que a inclusão dessa criptomoeda em uma carteira de investimento se mostrou benéfico durante a maior parte do período estudado e ainda mais em períodos de forte turbulência da economia dessa região. Por outro lado, os autores ressaltam que, em geral, uma pequena quantidade de Bitcoin oferece uma eficácia considerável na proteção de investimentos islâmicos. Esse valor aumentou de forma significativa durante a recente crise da COVID-19, indicando que as estratégias de proteção demandam custos mais elevados durante períodos de crise.

Chemkha et al. (2021) realizaram um estudo entre os períodos de abril de 2013 e janeiro de 2021, porém dividiram os dados em duas partes entre abril de 2013 e o início de março de 2020, como sendo o período que antecede a crise de COVID-19, e o restante período corresponde à crise. Os autores corroboram que tanto o ouro, quanto o Bitcoin, se mostraram eficientes como hedge no período anterior à crise sanitária, porém durante a crise o ouro mantém essa capacidade, ainda que de maneira fraca, e o Bitcoin perde-a, principalmente devido à sua volatilidade ter sido bem elevada nesse período.

3 Dados

trabalho é composta pelas cotações diárias do Dólar Americano (USD), do Bitcoin (BTC) e do índice Ibovespa, entre os períodos de 01/02/2018 e 31/01/2023, totalizando 5 anos de cotações. As séries foram obtidas no site de informações financeiras www.investing.com.

O número de observações foi padronizado em 1.240 para todos os ativos, correspondendo aos dias úteis do mercado financeiro brasileiro. No caso do Bitcoin, que é negociado também aos fins de semana e feriados, foram utilizados apenas os dias úteis, a fim de manter a consistência com o USD e o Ibovespa.

A Tabela 1 mostra a estatística descritiva das cotações do BTC, USD (em BRL) e pontuação do Ibovespa.

	Variável	Min e Máx	Quartil 1	Quartil 2	Média (DP)
<i>BTC</i>	<i>Fechamento</i>	12579 373780	31244	56758	105100.85 (95676.25)
	<i>Abertura</i>	12570 374022	31175.75	56186	105082.95 (95780.73)
	<i>Máxima</i>	12750 378800	32298.75	57457	107549.71 (97888.14)
	<i>Mínima</i>	12460 366001	30087.5	55884	102408.79 (93341.07)
	<i>Retorno (%)</i>	-39.07 21.38	-1.72	0.13	0.12 (4.35)
<i>USD</i>	<i>Fechamento</i>	3.1669 5.8856	3.9288	5.0658	4.70 (0.75)
	<i>Abertura</i>	3.1671 5.9248	3.9232	5.0636	4.70 (0.75)
	<i>Máxima</i>	3.2234 5.9718	3.9564	5.1172	4.74 (0.76)
	<i>Mínima</i>	3.1613 5.8176	3.9044	5.0262	4.66 (0.74)
	<i>Retorno (%)</i>	-5.21 3.67	-0.66	0.05	0.04 (1.09)
<i>Ibovespa</i>	<i>Fechamento</i>	63570 130776	93833	103791	102064.76 (14162.77)
	<i>Abertura</i>	63604 130776	93829	103778	102042.39 (14167.04)
	<i>Máxima</i>	67604 131190	94852.5	104641	103050.56 (14097.37)
	<i>Mínima</i>	61691 129526	93201	102828	101031.55 (14201.74)
	<i>Retorno (%)</i>	-15.99 13.02	-0.81	0.06	0.02 (1.73)

Tabela 1 - Estatística descritiva das cotações do BTC e USD (em BRL) e pontuação do Ibovespa.

- **BTC:** O Bitcoin apresentou uma grande volatilidade ao longo do período, o que reflete as oscilações típicas desse ativo.
- **USD:** O Dólar Americano teve variações significativas, influenciadas por fatores macroeconômicos globais e pela política monetária local.

- Ibovespa: O principal índice da bolsa de valores brasileira demonstrou variações condizentes com os eventos econômicos e políticos do Brasil durante o período analisado.

As Figuras 2 a 7 mostram a evolução das cotações e dos retornos diários desses ativos:

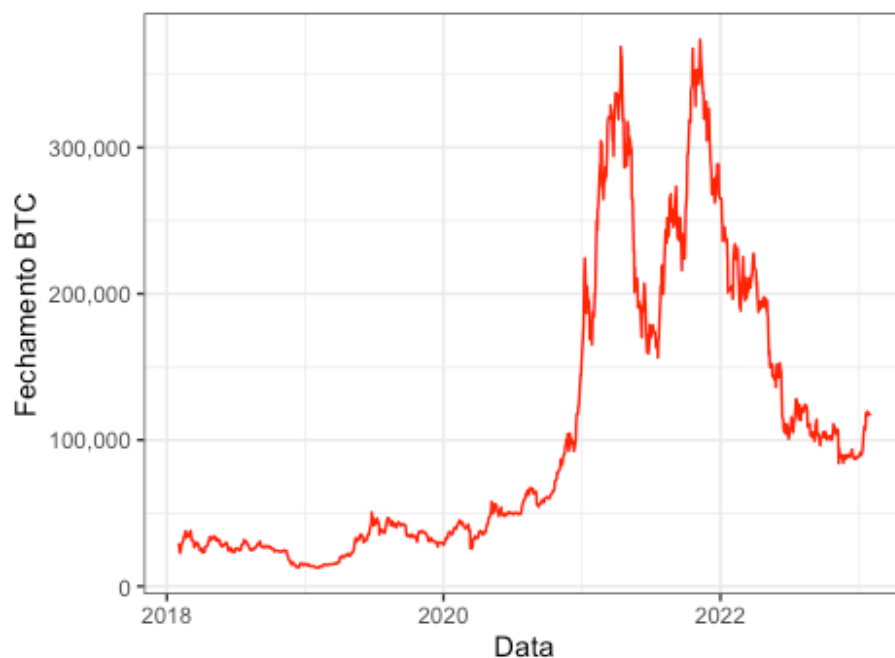


Figura 2 - Evolução da cotação do BTC

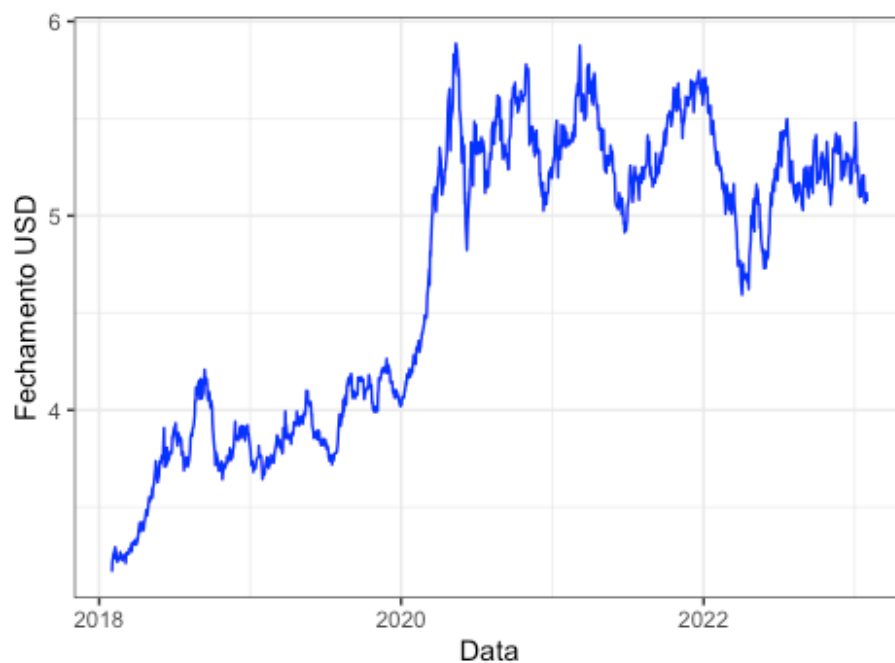


Figura 3 - Evolução da cotação do USD

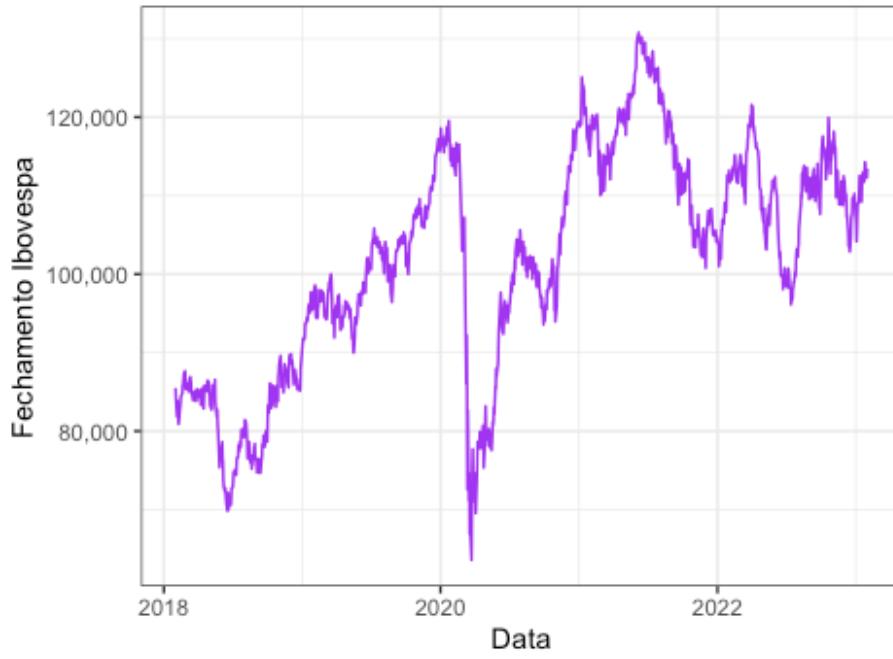


Figura 4 - Evolução da pontuação do Ibovespa

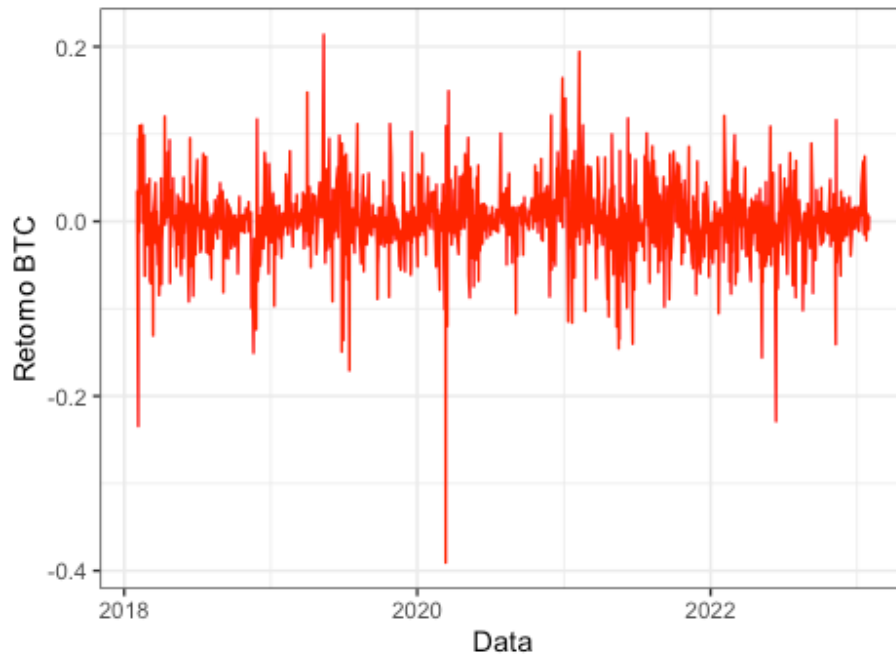


Figura 5 - Evolução do Retorno diário do BTC

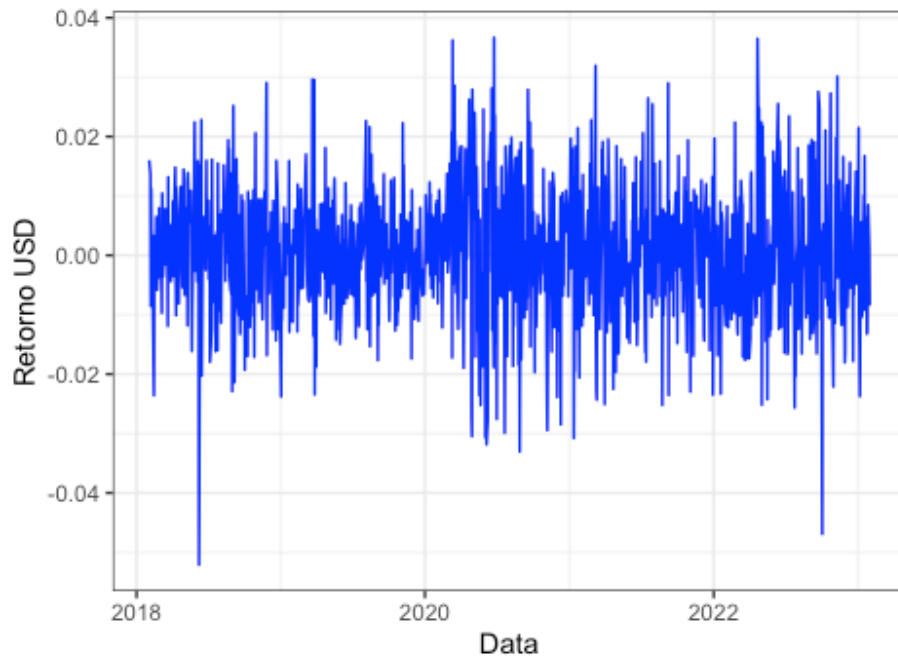


Figura 6 - Evolução do Retorno diário do USD

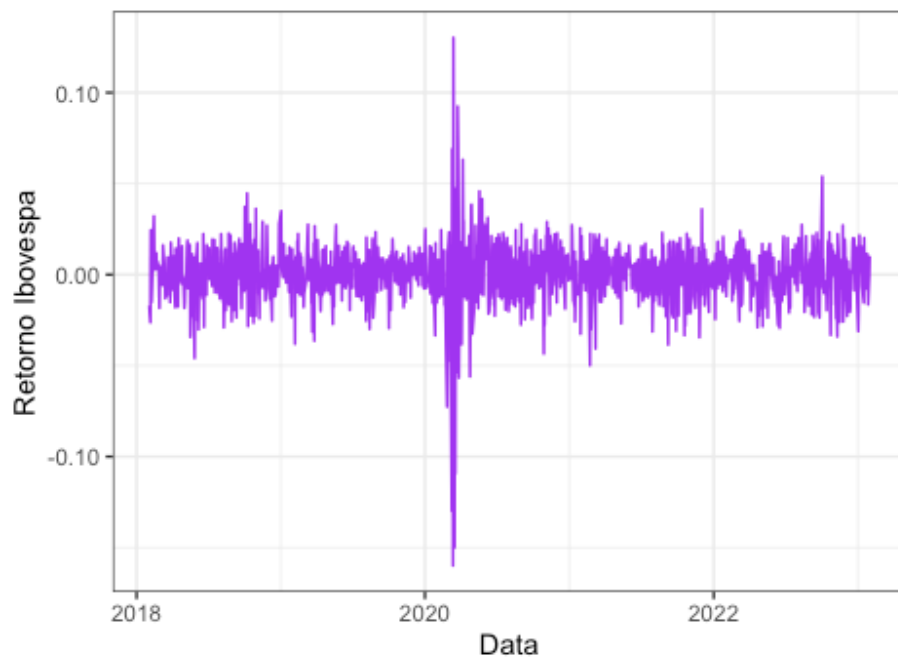


Figura 7 - Evolução do Retorno diário do Ibovespa

4 Metodologia

A metodologia deste trabalho foi baseada no estudo de Chkili, Rejeb e Arfaoui (2021), que examinaram o papel do Bitcoin como hedge para mercados islâmicos, adaptando o modelo FIGARCH para capturar a volatilidade de longo prazo. No entanto, diferentemente do estudo original, o presente trabalho realiza duas análises comparativas: entre o Bitcoin (BTC) e o Ibovespa, e entre o Dólar Americano (USD) e o Ibovespa. Ambas as análises foram conduzidas usando o mesmo modelo FIGARCH para garantir a consistência metodológica.

O modelo FIGARCH (Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) é amplamente utilizado para modelar a volatilidade de séries temporais financeiras, como descrito por Baillie & Morana (2009). O FIGARCH estende o modelo GARCH ao permitir a incorporação de componentes de memória de longo prazo na volatilidade, capturando de forma mais realista as dinâmicas de mercados financeiros complexos.

Jiang et al. (2023) apontam que a principal diferença entre o FIGARCH e o GARCH está na possibilidade de coeficientes fracionários no FIGARCH, o que possibilita modelar a memória de longo prazo na volatilidade, enquanto o GARCH assume apenas uma memória de curto prazo.

Para implementar o modelo FIGARCH neste estudo, utilizou-se o pacote 'rmgarch' no software R, versão 4.2.2. O output do modelo incluiu estimativas e erros padrão para os parâmetros de três modelos: o modelo médio, o modelo de variância e o modelo conjunto de correlação condicional dinâmica (DCC), levando em conta duas séries temporais: o retorno do BTC e do Ibovespa, e o retorno do USD e do Ibovespa.

O retorno diário foi calculado como a diferença entre o logaritmo natural dos preços consecutivos de cada ativo, conforme sugerido por Mensi et al. (2019), Guesmi et al. (2019) e Chkili et al. (2014).

4.1 Equação do Modelo Médio

O modelo médio especificado no código é um modelo AR(1) com uma opção ARFIMA:

$$(1 - L)^{d_i} * y_i[t] = \mu_i - \phi_i * y_i[t - 1] + \varepsilon[t]$$

Onde:

- $y_i[t]$ representa o valor da série temporal y_i no tempo t.
- μ_i é o intercepto da série temporal y_i
- ϕ_i é o coeficiente autorregressivo da componente AR(1), representando o impacto do valor “desfasado” em um tempo $y_i[t - 1]$ no valor atual $y_i[t]$.
- $\varepsilon[t]$ é o termo de erro no tempo t, que representa variações aleatórias na série temporal.
- $(1 - L) * d_i$ representa o operador “fracional”, onde L é o operador “lag” (“delta”)

Essa equação foi aplicada tanto para o BTC x Ibovespa quanto para o USD x Ibovespa.

É importante notar que a equação fornecida assume um modelo ARFIMA estacionário. A condição de estacionariedade para um modelo ARFIMA requer que o parâmetro diferencial d esteja dentro do intervalo (-0.5, 0.5). Se d estiver fora dessa faixa, o modelo pode apresentar comportamento não estacionário ou explosivo.

4.2 Equação do modelo de variância

O modelo de variância especificado no código é um modelo sGARCH(1,1,1) (padrão GARCH):

$$\sigma_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i * |\varepsilon_{\{i,t-1\}}| + \beta_i * \sigma_{i,t-1}^2 + \gamma_i * (|\varepsilon_{\{i,t-1\}}| - E[|\varepsilon_{\{i,t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{\{i,t-1\}}| + E[|\varepsilon_{\{i,t-1\}}|])$$

Nesta equação:

- $\sigma_{i,t}^2$ representa a variância condicional do modelo FIGARCH no tempo t para a série temporal y_i .
- $\varepsilon_{\{i,t-1\}}$ denota os resíduos padronizados na série temporal y_i no tempo t-1.
- ω_i é o intercepto ou termo constante na variância de y_i (“ômega”)
- α_i é o coeficiente ARCH, que captura o impacto dos resíduos quadrados desfasados na variância condicional de y_i (“alpha”).

- β_i é o coeficiente GARCH, que representa o impacto da variância condicional desfasada na variância condicional atual de y_i (“beta”).
- γ_i é o coeficiente FIGARCH, que captura o impacto do desvio dos resíduos absolutos desfasados de seu valor esperado na variância condicional de y_i (“delta”)

Sendo para o BTC:

$$\sigma_{BTC,t}^2 = 0.00023 + 0.21543 * |\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| + 0.77435 * \sigma_{BTC,t-1}^2 + 2.7344 * (|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}|])$$

para USD:

$$\sigma_{USD,t}^2 = 0.0712 + 0.0554 * |\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| + 0.9923 * \sigma_{USD,t-1}^2 + 0.0588 * (|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}|])$$

Para Ibovespa, com comparação com o BTC:

$$\sigma_{Ibovespa,t}^2 = 0.0005 + 0.05 * |\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + 0.90 * \sigma_{Ibovespa,t-1}^2 + 0.10 * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|])$$

E para Ibovespa, com comparação com o USD:

$$\sigma_{Ibovespa,t}^2 = 0.1950 + (-0.1101) * |\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + 0.9768 * \sigma_{Ibovespa,t-1}^2 + 0.1988 * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|])$$

4.3 “DCC Joint Model Equation”

A equação do modelo DCC(1,1) utilizada neste estudo para comparar os ativos BTC x Ibovespa e USD x Ibovespa é representada pelos parâmetros $dcca$, $dccb$ e $dccg$, que indicam a correlação condicional dinâmica entre os retornos dos ativos. A equação segue o seguinte formato:

$$\rho_{i,j,t} = a + b * \rho_{i,j,t-1} + g * (\varepsilon_{i,t-1} * \varepsilon_{j,t-1} - E[\varepsilon_{i,t-1} * \varepsilon_{j,t-1}])$$

Nesta equação:

- $\rho_{i,j,t}$ representa a correlação condicional entre os ativos i e j (no caso, BTC e Ibovespa ou USD e Ibovespa) no tempo t ;
- a é o parâmetro que captura o impacto da correlação condicional defasada na correlação condicional atual ("**Jointdcca1**");
- b é o parâmetro que captura a persistência da correlação condicional ao longo do tempo ("**Jointdccb1**");
- g é o parâmetro que captura o impacto do desvio dos resíduos padronizados defasados $(\varepsilon_{i,t-1} * \varepsilon_{j,t-1})$ de seu valor esperado na correlação condicional ("**Jointdccg1**").

A equação para o par BTC x Ibovespa com os coeficientes estimados é descrita como:

$$\begin{aligned} \rho_{BTC,Ibovespa,t} &= 0.024335 + 0.956619 * \rho_{BTC,Ibovespa,t-1} + 0.010084 \\ &* (\varepsilon_{BTC,t-1} * \varepsilon_{Ibovespa,t-1} - E[\varepsilon_{BTC,t-1} * \varepsilon_{Ibovespa,t-1}]) \end{aligned}$$

Para o par USD x Ibovespa, a equação estimada é:

$$\begin{aligned} \rho_{USD,Ibovespa,t} &= 0.018182 + 0.9596 * \rho_{USD,Ibovespa,t-1} + 0.000995 \\ &* (\varepsilon_{USD,t-1} * \varepsilon_{Ibovespa,t-1} - E[\varepsilon_{USD,t-1} * \varepsilon_{Ibovespa,t-1}]) \end{aligned}$$

5 Resultados

A tabela a seguir apresenta estatísticas descritivas e testes preliminares para os retornos do BTC e do Ibovespa, bem como para o USD e o Ibovespa. Conforme demonstrado, o Bitcoin apresenta maior volatilidade em comparação ao Ibovespa, enquanto o USD apresenta menor volatilidade em relação ao Ibovespa. A Tabela 2 fornece uma visão geral dos principais indicadores, como média, desvio padrão (DP), skewness (assimetria), kurtosis e resultados de testes estatísticos.

Os testes de Jarque-Bera (JB) indicam a rejeição da hipótese nula de normalidade para todas as séries. Além disso, os testes Ljung-Box, Q(5) e Q(10), revelam a presença de correlação em série e efeitos ARCH, justificando o uso de modelos GARCH para capturar a volatilidade condicional.

Testes de raiz unitária também foram realizados para verificar a estacionariedade das séries. Tanto os testes ADF (Dickey & Fuller, 1979) quanto PP (Phillips & Perron, 1988) rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária, confirmando que ambas as séries são estacionárias e adequadas para modelagem empírica.

Na Tabela 2 mostra as estatísticas e testes preliminares atualizados para o BTC, USD e Ibovespa:

	USD	BTC	Ibovespa
Média (%)	0,03803	0.0117	0,02282
DP (%)	1,09148	4.34934	1,7297
skewness	-0.1147	-0.765166	-1.364397
kurtosis	0.8799	8.202372	17.499279
Q(5)	17.40*	11.15*	44.17*
Q(10)	22.34**	16.11*	98.58*
JB	43.26*	3609.82*	16254.12*
ADF	-9.89**	-9.44**	-8.83**
PP	-1314.82**	-1354.75**	-1536.93**

*Significante a 1%; **Significante a 5%; ***Significante a 10%

Tabela 2 - Estatísticas e testes preliminares

Além disso, foi analisado a presença de propriedades de memória de longo prazo nos mercados em questão. Utilizamos o teste GPH sugerido por Geweke and Porter-Hudak (1983), aplicado aos quadrados dos retornos e aos retornos absolutos. A Tabela 3 apresenta os valores calculados para várias larguras de banda e seus desvios padrão. Os resultados indicam significância estatística ao nível de 1%, sugerindo a presença de memória de longo prazo tanto para o BTC quanto para o USD em relação ao Ibovespa.

Portanto, rejeita-se a hipótese nula de ausência de memória de longo prazo e aceita-se a hipótese alternativa de presença de memória de longo prazo para os ativos analisados. Diante disso, foi escolhido incorporar essa característica na análise usando o modelo multivariado DCC-FIGARCH para descrever a variação temporal entre o Bitcoin e o Dólar, em relação ao Ibovespa.

Índice	Tipo	0.5	0.6	0.7
USD	abs	1.01 (0.123)	1.055 (0.074)	1.011 (0.052)
	x ²	0.99 (0.115)	1.067 (0.075)	0.988 (0.048)
BTC	abs	1.173 (0.112)	1.034 (0.072)	1.109 (0.064)
	x ²	1.043 (0.140)	0.995 (0.081)	1.000 (0.052)
Ibovespa	abs	1.013 (0.129)	1.058 (0.096)	1.032 (0.060)
	x ²	1.047 (0.128)	1.054 (0.091)	1.018 (0.055)

Tabela 3 - Valores estimados pelo teste GPH para diferentes larguras de banda

Os resultados sugerem a necessidade de incorporar essa característica de memória de longo prazo na análise. Dessa forma, o modelo DCC-FIGARCH foi escolhido para descrever a relação entre os retornos do BTC e do Ibovespa, bem como do USD e do Ibovespa.

As tabelas Tabela 4 e Tabela 5 apresenta os resultados da estimação do modelo DCC-FIGARCH para os retornos de BTC x Ibovespa e USD x Ibovespa, respectivamente. O coeficiente AR(1) revela uma dependência temporal significativa em ambas as séries, sugerindo que os retornos atuais são influenciados por valores passados. Além disso, a equação de variância condicional demonstra que os parâmetros GARCH são estatisticamente significativos para os dois pares, refletindo a importância dos valores passados da volatilidade condicional. No entanto, os parâmetros ARCH mostram maior relevância no caso do USD, indicando que a volatilidade do Dólar é fortemente afetada por choques recentes.

Quanto à equação de variância condicional, os parâmetros ARCH são estatisticamente significativos apenas para o USD, o que sugere que a volatilidade desse ativo está sensível a choques passados. Em contrapartida, os parâmetros GARCH são significativos tanto para o USD quanto para o BTC, reforçando a ideia de que a volatilidade condicional de ambos os ativos é dependente dos valores passados. Esses resultados confirmam a presença de memória de longo prazo na volatilidade, com maior evidência para o USD, como pode ser visto no parâmetro fracionário (d), que é mais expressivo para o Dólar do que para o Bitcoin.

Por fim, o parâmetro (a) da equação de correlação condicional dinâmica (DCC) mostra que a correlação entre os ativos depende de um valor defasado, enquanto o parâmetro (b) reflete a

persistência da correlação ao longo do tempo. A intensidade da correlação é moderada, com o parâmetro (b) sendo altamente significativo, indicando forte persistência na correlação ao longo do tempo. Entretanto, o parâmetro (a) não apresenta significância, sugerindo que o impacto da correlação imediata é fraco, reforçando a ideia de que as flutuações correntes têm uma influência limitada nas correlações observadas.

	BTC	Ibovespa
c(m)	-0.0017 (0.0032)	-0.0012 (0.0004)
AR(1)	-0.0204 (0.1159)	-0.0402 (0.0447)
d	0.0656 (0.1058)	0.0000 (0.0366)
c(v)	-0.3830** (0.1218)	-0.1950*** (0.0255)
ARCH	-0.0497 (0.0609)	-0.1101*** (0.0201)
GARCH	0.9355* (0.0198)	0.9768*** (0.0029)
gamma	0.3060*** (0.0617)	0.1988*** (0.0357)
T-Student	2.7682*** (0.2674)	18.7596** (8.8916)
a	0.0243* (0.0142)	
b	0.9566* (0.0314)	
gamma	0.0101 (0.0151)	
Log L	5735.7680	
AIC	-9.2264	
BIC	-9.1437	

*Significante a 1%; **Significante a 5%; ***Significante a 10%

Tabela 4 - Resultado da estimação do modelo DCC-FIGARCH (BTC x Ibovespa)

	USD	Ibovespa
c(m)	-0.0003 (0.0003)	-0.0012 (0.0004)
AR(1)	-0.0799 (0.0535)	-0.0402 (0.0447)
d	0.0124 (0.0329)	0.0000 (0.0366)
c(v)	-0.0712*** (0.0021)	-0.1950*** (0.0255)
ARCH	0.0554*** (0.0131)	-0.1101*** (0.0201)
GARCH	0.9923*** (0.0000)	0.9768*** (0.0029)
gamma	0.0588*** (0.0055)	0.1988*** (0.0357)
T-Student	12.609*** (4.396)	18.7596** (8.8916)
a	0.0182 (0.0130)	
b	0.9596*** (0.0210)	
gamma	0.0000 (0.0163)	
Log L	7630.829	
AIC	-12.285	
BIC	-12.203	

*Significante a 1%; **Significante a 5%; ***Significante a 10%

Tabela 5 - Resultado da estimação do modelo DCC-FIGARCH (USD x Ibovespa)

As Figuras 8, 9 e 10 mostram a volatilidade condicional ao longo do tempo para ambas as séries. É possível observar fases de alta volatilidade, principalmente em 2020 e início de 2021, bem como no meio de 2022.

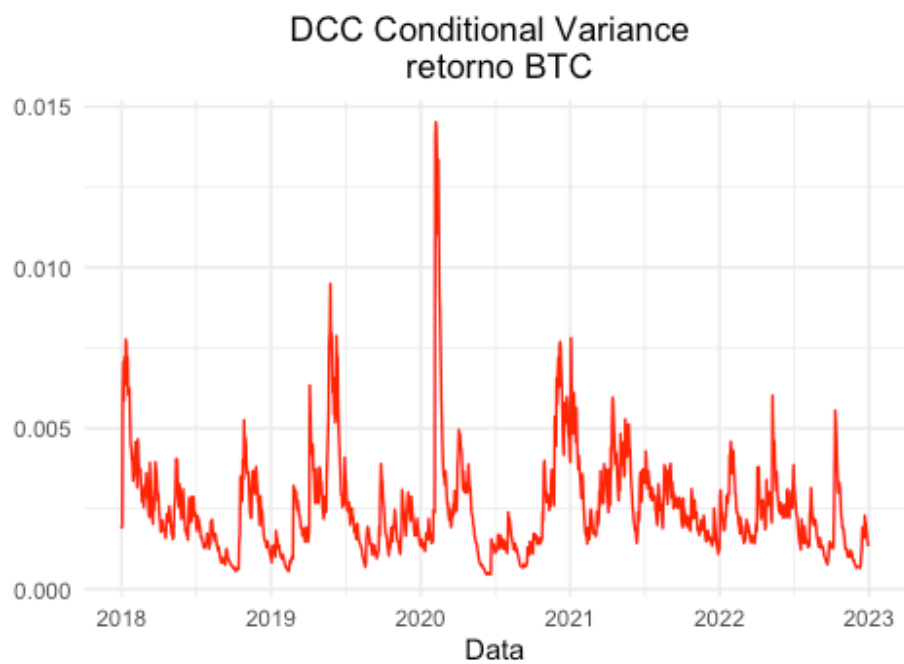


Figura 8 - DCC Conditional Variance – Retorno BTC

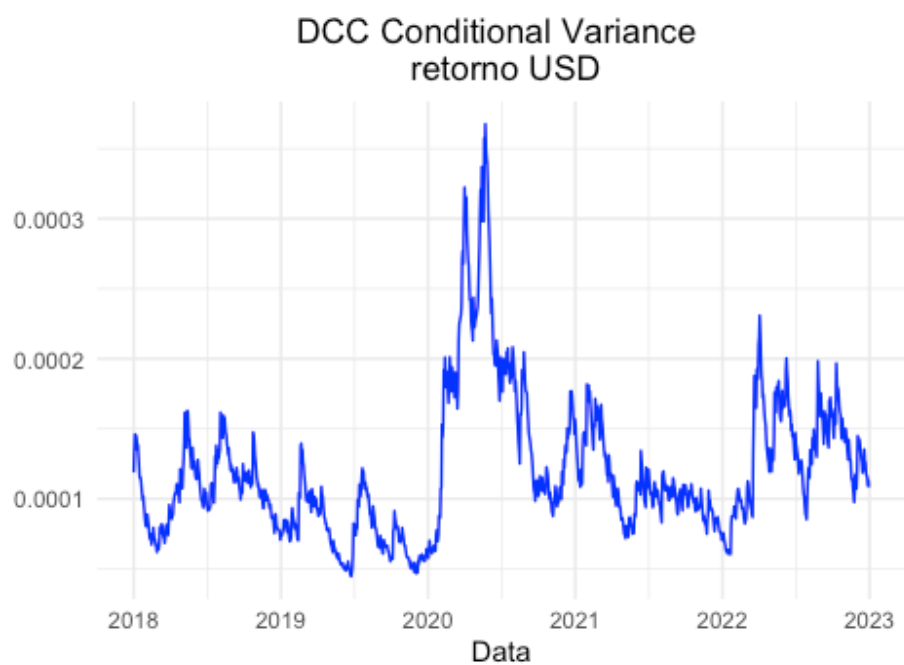


Figura 9 - DCC Conditional Variance – Retorno USD

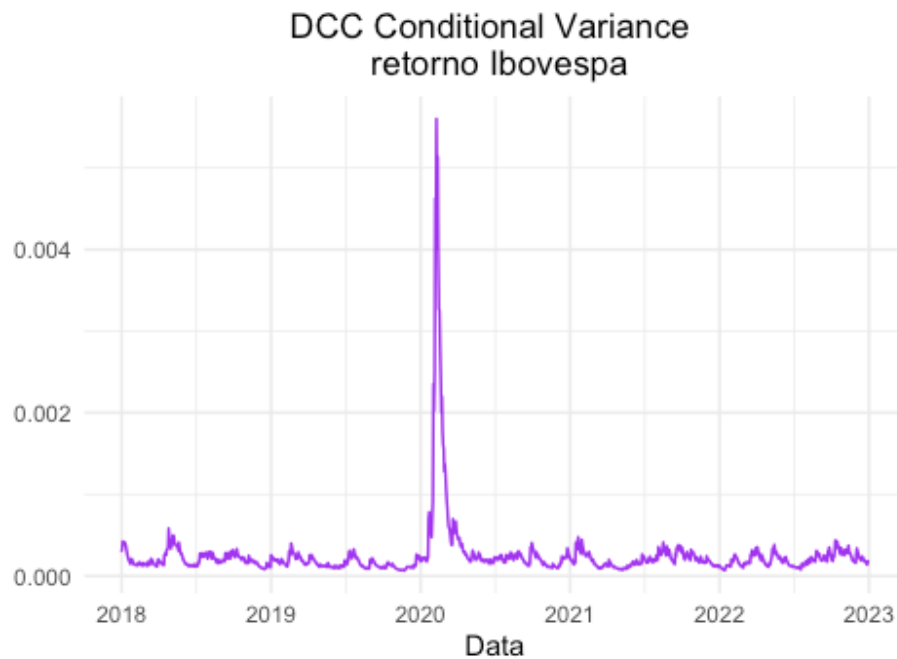


Figura 10 - DCC Conditional Variance – Retorno Ibovespa

A covariância condicional entre os retornos do Dólar e do Ibovespa, assim como entre os retornos do Bitcoin e do Ibovespa, foi avaliada ao longo do período analisado. Observou-se uma alternância entre picos e vales nessas covariâncias, indicando variações significativas nas correlações ao longo do tempo. No final de 2021, houve um aumento notável na covariância condicional entre o USD e o Ibovespa, sugerindo maior comovimento entre esses dois ativos nesse período. De forma similar, a covariância condicional entre o BTC e o Ibovespa também apresentou variações, refletindo momentos de maior interdependência entre os retornos.

No entanto, a média geral das covariâncias condicionais se manteve próxima de zero para ambas as análises (USD x Ibovespa e BTC x Ibovespa), indicando que, apesar das flutuações momentâneas, não houve uma correlação sustentada entre os retornos desses ativos no longo prazo. Para o par USD x Ibovespa, a média da covariância condicional foi de aproximadamente 0.0000041, com desvio padrão de 0.00002, e para o par BTC x Ibovespa os valores seguiram um comportamento semelhante.

A Figura 11 ilustra a covariância condicional entre os retornos do BTC e do Ibovespa, enquanto a Figura 12 apresenta a covariância condicional entre os retornos do USD e do Ibovespa.

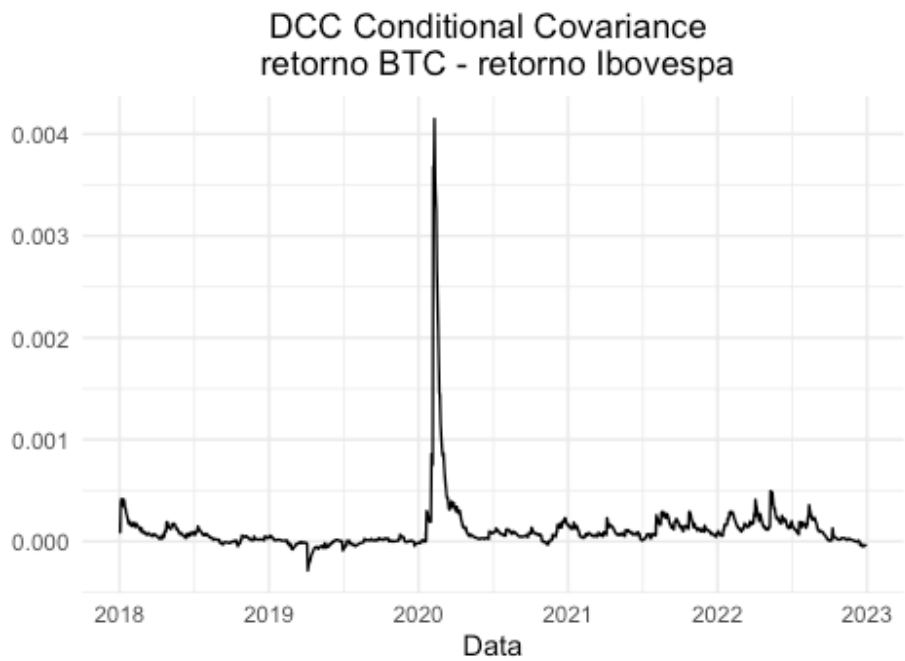


Figura 11 - DCC Conditional Covariance – Retorno BTC e Retorno Ibovespa

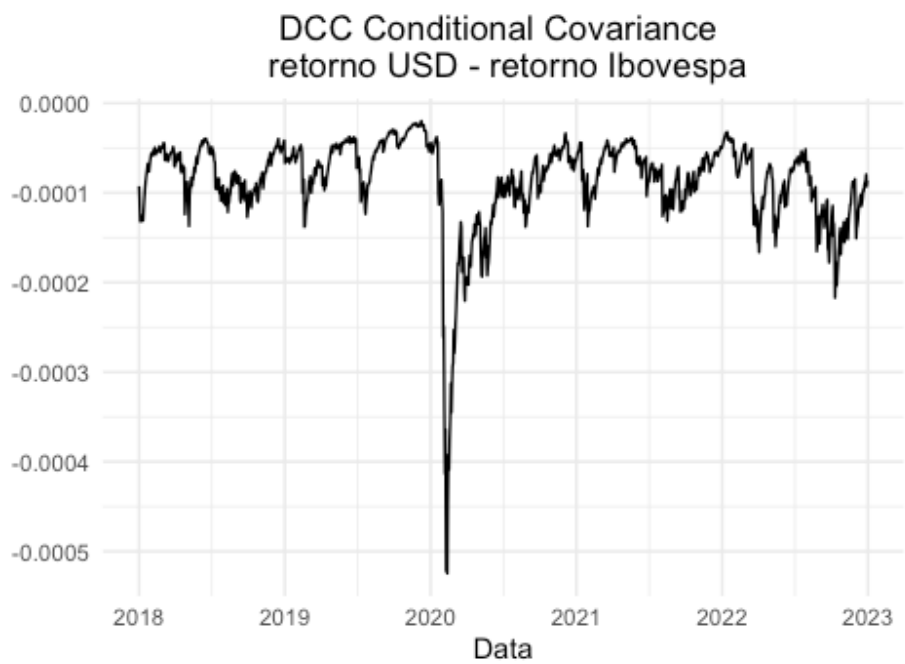


Figura 12 - DCC Conditional Covariance – Retorno USD e Retorno Ibovespa

5.1 Resultados das equações

Com base nas estimativas obtidas, as equações do modelo médio e da variância condicional foram ajustadas para as comparações entre BTC x Ibovespa e USD x Ibovespa.

Substituindo os parâmetros nas estimativas obtidas, temos para o BTC e o Ibovespa:

$$(1 - L)^{0.9999997647} * y_{BTC}[t] = -0.0014 - 0.0568 * y_{BTC}[t - 1] + \varepsilon[t]$$

$$(1 - L)^{0.95} * y_{Ibovespa}[t] = -0.0005 - 0.06 * y_{Ibovespa}[t - 1] + \varepsilon[t]$$

Para USD e Ibovespa:

$$(1 - L)^{0.0124} * y_{USD}[t] = -0.0003 - 0.0799 * y_{USD}[t - 1] + \varepsilon[t]$$

$$(1 - L)^{0.0115} * y_{Ibovespa}[t] = -0.0012 - 0.0402 * y_{Ibovespa}[t - 1] + \varepsilon[t]$$

Para a equação do modelo de variância forma observadas para BTC e Ibovespa:

$$\sigma_{BTC,t}^2 = 0.0002 + 0.2154 * |\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| + 0.7781 * \sigma_{BTC,t-1}^2 + 0.9999997647 * (|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{BTC,\{t-1\}}|])$$

$$\sigma_{Ibovespa,t}^2 = -0.194956 + (-0.110073) * |\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + 0.976822 * \sigma_{Ibovespa,t-1}^2 + 0.198827 * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|])$$

Para o USD e o Ibovespa, a variância condicional foi estimada da seguinte forma:

$$\sigma_{USD,t}^2 = -0.0712 + 0.0554 * |\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| + 0.9923 * \sigma_{USD,t-1}^2 + 0.0588 * (|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{USD,\{t-1\}}|])$$

$$\sigma_{Ibovespa,t}^2 = -0.194956 + (-0.110073) * |\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + 0.976822 * \sigma_{Ibovespa,t-1}^2 + 0.198827 * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| - E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|]) * (|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}| + E[|\varepsilon_{Ibovespa,\{t-1\}}|])$$

E por último, na equação de correlação condicional dinâmica (DCC), a correlação condicional entre o retorno do BTC e o Ibovespa, assim como entre o USD e o Ibovespa, foi modelada da seguinte forma:

- Para BTC x Ibovespa:

$$\rho_{\{BTC,Ibovespa,t\}} = 0.024335 + 0.956619 * \rho_{\{BTC,Ibovespa,t-1\}} + 0.010084 * (\varepsilon_{\{BTC,t-1\}} * \varepsilon_{\{Ibovespa,t-1\}} - E[\varepsilon_{\{BTC,t-1\}} * \varepsilon_{\{Ibovespa,t-1\}}])$$

- Para USD x Ibovespa:

$$\begin{aligned} \rho_{\{USD,Ibovespa,t\}} &= 0.0182 + 0.9596 * \rho_{\{USD,Ibovespa,t-1\}} + 0.0101 * (\varepsilon_{\{USD,t-1\}} \\ &* \varepsilon_{\{Ibovespa,t-1\}} - E[\varepsilon_{\{USD,t-1\}} * \varepsilon_{\{Ibovespa,t-1\}}]) \end{aligned}$$

6 Conclusões e sugestões para futuros estudos

Este estudo contribui para a compreensão da dinâmica dos retornos e da volatilidade condicional dos ativos Bitcoin (BTC), Dólar Americano (USD) e Ibovespa no contexto do mercado financeiro brasileiro. A análise DCC-FIGARCH revelou insights importantes sobre as características desses ativos, suas interações e a persistência da volatilidade no longo prazo.

Os resultados mostraram que o Bitcoin apresenta uma volatilidade mais elevada em relação ao Ibovespa, enquanto o Dólar, apesar de menor volatilidade, também demonstrou comportamentos complexos. A presença de memória de longo prazo nas séries indica que tanto o Bitcoin quanto o Dólar têm volatilidades influenciadas por eventos passados, o que confirma a relevância do uso de modelos como o FIGARCH para análise desses ativos.

A modelagem da correlação condicional dinâmica (DCC) entre o BTC e o Ibovespa, bem como entre o USD e o Ibovespa, revelou uma baixa intensidade de correlação ao longo do tempo. Isso indica que, apesar das flutuações momentâneas, não há uma relação sustentada no longo prazo entre os retornos desses ativos e o Ibovespa. A covariância condicional também se manteve próxima de zero, o que sugere que o BTC e o USD não atuaram de forma eficaz como ativos de proteção (hedge) frente às flutuações do índice brasileiro, especialmente em períodos de maior incerteza, como durante a pandemia de COVID-19.

Em resumo, o parâmetro de diferença fracionária (d) estimado foi mais expressivo para o Dólar em comparação ao Bitcoin, destacando as diferenças dinâmicas entre os dois ativos. O Dólar apresentou uma memória de longo prazo mais forte, o que pode ser atribuído à sua posição consolidada no cenário econômico global e à sua importância como moeda de reserva internacional. Em contrapartida, a volatilidade do Bitcoin foi notável, refletindo as características únicas desse ativo no mercado, que possui uma dinâmica diferenciada em relação a moedas fiduciárias tradicionais.

Embora este estudo tenha focado nas relações entre o Bitcoin, o Dólar e o Ibovespa no mercado financeiro brasileiro, futuras pesquisas poderiam se concentrar em uma análise mais detalhada de outros índices e classes de ativos, como commodities agrícolas (por exemplo, soja ou petróleo), criptomoedas emergentes, títulos públicos e de renda fixa, assim como ativos relacionados a mercados de carbono. Seria interessante expandir a análise para outros mercados financeiros globais e comparar o comportamento do Bitcoin em diferentes contextos econômicos e setoriais. A eficácia do Bitcoin como estratégia de proteção (hedge) para ativos de energia ou investimentos relacionados a tecnologias verdes, como ações de empresas de energias renováveis, também poderia ser investigada em futuros estudos.

7 Referências Bibliográficas

Aggarwal, A., Gupta, I., Garg, N., & Goel, A. (2019). Deep learning approach to determine the impact of socio economic factors on bitcoin price prediction. In 2019 twelfth international conference on contemporary computing (IC3) (pp. 1-5). IEEE.

Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., Lucey, B. M., & Sensoy, A. (2021). Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID-19 crisis?. *Economic Modelling*, 102, 105588.

Alzahrani, S., & Daim, T. U. (2019) Analysis of the cryptocurrency adoption decision: Literature review. In 2019 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET) (pp. 1-11). IEEE.

Ammous, S., & D'Andrea, F. A. M. C. (2022). Hard Money and Time Preference: a Bitcoin perspective. *MISES: Interdisciplinary Journal of Philosophy, Law and Economics*, 10.

Antonakakis, N. (2012). Exchange return co-movements and volatility spillovers before and after the introduction of euro. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(5), 1091-1109.

Aujla, G. S., Singh, M., Bose, A., Kumar, N., Han, G., & Buyya, R. (2020). Blocksdn: Blockchain-as-a-service for software defined networking in smart city applications. *IEEE Network*, 34(2), 83-91.

Baillie, R. T., & Morana, C. (2009). Modeling long memory and structural breaks in conditional variances: An adaptive FIGARCH approach. *Journal of Econometric Dynamics and Control*, 33, 1577-1592.

Będowska-Sójka, B., & Kliber, A. (2021). Is there one safe-haven for various turbulences? The evidence from gold, Bitcoin and Ether. *The North American Journal of Economics and Finance*, 56, 101390.

Bentes, S. R. (2016). Long memory volatility of gold price returns: how strong is the evidence from distinct economic cycles?. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 443, 149-160.

Białkowski, J., Bohl, M. T., Stephan, P. M., & Wisniewski, T. P. (2015). The gold price in times of crisis. *International Review of Financial Analysis*, 41, 329-339.

Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.

- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?. *Finance Research Letters*, 20, 192-198.
- Bouri, E., Shahzad, S. J. H., Roubaud, D., Kristoufek, L., & Lucey, B. (2020). Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: New insight through wavelet analysis. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 77, 156-164.
- Campa, J. M., Chang, P. K., & Refalo, J. F. (2002). An options-based analysis of emerging market exchange rate expectations: Brazil's Real Plan, 1994–1999. *Journal of Development Economics*, 69(1), 227-253.
- Chaim, P., & Laurini, M. P. (2018). Volatility and return jumps in bitcoin. *Economics Letters*, 173, 158-163.
- Cheema, M. A., Faff, R., & Szulczyk, K. R. (2022). The 2008 global financial crisis and COVID-19 pandemic: How safe are the safe haven assets?. *International Review of Financial Analysis*, 83, 102316.
- Chemkha, R., BenSaïda, A., Ghorbel, A., & Tayachi, T. (2021). Hedge and safe haven properties during COVID-19: Evidence from Bitcoin and gold. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 82, 71-85.
- Chkili, W. (2021). Modeling Bitcoin price volatility: long memory vs Markov switching. *Eurasian Economic Review*, 11(3), 433-448.
- Chkili, W., Hammoudeh, S., & Nguyen, D. K. (2014). Volatility forecasting and risk management for commodity markets in the presence of asymmetry and long memory. *Energy Economics*, 41, 1-18.
- Chkili, W., Rejeb, A. B., & Arfaoui, M. (2021). Does bitcoin provide hedge to Islamic stock markets for pre-and during COVID-19 outbreak? A comparative analysis with gold. *Resources Policy*, 74, 102407.
- Chohan, U. W. (2017). A history of bitcoin. Obtido em 10/03/2021, em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3047875>.
- Chohan, U. W. (2021). Cryptocurrencies and hyperinflation. *Critical Blockchain Research Initiative (CBRI) Working Papers*.
- Chortane, S. G., & Pandey, D. K. (2022). Does the Russia-Ukraine war lead to currency asymmetries? A US dollar tale. *The Journal of Economic Asymmetries*, 26, e00265.

Cifuentes, A. F. (2019). Bitcoin in troubled economies: the potential of cryptocurrencies in Argentina and Venezuela. *Latin American Law Review*, 3(3), 99-116.

Conlon, T., Lucey, B. M., & Uddin, G. S. (2018). Is gold a hedge against inflation? A wavelet time-scale perspective. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 51(2), 317-345.

Conrad, C., Custovic, A., & Ghysels, E. (2018). Long-and short-term cryptocurrency volatility components: A GARCH-MIDAS analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 23.

Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B., Meegan, A., & Yarovaya, L. (2020). Cryptocurrency reaction to fomc announcements: Evidence of heterogeneity based on blockchain stack position. *Journal of Financial Stability*, 46, 100706.

Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28-34.

Dantas, M. (2020). Comportamento da bolsa de valores no Brasil diante das crises globais de 2008 e 2020.

de Oliveira, B. B., & Tófoli, P. V. (2020). O impacto das intervenções cambiais sobre a volatilidade da taxa de câmbio Real-Dólar 1. *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, 20(1), 5-20.

Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root". *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427-431.

Dimpfl, T., & Peter, F. J. (2021). Nothing but noise? Price discovery across cryptocurrency exchanges. *Journal of Financial Markets*, 54, 100584.

Diniz, E., Siqueira, E., & De Albuquerque, J. P. (2019). A adoção de tecnologias disruptivas no mercado financeiro brasileiro: Bitcoin e blockchain. *Revista de Administração Contemporânea*, 23(4), 1-18.

Doshi, H., Kumar, P., & Yerramilli, V. (2018). Uncertainty, capital investment, and risk management. *Management Science*, 64(12), 5769-5786.

Eisl, A., Gasser, S. M., & Weinmayer, K. (2015). Caveat emptor: Does Bitcoin improve portfolio diversification?. Available at SSRN 2408997.

Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica*, 50(4), 987-1007.

- Fajardo, J., Ornelas, J. R. H., & Farias, A. R. D. (2012). Estimating risk aversion, risk-neutral and real-world densities using Brazilian Real currency options. *Economia Aplicada*, 16, 567-577.
- Fang, T., Su, Z., & Yin, L. (2020). Economic fundamentals or investor perceptions? The role of uncertainty in predicting long-term cryptocurrency volatility. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101566.
- Geweke, J., & Porter-Hudak, S. (1983). The estimation and application of long memory time series models. *Journal of time series analysis*, 4(4), 221-238.
- Ghabri, Y., Guesmi, K., & Zantour, A. (2021). Bitcoin and liquidity risk diversification. *Finance Research Letters*, 40, 101679.
- Ghabri, Y., Guesmi, K., & Zantour, A. (2021). Is Bitcoin a hedge or a safe haven for international indices? *Journal of Risk and Financial Management*, 14(4), 1-22.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks". *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437.
- Hu, Y., Wang, S., Tu, G. H., Xiao, L., Xie, T., Lei, X., & Li, C. Y. (2021). Security threats from Bitcoin wallet smartphone applications: Vulnerabilities, attacks, and countermeasures. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Data and Application Security and Privacy* (pp. 89-100).
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). "Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals". *Economics Letters*, 6(3), 255-259.
- Jasem, F. M., Sagheer, A. M., & Awad, A. M. (2021). Enhancement of digital signature algorithm in bitcoin wallet. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(1), 449-457.
- Jiang, S., Li, Y., Wang, S., & Zhao, L. (2022). Blockchain competition: The tradeoff between platform stability and efficiency. *European Journal of Operational Research*, 296(3), 1084-1097.
- Jiang, Z., Mensi, W., & Yoon, S. M. (2023). Risks in Major Cryptocurrency Markets: Modeling the Dual Long Memory Property and Structural Breaks. *Sustainability*, 15(3), 2193.
- Junttila, J., Pesonen, J., & Raatikainen, J. (2018). Commodity market based hedging against stock market risk in times of financial crisis: The case of crude oil and gold. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 56, 255-280.

Kamal, J. B., Wohar, M., & Kamal, K. B. (2022). Do gold, oil, equities, and currencies hedge economic policy uncertainty and geopolitical risks during covid crisis?. *Resources Policy*, 78, 102920.

Kaminska, I., Taylor, S., & Hoyos, C. (2016). Bitcoin and blockchain: the future of money or just hype. Obtido em 10/03/2021, em: < <https://www.ft.com/content/3bea303c-7a7e-11e6-b837-eb4b4333ee43>>.

Kim, C. Y., & Lee, K. (2018, January). Risk management to cryptocurrency exchange and investors guidelines to prevent potential threats. In 2018 international conference on platform technology and service (PlatCon) (pp. 1-6). IEEE.

Kim, J. B., & White, H. (2004). "On more robust estimation of skewness and kurtosis: Simulation and application to the S&P500 index". *Journal of Empirical Finance*, 11(1), 161-170.

Kirman, A. (2010). The economic crisis is a crisis for economic theory. *CESifo Economic Studies*, 56(4), 498-535.

Kliber, A., Marszałek, P., Musiałkowska, I., & Świerczyńska, K. (2019). Bitcoin: Safe haven, hedge or diversifier? Perception of bitcoin in the context of a country's economic situation—A stochastic volatility approach. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 524, 246-257.

Kramarz, F., Martin, J., & Mejean, I. (2020). Volatility in the small and in the large: The lack of diversification in international trade. *Journal of international economics*, 122, 103276.

Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2018). A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis. *Expert Systems with Applications*, 109, 1-11.

Lacerda, K. A., Da Silva Cunha, I., & Nogueira, C. C. (2021). Mineração De Criptomoedas: Estudo Comparativo Pós-Regulamentação Do Bitcoin Com Alternativas Emergentes. *Facit Business and Technology Journal*, 1(24).

Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models". *Biometrika*, 65(2), 297-303.

Macalós, J. P. S. (2023). Can domestic non-deliverable forwards replace the sale of international reserves? An analysis of the Brazilian experience. *Review of International Political Economy*, 30(1), 70-97

- Majdoub, J., Ben Sassi, S., & Bejaoui, A. (2021). Can fiat currencies really hedge Bitcoin? Evidence from dynamic short-term perspective. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 789-816.
- Mensi, W., Hammoudeh, S., Reboredo, J. C., & Nguyen, D. K. (2014). Do global factors impact BRICS stock markets? A quantile regression approach. *Emerging Markets Review*, 19, 1-17.
- Mensi, W., Naeem, M. A., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2022). Dynamic and frequency spillovers between green bonds, oil and G7 stock markets: Implications for risk management. *Economic Analysis and Policy*, 73, 331-344.
- Mensi, W., Rehman, M. U., Al-Yahyaee, K. H., Al-Jarrah, I. M. W., & Kang, S. H. (2019). Time frequency analysis of the commonalities between Bitcoin and major Cryptocurrencies: Portfolio risk management implications. *The North American Journal of Economics and Finance*, 48, 283-294.
- Mora, C., Rollins, R. L., Taladay, K., Kantar, M. B., Chock, M. K., Shimada, M., & Franklin, E. C. (2018). Bitcoin emissions alone could push global warming above 2 C. *Nature Climate Change*, 8(11), 931-933.
- Nakamoto, S. (2009). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized Business Review*, 21260.
- Oliveira, F. N. D., & Plaga, A. (2011). Eficácia das intervenções do Banco Central do Brasil sobre a volatilidade condicional da taxa de câmbio nominal. *Revista brasileira de economia*, 65, 71-92
- Oliveira, G. M. de., & Plaga, A. (2011). A relação entre o dólar e o Ibovespa: Uma análise empírica. *Revista Brasileira de Economia*, 65(3), 243-257.
- Pereira, P. R. M., & Maia, G. P. (2015). Estratégias de hedge para o índice Ibovespa utilizando modelos de cointegração e séries temporais. *Revista Brasileira de Finanças*, 13(1), 1-20.
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). "Testing for a Unit Root in Time Series Regression". *Biometrika*, 75(2), 335-346.
- R Core Team (2021). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL [HTTPS://WWW.R-PROJECT.ORG/](https://www.R-project.org/).
- Rysin, V., & Rysin, M. (2020). The money laundering risk and regulatory challenges for cryptocurrency markets. *Restructuring Management Models-Changes-Development*, ed. Marek Dziura, Andrzej Jaki, Tomasz Rojek, 187-201.

Singh, J., & Michels, J. D. (2018). Blockchain as a service (BaaS): Providers and trust. In 2018 IEEE European Symposium on Security and Privacy Workshops (EuroS&PW) (pp. 67-74). IEEE.

Stroukal, D. (2018). Can Bitcoin become money? Its money functions and the regression theorem. *International Journal of Business and Management*, 6(1), 36-53.

Suratkar, S., Shirole, M., & Bhirud, S. (2020). Cryptocurrency wallet: A review. In 2020 4th international conference on computer, communication and signal processing (ICCCSP) (pp. 1-7). IEEE.

Ulrich, F. (2014). Bitcoin: A Moeda na Era Digital. Instituto Ludwig Von Mises Brasil.

Valadkhani, A., Nguyen, J., & Chiah, M. (2022). When is gold an effective hedge against inflation?. *Resources Policy*, 79, 103009.

Wen, X., & Cheng, H. (2018). Which is the safe haven for emerging stock markets, gold or the US dollar? *Emerging Markets Review*, 35, 69-90.

Wong, W. S., Saerbeck, D., & Delgado Silva, D. (2018). Cryptocurrency: A new investment opportunity? An investigation of the hedging capability of cryptocurrencies and their influence on stock, bond and gold portfolios. *An Investigation of the Hedging Capability of Cryptocurrencies and Their Influence on Stock, Bond and Gold Portfolios* (January 29, 2018).