

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO PAULO
ESCOLA PAULISTA DE POLÍTICA, ECONOMIA E NEGÓCIOS**

BÁRBARA ARAGONI RIBAS

**MOVIMENTO CO-EXPLOSIVO DO BITCOIN COM OUTROS ATIVOS E
VARIÁVEL DE SENTIMENTO**

Osasco

2022

BÁRBARA ARAGONI RIBAS

**MOVIMENTO CO-EXPLOSIVO DO BITCOIN COM OUTROS ATIVOS E
VARIÁVEL DE SENTIMENTO**

**Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
à Universidade Federal de São Paulo como
requisito parcial para obtenção do grau em
Bacharel em Ciências Econômicas.
Orientador: Diogo de Prince Mendonça**

**Osasco
2022**

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Unifesp Osasco e
Departamento de Tecnologia da Informação Unifesp Osasco,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

R482m RIBAS, Barbara Aragoni

Movimento co-explosivo do bitcoin com outros ativos e
variável de sentimento / Barbara Aragoni Ribas. - 2022.

31 f. :il.

Trabalho de conclusão de curso (Ciências Econômicas)
Universidade Federal de São Paulo - Escola Paulista de Política,
Economia e Negócios, Osasco, 2022.

Orientador: Prof. Dr. Diogo de Prince Mendonça.

1. Bitcoin. 2. Índice de stress. 3. Google trends. 4. Longo prazo.
5. Preço eficiente. I. Mendonça, Prof. Dr. Diogo de Prince , II. TCC -
Unifesp/EPPEN. III. Título.

CDD: 332.4

BÁRBARA ARAGONI RIBAS

**MOVIMENTO CO-EXPLOSIVO DO BITCOIN COM OUTROS ATIVOS E
VARIÁVEL DE SENTIMENTO**

**Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
à Universidade Federal de São Paulo como
requisito parcial para obtenção do grau em
Bacharel em Ciências Econômicas.
Orientador: Diogo de Prince Mendonça**

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr. Diogo de Prince Mendonça

Prof. Dr. Veneziano de Castro Araújo

RESUMO

Apesar da presença expressiva no mercado do criptomoedas, seja pelo seu potencial de geração de lucros exorbitantes, seja pela segurança oferecida por uma rede *blockchain*, o Bitcoin será um dos nossos objetos de estudo, assim como seu comportamento no longo prazo e preço eficiente. Nos utilizamos de um modelo Vetor Autorregressivo (VAR) co-explosivo, calculado a partir de outras variáveis, como preço do ouro, S&P500, número de buscas no Google pela palavra "Bitcoin" (Google Trends), Índice de Stress do mercado e o próprio preço eficiente da moeda. Neste sistema, foi observada relação de longo prazo entre o Bitcoin e as demais variáveis, porém com 6 raízes explosivas. Adaptamos o conjunto de ativos e chegamos a um modelo contendo apenas o preço do Bitcoin, Google Trends e o índice de Stress para que houvesse apenas uma raiz explosiva para usar o modelo VAR co-explosivo. A partir da relação de longo prazo, obtemos que em momentos de maior stress, o preço da criptomoeda aumenta de modo que o Bitcoin mais se aproxima de ativo de segurança e há uma maior busca pela palavra "Bitcoin".

Palavras-chave: Bitcoin, índice de Stress, Google Trends, longo prazo, preço eficiente.

ABSTRACT

Despite its significant presence in the cryptocurrency market, either because of its potential to generate exorbitant profits, or for the security offered by a blockchain network, Bitcoin will be one of our objects of study, as well as its long-term behavior and efficient price. We used a co-explosive Autoregressive Vector (VAR) model, calculated from other variables, such as gold price, S&P500, number of Google searches for the word "Bitcoin" (Google Trends), Market Stress Index and the efficient price of money itself. In this system, a long-term relationship was observed between Bitcoin and the other variables, but with 6 explosive roots. We adapt the asset set and arrive at a model containing only the Bitcoin price, Google Trends and the Stress index so that there is only one explosive root to use the co-explosive VAR model. From the long-term relationship, we obtain that in times of greater stress, the price of the cryptocurrency increases so that Bitcoin is closer to a security asset and there is a greater search for the word "Bitcoin".

Keywords: Bitcoin, Stress index, Google Trends, long term, efficient price.

Sumário

1. Introdução	5
2. Revisão da Literatura	6
3. Metodologia	8
4. Dados	9
5. Resultados	12
5.1 Resultados entre as variáveis Bitcoin, Google e Stress	14
6. Conclusão	19

1. Introdução

Inseridas num contexto de descentralização e com baixos custos de transação, as criptomoedas vêm ganhando a atenção de investidores pelo mundo. Apesar da segurança de uma rede *blockchain*, baseada na criptografia, o valor dessas moedas não é atrelado a nenhum ativo tangível de maneira geral, mas em um algoritmo capaz de consolidar as negociações e, assim, definir um preço de mercado baseado na relação entre oferta e demanda.

O preço eficiente pode ser compreendido como uma média que expressa o comportamento do mesmo no longo prazo. Esse comportamento de longo prazo subtrai as oscilações de curto prazo, a presença de *outliers* ou alguma outra disfunção do mercado (KAPAR, OLMO, 2020).

O objetivo do trabalho é investigar como o preço do Bitcoin se comporta no longo prazo considerando a possibilidade de um comportamento explosivo. A ênfase é na possível relação existente com algumas variáveis, ou seja, o preço eficiente do Bitcoin, a partir do teste de cointegração. As variáveis consideradas são o preço do ouro, o índice S&P 500, o índice de buscas no Google por Bitcoin e o índice de stress financeiro do Federal Reserve (FED), que captura o sentimento do mercado. Utilizaremos uma amostra coletada a partir de 04/10/2013, data em que todas as variáveis detinham informações disponíveis, e que vai até 24/09/2021.

O Bitcoin foi escolhido por seu potencial de obter retornos elevados comparados a outros ativos. Para exemplificação, com dados coletados entre 2016 e 2017, dentro do intervalo de um ano, o preço do Bitcoin foi de \$616 para \$4.800, chegando ao final de 2017 a \$19.500 (CORBET, 2018). Agora, utilizando dados de abril de 2021, o Bitcoin detinha cerca de 50% da capitalização do mercado de criptomoedas, tornando nítida sua relevância, principalmente quando comparada a outra moeda digital, como o *Ethereum*, que possuía apenas 14%, segundo o *CoinMarketCap*.

O motivo de encontrar o preço eficiente do Bitcoin é que ele pode ser utilizado pelos investidores em decisões estratégicas de *trade*. Por exemplo, considere uma situação em que exista relação de longo prazo, que seria o preço eficiente do Bitcoin. Um desvio do equilíbrio de longo prazo pode desencadear decisões dos investidores de compra ou de venda, pela crença de que o preço do Bitcoin retornará ao equilíbrio de longo prazo.

O preço do ouro é considerado um ativo seguro sob períodos de turbulência no mercado. Ao mesmo tempo, possui características muito parecidas com as do Bitcoin, como é o caso do hedge, que já foi comprovado durante choques nos preços das ações, com uma reação positiva para ambos os ativos (KAPAR, OLMO, 2020). O índice S&P500 é uma *proxy* de desempenho

de mercado. A busca pela palavra “Bitcoin” mede a atratividade da criptomoeda. Por fim, o índice de medo para captar os sentimentos do mercado pelo índice de stress financeiro do FED. A partir dessas variáveis que o presente trabalho busca estimar o preço eficiente do Bitcoin.

A contribuição do presente trabalho é modelar o movimento co-explosivo juntamente com a cointegração, visando analisar o preço eficiente do Bitcoin. Não foi encontrada na literatura a junção desses dois possíveis comportamentos para criptomoedas, conforme pretendido com o Vetor Autorregressivo (VAR) co-explosivo de Nielsen (2010) e Engsted e Nielsen (2012).

O sistema completo com todas as variáveis utilizadas por Kapar e Olmo (2020) resultou em 6 raízes explosivas, apesar de haver relação de longo prazo com o preço do Bitcoin. Conforme definido por Nielsen (2010), só é possível calcular o VAR co-explosivo em um sistema com apenas 1 raiz explosiva. Testamos possíveis subconjuntos de variáveis que continham relação de longo e, ao mesmo tempo, com um sistema contendo apenas uma raiz acima de 1 e chegamos ao modelo que contempla o preço do Bitcoin, as pesquisas no Google e o índice de Stress. Chegamos à conclusão de que o preço eficiente do Bitcoin guarda relações de longo prazo com o Stress, assim como o Google Trends. Então, um aumento no nível de stress do mercado gera uma procura maior pela palavra “Bitcoin” no Google e, conseqüentemente, do preço eficiente.

Pelos resultados, foi perceptível que o preço do Bitcoin, quando atinge níveis elevados, não responde à relação com o Google e com o índice de Stress. Assim como, quando o Google está acima da condição de equilíbrio, o preço do Bitcoin responde e tende a aumentar até que as pesquisas voltem ao nível da relação de longo prazo, a partir da velocidade de ajuste. Isso nos permite concluir também que a criptomoeda é mais procurada em momentos de conturbação no mercado e, comprovadamente, é vista como um ativo de segurança.

Nossa pesquisa conta com mais seis subseções, além desta introdução. A segunda trará um panorama geral da literatura que utilizamos no decorrer do estudo. A terceira contempla a metodologia que aplicamos, seguida de seu detalhamento. A quarta subseção foi destinada aos esclarecimentos sobre a amostra utilizada. Na quinta, reportamos os resultados das estimações assim como o novo subconjunto de variáveis que foi adotado. A sexta subseção destinamos às considerações finais do trabalho.

2. Revisão da Literatura

Com o crescimento das criptomoedas frente a outras estratégias de investimento, encontramos na literatura trabalhos que se preocuparam em explicar o comportamento das mesmas, sobretudo do Bitcoin. Além dos fatores que determinam o preço desse ativo e, ao mesmo tempo, traçar um estudo sobre seu preço eficiente (KAPAR, OLMO, 2020; KRISTOUFEK, 2015; BOUOUIYOUR, 2014).

Dentre os mais diversos trabalhos voltados ao mercado das criptomoedas, contamos com aqueles que avaliam a relação entre o preço do Bitcoin e as buscas em sites, como *Google* e *Wikipedia*, corroborando que um aumento nas pesquisas sobre a moeda geraria maior atratividade frente aos investidores (KRISTOUFEK, 2013). Outros como Kapar e Olmo (2020) tentam explicar a dinâmica do preço da criptomoeda adicionando outras variáveis como o ouro, que se configura como um ativo de proteção para momentos de conturbação no mercado. De acordo com Corber (2018), a procura pelo ouro aumentou significativamente durante o colapso do Bitcoin em janeiro de 2018. Klein *et al.* (2018) estudou os dois ativos em conjunto e concluiu que seus comportamentos são exatamente contrários em tempos de crise.

Outras variáveis estudadas são os índices de medo e S&P500, em que o primeiro captura o comportamento do mercado, a partir das ações que compõem o segundo. O índice de medo mensura as expectativas dos investidores com base nas negociações dos ativos que compõem o S&P500 e, a partir disso, consegue definir o grau de incerteza global. Kapar e Olmo (2020) comprovam que um aumento no índice S&P500 valoriza o preço do Bitcoin, da mesma forma que uma elevação no valor do ouro ou no índice de medo são seguidos por uma queda no preço da criptomoeda.

Outra perspectiva adotada é se há evidências da presença de bolhas especulativas no preço do Bitcoin. Harvey *et al.* (2016) detectam a presença de bolhas para o Bitcoin no final de 2013, meados de 2016 e 2017, início de 2018 e meados de 2019 a partir dos resultados dos testes SADF e GSADF. Foi no final de 2017 e início de 2018 que a popularidade das criptomoedas se tornou maior, o que resultou em uma valorização repentina e explosiva dos preços do Bitcoin. Cheung *et al.* (2015) comprovam a existência de diversas bolhas de curta duração entre 2011 e 2014, e outras três significativas entre 2011 e 2013, a partir do método de Phillips *et al.* (2011), que se utiliza do teste supremo de *Dickey-Fuller* Aumentado (SADF). Chaim e Laurini (2018) identificam dois períodos de alta volatilidade no mercado de Bitcoin, o primeiro entre 2013 e 2014 e o segundo, em 2017. De acordo com os autores, a criptomoeda apresenta alta volatilidade incondicional e ocasionais movimentos significativos de preços. Os

autores utilizam um modelo de volatilidade estocástica padrão log-normal, seguido por estudos que consideram os saltos aleatórios na volatilidade e retorno.

Uma das possíveis explicações para esses avanços nos níveis de preços pode ser o aumento nas expectativas dos agentes sobre as valorizações futuras, que representa uma característica típica de bolhas racionais com base em Campbell *et al.* (1997). A geração de bolhas especulativas no Bitcoin só é possível devido às excessivas flutuações presenciadas no preço da moeda. Bouoiyour *et al.* (2014) analisam a possibilidade de o Bitcoin ser meramente uma estratégia de negócios ou um investimento de longo prazo. Isso dificulta também a sua materialização como moeda corrente (YERMACK, 2013).

Liu e Tsyvinski (2018) concluem que a relação risco-retorno das criptomoedas é distinta de outros ativos tradicionais, como moedas, ações ou metais preciosos. De acordo com os autores, os retornos das criptomoedas apresentam baixa exposição aos mercados de ações, moedas e commodities, o que pode ser um sinal de influência e fatores específicos nos mercados de moedas digitais. Apesar disso, o trabalho conclui que as criptomoedas tem potencial de afetar diversos setores do lado real da economia, o que gera uma preocupação econômica e social com os mercados de ativos digitais.

Campbell e Shiller (1987), por exemplo, se utilizaram da cointegração entre o preço das ações e os dividendos como conclusão para a ausência de bolhas neste mercado. A ideia dos autores é analisar o comportamento não estacionário na transformação logarítmica da razão de dividendos a partir de testes de raiz unitária. Para o caso de o rendimento dos dividendos ser integrado na ordem um, haveria um forte indício de uma bolha racional.

Há evidências de presença de bolhas explosivas no preço de Bitcoin a partir de testes para detecção de comportamentos explosivos. Esses testes são modificações do teste de raiz unitária de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), em que a hipótese alternativa é o comportamento explosivo – ao invés da estacionariedade. Phillips *et al.* (2011) propõem o teste supremo do Dickey-Fuller Aumentado (SADF) e Phillips *et al.* (2015) apresentam o teste generalizado do supremo do Dickey-Fuller Aumentado (GSADF). A partir desses testes, Cheung *et al.* (2015) identificam uma série de bolhas de curta duração entre 2011 e 2014 e três grandes entre 2011 e 2013, com durações que variam de 66 a 106 dias. Os eventos envolvendo o ataque de hackers, o aumento da popularidade desses ativos e as fortes oscilações nos preços levaram Chaim e Laurini (2018) a concluírem a existência de bolhas neste mercado a partir desses fatores.

Wohar (2020), entretanto, estuda a presença de bolhas especulativas no mercado imobiliário do Reino Unido, por representar um setor importante para a atividade econômica

do país e, ao mesmo tempo, pela motivação de um mercado superaquecido. Esse estudo, então, se torna imprescindível para este segmento, pois permite a identificação dessas bolhas previamente e, de certa forma, reduz significativamente seus riscos para a economia. Nos últimos 20 anos, o mercado de habitação sofreu intensas oscilações nos preços das moradias, que pode ser explicado pela forte e imediata reação aos choques de política monetária, crises financeiras e outros fatores motivados em território nacional e internacional. Fazendo um paralelo com nosso trabalho, o preço dos imóveis no Reino Unido, de certa forma, carrega a característica explosiva do Bitcoin.

O presente trabalho, por sua vez, vai englobar a mesma vertente utilizada por Kapar e Olmo (2020) expondo como o preço do Bitcoin se comporta diante de oscilações em outros ativos no mercado. No entanto, considera-se o comportamento explosivo (se estiver presente) da criptomoeda juntamente com a presença de cointegração. Busca-se trazer uma análise mais completa, por meio do VAR co-explosivo, diferindo da metodologia aplicada anteriormente, baseada em um modelo de Correção de Erros (VECM).

3. Metodologia

A análise econométrica padrão não leva em conta o comportamento explosivo de algumas variáveis, o que pode tornar a identificação de bolhas cada vez mais dificultosa. A relação de cointegração será testada e utilizada no presente trabalho para estimar a relação do preço do Bitcoin com as outras variáveis selecionadas. A ideia de utilizarmos o VAR advém da relação estabelecida entre as variáveis estudadas por Kapar e Olmo (2020). Dessa forma, o preço do Bitcoin, do ouro, o índice S&P, o índice de sentimento e o de medo poderão ser função do seu próprio passado ou da defasagem das demais variáveis. O teste de cointegração de Johansen será aplicado por ser válido na presença de uma raiz explosiva conforme Nielsen (2010). A distribuição assintótica no caso da presença de raiz explosiva é a mesma do teste de cointegração de Johansen padrão. Adicionalmente, iremos modelar o possível comportamento explosivo do preço do Bitcoin a partir do Vetor Autorregressivo (VAR) co-explosivo.

A partir do modelo de Nielsen (2010), será possível estimar o comportamento explosivo do Bitcoin a partir do VAR com as séries em nível, sendo que há a presença de raiz explosiva. O modelo VAR co-explosivo só é possível com uma única raiz explosiva no sistema de forma a evitar quaisquer problemas de inconsistência. Esse modelo é resultado da restrição do modelo cointegrado, conforme definido por Johansen (1995), e suas raízes unitárias e explosivas.

Dessa forma, o modelo VAR de ordem k será:

$$X_t = \mu + \sum_{j=1}^k A_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

no qual X são as variáveis analisadas, μ é o vetor de interceptos, A_j é o vetor de coeficientes para a defasagem j , e ε_t é o vetor de erros aleatórios.

A raiz da equação característica para o modelo (1) indica que as variáveis são estacionárias se todas as raízes estiverem dentro do círculo unitário (cada raiz tiver valor inferior a unidade em módulo). Caso alguma raiz esteja fora do círculo unitário (uma raiz tenha valor superior a unidade em módulo), o modelo VAR não deve ser utilizado para inferência. Nielsen (2010) propõe o modelo VAR co-explosivo caso apenas uma raiz esteja fora do círculo unitário.

O modelo co-explosivo pode ser escrito a partir da restrição do vetor autorregressivo. Teremos um termo estocástico explosivo, com raiz $\rho > 1$, além da cointegração de Nielsen (2010). Então, podemos usar o seguinte modelo na forma de correção de erros:

$$\Delta_1 \Delta_\rho X_t = \mu + \Pi_1 \Delta_\rho X_{t-1} + \Pi_\rho \Delta_1 X_{t-1} + \sum_{j=1}^{k-1} \Phi_j \Delta_1 \Delta_\rho X_{t-j} + \varepsilon_t$$

(2)

no qual μ é a constante, $k-1$ o número máximo de defasagens e Φ_j o vetor dos coeficientes de defasagens da variável dependente. Para o caso de Δ_1 com $\Delta_1 X_t = X_t - X_{t-1}$, temos a representação das variáveis com raiz unitária tornando-se estacionárias, como é o caso do ouro. Para Δ_ρ com $\Delta_\rho X_t = X_t - \rho X_{t-1}$, estacionariza-se o sistema para evitar o comportamento explosivo, como a possibilidade do preço do Bitcoin ser explosivo e ρ é a única raiz explosiva (maior do que a unidade). Π_ρ representa a relação entre as variáveis de maneira explosiva, da mesma forma que Π_1 , a cointegração e pode também ser escrito como $\alpha_1 \beta_1'$, no qual β_1 representa o vetor de cointegração e α_1 o vetor de velocidades de ajuste à relação de cointegração.

Pode-se decompor a matriz Π_ρ pela representação de Granger-Johansen segundo Nielsen (2010) como $\Pi_\rho = \alpha_\rho \beta_\rho'$. O β_ρ representa o vetor co-explosivo e captura o componente explosivo comum nas variáveis. $\beta_\rho' X_{t-1}$ não tem um comportamento explosivo.

Sobre os testes de especificação, Nielsen (2006a, b) apontam para a validade dos testes de autocorrelação no contexto explosivo. Ainda Engsted e Nielsen (2012) consideram válidos os testes de normalidade e de heterocedasticidade. Escolha-se a defasagem da especificação do modelo para buscar garantir a ausência de autocorrelação nos resíduos do modelo conforme Engsted et al. (2016).

4. Dados

A amostra utilizada tem início a partir do ano de 2013, momento em que há dados disponíveis para todas as variáveis estudadas, todas com frequência semanal. O período amostral é de 04/10/2013 a 24/09/2021. Apesar de haver transações com Bitcoin aos sábados, prefere-se ter a sincronização com as demais séries e utilizar um período em comum com as demais variáveis de modo que considera-se o preço do Bitcoin na sexta-feira.

Os dados do preço do ouro em dólares (<https://fred.stlouisfed.org/series/GOLDPMGBD228NLBM>) e o índice de stress financeiro do Federal Reserve Bank de St. Louis foram extraídos dos sites do *Federal Reserve Economic Data* e <https://fred.stlouisfed.org/series/STLFSI2>, respectivamente). A média do índice de stress financeiro é zero que representa condições normais no mercado financeiro, valor acima (abaixo) de zero indicam stress maior (menor) que a média. O volume das buscas no Google pela palavra “Bitcoin” foi obtido por meio do próprio do site do Google Trends (<https://trends.google.com/trends/?geo=US>). Para os dados do índice S&P 500 e para o preço de fechamento do Bitcoin, utilizamos as plataformas do Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/quote/%5EGSPC/history?p=%5EGSPC>) e Coin Desk (<https://www.coindesk.com/price/bitcoin>), respectivamente.

Porém, o Google normaliza o volume das buscas entre 0 e 100, o que depende da hora e do local que é requerido tal volume. Assim, cada vez que é feito o download do Google Trends, temos uma série diferente. Conforme Medeiros e Pires (2021) evidenciam, isso pode levar a mudanças nas séries pela normalização. Assim, de maneira semelhante a Medeiros e Pires (2021), obteve-se 7 séries de Google Trends para a palavra “Bitcoin” de modo a comparar se houve mudanças nas séries. A sugestão de Medeiros e Pires (2021) é comparar os resultados dessa série com a média das séries extraídas individualmente. A Tabela A1 no Apêndice apresenta a correlação entre cada uma das 7 séries do Google Trends. A correlação é elevada entre cada um, com coeficiente de correlação acima de 0,99, diferentemente do obtido por Medeiros e Pires (2021). Além disso, calculou-se a média dessas 7 séries e a Tabela A2 no Apêndice reporta a correlação da média do Google Trends com cada uma das 7 séries. A correlação da média das séries com cada uma das séries individuais é acima de 0,99. A Figura A1 no Apêndice apresenta a série 1 de Google Trends com a médias das 7 séries de Google Trends e não há distinção. Portanto, decide-se utilizar apenas a série 1 de Google Trends como referência.

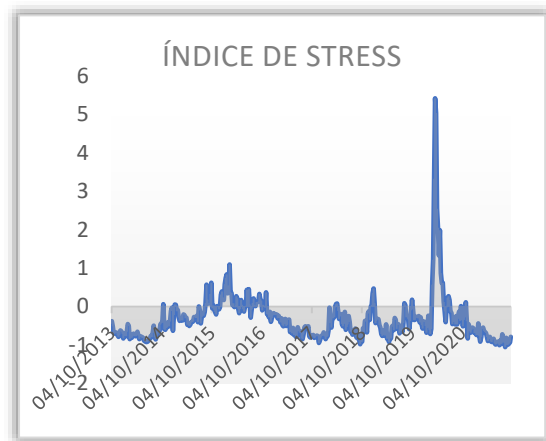
Então, o próximo passo é a inspeção visual de cada uma das séries analisadas no trabalho na Figura 1. Em 2017, há uma elevação do preço do Bitcoin que antecede ao crescimento das buscas por Bitcoin no Google. Inclusive o pico histórico de buscas pela palavra Bitcoin acontece em dezembro de 2017, embora o máximo histórico do preço de Bitcoin tenha acontecido posteriormente.

O preço do ouro apresenta patamares menores ao longo do tempo considerado e apresenta uma elevação a partir de meados de 2019, principalmente a partir de dezembro, para o maior patamar da série na amostra com o aumento da incerteza, a partir da pandemia de covid-19. A elevação da incerteza acabou levando a um aumento no índice de stress financeiro, a partir de fevereiro de 2020 e a uma queda no índice S&P500. O preço do Bitcoin e o Google Trends a respeito de Bitcoin se elevam principalmente a partir do segundo semestre de 2020. O preço do Bitcoin tem uma tendência de elevação cerca de dois meses antes do aumento das buscas por Bitcoin. O pico histórico do preço de Bitcoin, inclusive, ocorre em 2021. Visualmente, as séries do trabalho parecem ser não-estacionárias.

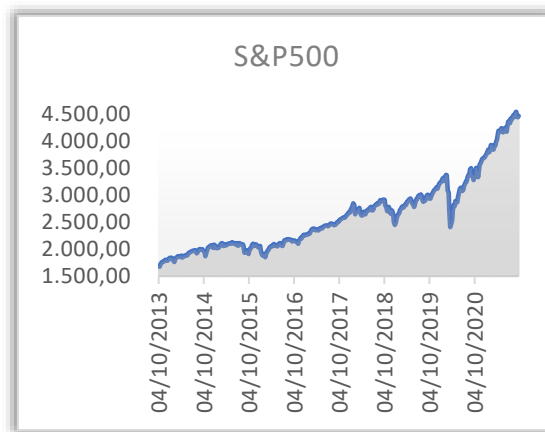
Figura 1 – Comportamento das variáveis a partir de 2013



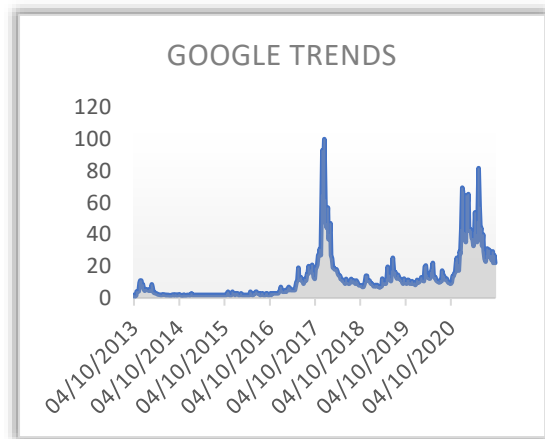
Fonte: Economic Research, 2021



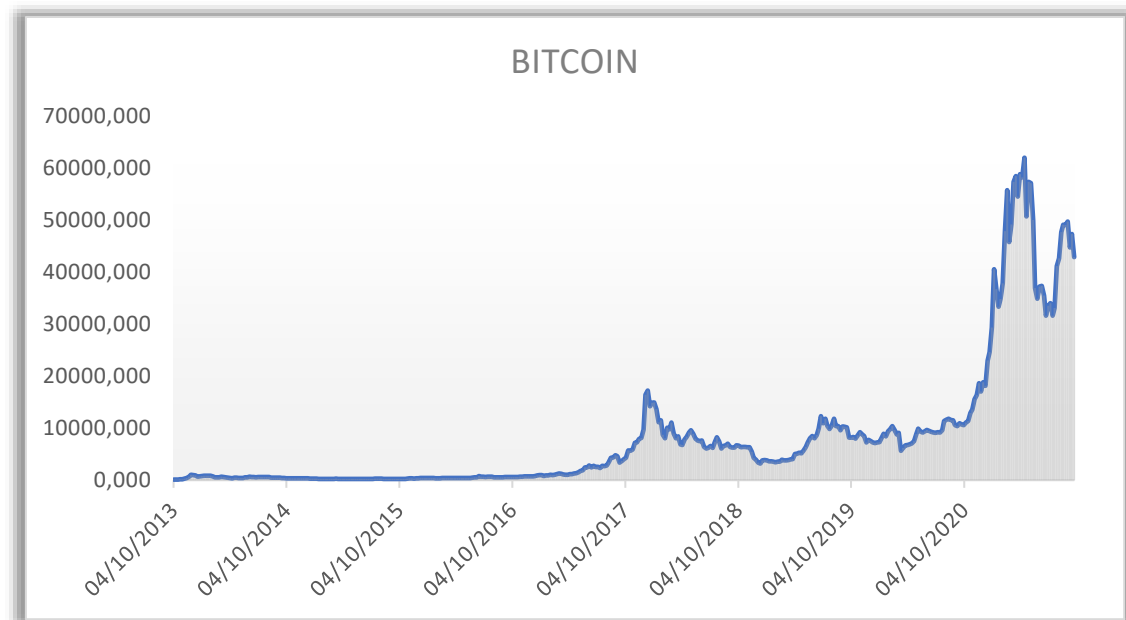
Fonte: Federal Reserve Economic Data, 2021



Fonte: Yahoo Finance, 2021



Fonte: Google Trends, 2021



Fonte: Coin Desk, 2021

5. Resultados

Inicialmente, começa-se analisando a possibilidade de cointegração e definindo a especificação para as variáveis preço do Bitcoin, preço do ouro, índice de stress, Google Trends e índice S&P500. Considera-se a especificação a partir de 5 defasagens pelos dados terem frequência semanal. A Tabela 1 reporta os critérios de informação do VAR em nível para as diferentes defasagens e o teste F para redução das defasagens do modelo VAR em nível, no qual T é o número de observações, p o número de parâmetros, BIC o critério de informação Bayesiano de Schwarz, HQ o critério de Hannan-Quinn, AIC o critério de informação de Akaike. Os critérios de informação não indicam uma melhor defasagem de maneira unânime. O AIC indica 4

defasagens. Mas o teste F indica que é possível reduzir o modelo de 5 para 4 defasagens, mas não de 4 para 3 defasagens, de modo que se estabelece o modelo VAR em nível com 4 defasagens.

Tabela 1 – Critérios de informação para seleção do número de defasagens do modelo e teste F para redução de defasagens com o modelo VAR em nível

Critério de informação					
Modelo	T	p	BIC	HQ	AIC
5 defasagens	412	130	-12,217	-12,984	-13,486
4 defasagens	412	105	-12,515	-13,134	-13,540
3 defasagens	412	80	-12,749	-13,221	-13,530
2 defasagens	412	55	-12,984	-13,309	-13,521
1 defasagem	412	30	-13,044	-13,221	-13,336

Teste para redução do modelo

Modelo inicial	Modelo final		Estatística calculada	p-valor
5 defasagens	4 defasagens	F(25,142)	1,038	[0,411]
4 defasagens	3 defasagens	F(50,174)	1,555	[0,008]

O próximo passo é analisar se as séries apresentam relações de longo prazo. Assim, a Tabela 2 apresenta o resultado do teste de cointegração de Johansen pela estatística do traço para o modelo VAR em nível, com 4 defasagens e com constante irrestrita. Rejeita-se a hipótese nula de que não há relação de longo prazo a 5% de significância estatística. Além disso, não se rejeita a hipótese nula de 1 vetor de longo prazo a 5% pelo p-valor de 0,132. Então, as variáveis apresentam uma relação de longo prazo.

Tabela 2 – Teste de cointegração de Johansen

Constante irrestrita

Posto da Matriz	Estatística do Traço	P-valor
0	94,421	[0,000]
1	43,001	[0,132]
2	18,507	[0,539]
3	79,705	[0,476]
4	15,283	[0,216]

A Tabela 3 reporta os coeficientes da relação de longo prazo e a velocidade de ajuste. Porém, o principal ponto é analisar se é possível redefinir o VAR em um VAR co-explosivo para poder reestimá-lo e poder interpretá-lo. Assim, a Tabela 4 reporta as raízes da equação característica do modelo que são superiores a 1. O modelo com todas as variáveis apresenta seis raízes superiores a 1, indicando um sistema explosivo. Porém, para modelar como um VAR co-explosivo, só pode haver uma raiz superior a 1, conforme Nielsen (2010). A solução foi considerar um subconjunto de variáveis que detenham relação de longo prazo, mas com apenas uma raiz explosiva, dado que não foi possível modelar todas as variáveis como um VAR co-explosivo. A próxima subseção endereça essa solução.

Tabela 3 – Vetores de relação de longo prazo

	α	β
Bitcoin	-0,003	1,000
Google	-0,017	-0,204
Stress	-0,069	2,032
S&P500	0,002	-5,229
Ouro	0,003	-3,047

Tabela 4 – Raízes da equação característica para o sistema que são superiores a 1

Raízes
2,196
2,196
1,518

1,518

1,325

1,025

5.1 Resultados entre as variáveis Bitcoin, Google e Stress

O próximo passo foi considerar um subconjunto de variáveis, no qual Bitcoin e Google apresentavam relação de longo prazo e apenas uma raiz explosiva no sistema, conforme as Tabelas A4 a A7 do Apêndice. Assim, considerou-se qual variável poderia ser adicionada ao sistema de modo que mantivesse apenas uma raiz explosiva no sistema. A única variável possível para manter uma raiz explosiva no sistema foi o índice de Stress.¹ Nesse sentido, o modelo considera as variáveis Bitcoin, Google e Stress.

A Tabela 5 apresenta os valores para os critérios de informação para as defasagens do modelo VAR em nível. O critério AIC indica a presença de 4 defasagens, enquanto os outros critérios recomendam 3 defasagens. Porém, o teste F de redução do modelo rejeita a hipótese nula de que os coeficientes da quarta defasagem sejam conjuntamente iguais a zero a 5% de significância. Assim, escolhe-se permanecer com um modelo contendo 4 defasagens.

Tabela 5 - Critérios de informação para seleção do número de defasagens do modelo e teste F para redução de defasagens com o modelo VAR em nível.

Critério de informação					
Modelo	T	p	SC	HQ	AIC
5 defasagens	412	39	-1,347	-1,577	-1,728
4 defasagens	412	30	-1,455	-1,632	-1,747
3 defasagens	412	21	-1,529	-1,653	-1,734
2 defasagens	412	12	-1,521	-1,592	-1,638
1 defasagem	412	45	-1,247	-1,513	-1,686

Teste para redução do modelo

Modelo inicial	Modelo final	Estatística calculada	p-valor
-----------------------	---------------------	------------------------------	----------------

¹ Qualquer outro caso de adição de variável, como Bitcoin, Google e Ouro por exemplo, levava a pelo menos duas raízes explosivas.

4 defasagens 3 defasagens F(9,973) 2,572 [0,006]

O próximo ponto é analisar se há a presença de relação de cointegração entre as variáveis. Assim, a Tabela 6 reporta os resultados do teste de cointegração de Johansen para o modelo com constante irrestrita ou restrita. Os resultados são semelhantes para ambos os casos. Rejeita-se a hipótese nula de ausência de relação de cointegração entre as variáveis a 5% de significância. Ainda rejeita-se a hipótese nula de 1 relação de longo prazo entre as variáveis a 5% de significância. Mas não se rejeita a hipótese nula de 2 relações de longo prazo entre as variáveis a 5% de significância. Isso indica a presença de 2 relações de cointegração entre as variáveis do modelo.

Tabela 6 - Teste de cointegração de Johansen

Posto da Matriz	Especificação			
	Constante irrestrita		Constante restrita	
	Estatística do Traço	P-valor	Estatística do Traço	P-valor
0	44,362	[0,000]	49,024	[0,001]
1	18,888	[0,013]	23,451	[0,016]
2	0,764	[0,382]	2,507	[0,680]

No sentido de especificar o modelo de maneira adequada, a Tabela 7 revela os valores dos critérios de informação para o modelo com 2 relações de cointegração com constante irrestrita e restrita e o teste F para redução do modelo de constante irrestrita para constante restrita. Os menores valores dos critérios de informação são para a especificação com constante restrita. Além disso, o teste F para redução do modelo com constante irrestrita para constante restrita não rejeita a hipótese nula do coeficiente adicional ser zero de modo que a especificação escolhida será com constante restrita.

Tabela 7 – Critério de informação para o modelo com duas relações de longo prazo com constante irrestrita e restrita e teste F para redução de modelo de constante irrestrita para constante restrita

Modelo	T	p	SC	HQ	AIC
--------	---	---	----	----	-----

Irrestrita	412	38	-1,360	-1,584	-1,731
Restrita	412	37	-1,371	-1,589	-1,732

Teste para redução do modelo

Modelo inicial	Modelo final	Estatística calculada	p-valor
Irrestrita	Restrita	1,743	[0,187]

Para analisar se o modelo está bem especificado, a Tabela 8 reporta as raízes da equação característica para o sistema. Uma raiz tem valor superior a 1 indicando que o sistema é explosivo. Assim, considera-se o modelo VAR co-explosivo para lidar com essa explosão presente no sistema. Com base nessa Tabela, utilizou-se $\hat{\rho} = 1,036$ para calcular $\Delta_{\rho}X_t$, estabilizar o comportamento explosivo do sistema e estimar o modelo VAR co-explosivo conforme Equação (2).

Tabela 8 - Raízes da equação característica para o sistema

Raízes
1,036
0,747
0,656
0,618
0,618
0,584
0,584
0,545
0,545
0,523
0,523
0,116

O próximo passo é analisar as estimativas da Equação (2). A Tabela 9 reporta as estimativas do vetor de coeficientes da relação de longo prazo β_1 e a velocidade de ajuste α_1 . A relação indica que quanto maior o índice de Stress, maior tende a ser o preço de Bitcoin e maior tende a ser o volume de buscas no Google pela palavra Bitcoin. Diferentemente do que foi abordado por

Kapar e Olmo (2020), que chegam à conclusão de que o índice de Stress guarda um efeito negativo sobre o valor fundamental do Bitcoin, enquanto as pesquisas no Google são a única variável que explica a dinâmica de longo prazo da criptomoeda. Então, em um momento de stress financeiro, o preço da criptomoeda aumenta pelo primeiro vetor de cointegração e podemos entender, teoricamente, que o Bitcoin representa um ativo de segurança para o mercado, assim como foi proposto por Adebola, Gil-Alana, Madigu (2019) e Bouri *et al* (2020) e em contraposição ao estudo de Kapar e Olmo (2020). Além disso, o aumento do stress financeiro leva a uma maior elevação percentual no preço de Bitcoin do que nas buscas pela criptomoeda no Google.

Tabela 9 – Coeficientes da relação e dos desvios de longo prazo

	β_1	
	<hr/>	
Bitcoin	1,000	0,000
Google	0,000	1,000
Stress	19,258	10,173
	(3,768)	(1,984)
	α_1	
	<hr/>	
Bitcoin	0,002	0,013
	[0,659]	[0,010]
Google	-0,009	-0,026
	[0,354]	[0,008]
Stress	-0,067	0,004
	[0,000]	[0,765]

Obs.: entre parênteses reporta-se o erro padrão e entre colchetes o p-valor.

No caso da velocidade de ajuste α_1 da relação de longo prazo, o preço do Bitcoin responde aos desvios da relação de longo prazo do segundo vetor a 5% de significância, mas não aos desvios do primeiro vetor de cointegração. Quando o volume de buscas no Google está elevado em

comparação com o que é explicado pelo índice de Stress no segundo vetor de cointegração, o preço do Bitcoin tende a aumentar e o próprio volume de buscas tende a diminuir para retornar ao equilíbrio com base na velocidade de ajuste a 5% de significância. Por fim, o índice de Stress financeiro tende a ajustar para desvios da relação de longo prazo no primeiro vetor de cointegração, a 5% de significância. Quando o preço de Bitcoin está elevado em relação ao equilíbrio representado pelo primeiro vetor de cointegração, o índice de stress tende a reduzir para manter a relação de longo prazo.

Assim, pode-se analisar a matriz Π_ρ da relação entre as variáveis de maneira explosiva. Para testar se apenas a variável de preço de Bitcoin é explosiva, pode-se testar que as variáveis volume de buscas por Bitcoin no Google e índice de stress financeiro são não explosivas considerando $\beta_\rho = (0,1,1)'$, no qual $X_t = (Bitcoin, Google, Stress)'$. A análise dessa possibilidade foi feita estimando o modelo geral e restrito e comparando os critérios de informação e com o teste F de redução de modelos: (i) considerando o modelo geral em que $\beta_\rho = (1,1,1)'$ e (ii) o modelo restrito em que $\beta_\rho = (0,1,1)'$. Segundo a Tabela 10, os critérios de informação apresentam que o modelo considerando $\beta_\rho = (1,1,1)'$ é preferível e que não é possível reduzir de $\beta_\rho = (1,1,1)'$ para $\beta_\rho = (0,1,1)'$ a 5% de significância pelo teste F de redução de modelo. Isso significa que as três variáveis compartilham um comportamento explosivo no sistema.

Tabela 10 – Critério de informação para o modelo e teste F para redução de modelo entre apenas preço de Bitcoin ser explosivo ou todas dividirem comportamento explosivo

Modelo	T	p	SC	HQ	AIC
Todas	412	38	-1,360	-1,584	-1,731
Apenas Bitcoin	412	35	-1.265	-1,472	-1,607

Teste para redução do modelo

Modelo inicial	Modelo final	Estatística calculada	p-valor
Todas	Apenas Bitcoin	57,027	[0,000]

As três variáveis compartilham o comportamento explosivo. Dessa maneira, apresenta-se as estimativas para a matriz α_ρ considerando $\beta_\rho = (1,1,1)'$ na Tabela 11. A variável de stress responde à relação explosiva apenas através do coeficiente estatisticamente significativo a 5% de $Dstress_1$ ($\Delta Stress_{t-1}$). Bitcoin e Google respondem à relação explosiva através de coeficientes estatisticamente significativos a 5% de ambas as variáveis $Dbitcoin_1$ ($\Delta Bitcoin_{t-1}$) e $Dgoogle_1$ ($\Delta Google_{t-1}$).

Tabela 11 – Estimação das duas relações de longo prazo

Equação do Bitcoin		
	Coeficiente	P-valor
Dbitcoin_1	-1,549	0,000
Dgoogle_1	1,251	0,001
Dstress_1	0,006	0,979

Equação do Google		
	Coeficiente	P-valor
Dbitcoin_1	1,546	0,001
Dgoogle_1	-3,552	0,000
Dstress_1	-0,383	0,446

Equação do Stress		
	Coeficiente	P-valor
Dbitcoin_1	-0,422	0,502
Dgoogle_1	-0,042	0,967
Dstress_1	-4,434	0,000

6. Conclusão

Este artigo procura modelar o preço eficiente ou comportamento de longo prazo do Bitcoin por um modelo VAR explicado pelas seguintes variáveis: preço do Ouro, S&P500, buscas no Google pela palavra Bitcoin e o índice de Stress financeiro seguindo Kapar e Olmo (2020). Os

dados são semanais entre 04/10/2013 e 24/09/2021. Caso o sistema seja explosivo, adota-se o modelo VAR co-explosivo de Nielsen (2010) e Engsted e Nielsen (2012).

O sistema com todas as variáveis indicou a presença de relação de longo prazo, e, ao mesmo tempo, um comportamento explosivo com seis raízes explosivas. Como o modelo VAR co-explosivo só permite a presença de uma única raiz explosiva, adotou-se o modelo com as variáveis Bitcoin, Google e Stress porque apresentavam apenas uma raiz acima de 1. Ou seja, testamos subconjuntos das variáveis que tivessem apenas uma única raiz explosiva. Isso levou ao modelo com as variáveis Bitcoin, Google e Stress.

A partir do teste de Johansen, chegamos a dois vetores de longo prazo. As relações de longo prazo indicam que quanto maior o índice de Stress, maior tende a ser o preço de Bitcoin e maior tende a ser o volume de buscas no Google pela palavra Bitcoin. Diferentemente do que foi abordado por Kapar e Olmo (2020) que chegam à conclusão de que o índice de Stress guarda um efeito negativo sobre o valor fundamental do Bitcoin, enquanto as pesquisas no Google são a única variável que explica a dinâmica de longo prazo da criptomoeda. Então, em um momento de stress financeiro, o preço da criptomoeda aumenta pelo primeiro vetor de cointegração e podemos entender, teoricamente, que o Bitcoin representa um ativo de segurança para o mercado. , assim como foi proposto por Adebola, Gil-Alana, Madigu (2019) e Bouri *et al* (2020) e em contraposição ao estudo de Kapar e Olmo (2020). Kapar e Olmo (2020) utilizaram o vetor de correção de erros (VECM) e chegaram a resultados distintos ao do nosso trabalho. Além de não considerarem o movimento explosivo das variáveis, concluem que a única capaz de explicar a dinâmica de longo prazo do Bitcoin é o volume de pesquisas no Google, enquanto os demais ativos financeiros não são significativos para a pesquisa. Kapar e Olmo (2020) também ressaltam que o Bitcoin não pode ser considerado um ativo de segurança já que respeita a tendência do mercado, impulsionado pelo interesse dos investidores e relacionado positivamente com o portfólio de mercado. Além disso, o aumento do stress financeiro leva a uma maior elevação percentual no preço de Bitcoin do que nas buscas pela criptomoeda no Google.

Pelos resultados, vemos que o Bitcoin responde aos desvios de longo prazo apenas do segundo vetor de maneira estatisticamente significativa a 5%. Em uma situação que os preços do Bitcoin estão extremamente elevados, dizemos que ele não responde à relação com o Google e Stress. Da mesma forma que com as buscas no Google acima da relação de equilíbrio, o preço de Bitcoin responde e, conseqüentemente, aumenta até que as pesquisas retornem ao nível da relação de longo prazo a partir da velocidade de ajuste estimada a 5% de significância. Em uma

outra situação de elevação dos preços do Bitcoin acima do equilíbrio, o Stress tende a cair para que a relação de longo prazo se mantenha.

Uma limitação do trabalho não foi conseguir modelar as cinco variáveis conjuntamente conforme Kapar e Olmo (2020) por conta da presença de mais de uma única raiz explosiva no sistema. Porém, o modelo VAR co-explosivo somente permite uma raiz explosiva no sistema. Apesar dessa limitação, foi possível obter uma relação entre três variáveis para o preço eficiente do Bitcoin.

Referências Bibliográficas

ADEBOLA, Solarin; GIL-ALANA, Luis; MADIGU, Godgrey. **GOLD PRICES AND THE CRYPTOCURRENCIES. EVIDENCE OF CONVERGENCE AND COINTEGRATION.** Centre for Globalisation and Sustainability Research, Multimedia University, 75450 Melaka, Malaysia, University of Navarra, Faculty of Economics and NCID, Pamplona, Spain, Strathmore University, Center of Applied Research in Economics, Nairobi, Kenya: Physica A, 2019.

BOUOYOUR, Jamal; SELMI, Refk; TIWARI, Aviral. **IS BITCOIN BUSINESS INCOME OR SPECULATIVE BUBBLE? UNCONDITIONAL VS. CONDITIONAL FREQUENCY DOMAIN ANALYSIS.** CATT, University of Pau, France, ESC, Tunis Business School, Tunisia, IFHE-IBS Hyderabad, India: MPRA Munich Personal RePEc Archive, 2014.

BOURI, Elie et al. **Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: New insight through wavelet analysis.** USEK Business School, Holy Spirit University of Kaslik, Montpellier Business School, Montpellier, France, Center for Energy and Sustainable Development, Montpellier Business School, Faculty of Social Sciences, Institute of Economic Studies, Charles University in Prague, Czech Republic, Trinity Business School, Trinity College Dublin, Dublin 2, Ireland: Quarterly Review of Economics and Finance, 2020.

CHEAH, Eng-Tuck; FRY, John. **Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin.** Sheffield University Management School, Conduit Road, Sheffield S10 1FL, UK: Economics Letters, 2015.

CORBET, Shaen et al. **Cryptocurrencies as a Financial Asset: A systematic analysis**. DCU Business School, Dublin City University, Dublin, Trinity Business School, Trinity College Dublin, Dublin, Southampton Business School, University of Southampton, Anglia Ruskin University - Lord Ashcroft International Business School: International Review of Financial Analysis, 2018

KAPAR, Burcu; OLMO. **An analysis of price discovery between Bitcoin futures and spot markets**. American University in Dubai, University of Southampton: Economics Letters, 2018.

KAPAR, Burcu; OLMO, Jose; **Analysis of Bitcoin prices using market and sentiment variables**. American University in Dubai, Dubai, United Arab Emirates, Department of Economic Analysis, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, Spain, Department of Economics, University of Southampton, Southampton, UK: The World Economy, 2020.

KRISTOUFEK, Ladislav. **BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era**. Institute of Economic Studies, Faculty of Social Sciences, Charles University in Prague, Opletalova 26, 110 00, Prague, Czech Republic, EU, Institute of Information Theory and Automation, Academy of Sciences of the Czech Republic, Pod Vodarenskou Vezi 4, 182 08, Prague, Czech Republic, EU: Scientific Reports, 2013.

MEDEIROS, Marcelo; PIRES, Henrique. **The Proper Use of Google Trends in Forecasting Models**. Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro: 2021.

YAYA, OlaOluwa; OGBONNA, Ahamuefula; OLUBUSOYE, Olusanya. **How persistent and dynamic inter-dependent are pricing of bitcoin to other cryptocurrencies before and after 2017/18 crash?** Economic and Financial Statistics Unit, Department of Statistics, University of Ibadan, Ibadan, Nigeria, Economic and Financial Statistics Unit, Department of Statistics, University of Ibadan, Ibadan, Nigeria & Centre for Econometric and Allied Research, Department of Economics, University of Ibadan, Ibadan, Nigeria, Economic and Financial Statistics Unit, Department of Statistics, University of Ibadan, Ibadan, Nigeria: Physica A, 2019.

Apêndice

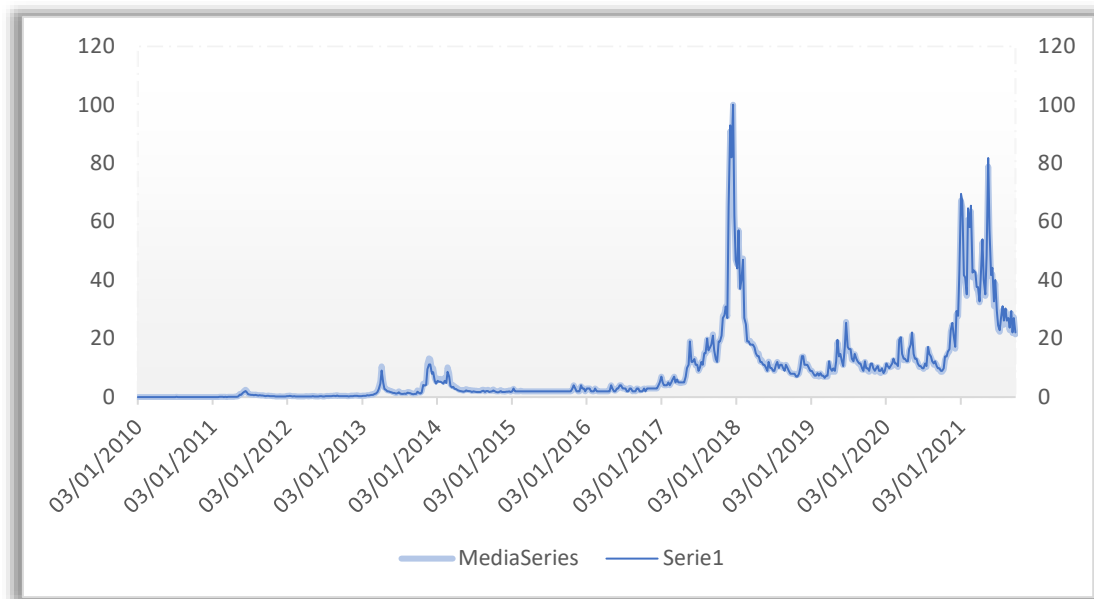
Tabela A1 – Correlação entre as séries extraídas em períodos distintos

	Série 1	Série 2	Série 3	Série 4	Série 5	Série 6	Série 7
Série 1	1	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,995
Série 2	0,999	1	0,999	0,999	1,000	0,999	0,997
Série 3	0,999	0,999	1	0,999	0,999	0,998	0,998
Série 4	0,999	0,999	0,999	1	0,999	0,999	0,994
Série 5	0,999	1,000	0,999	0,999	1	0,999	0,997
Série 6	0,999	0,999	0,998	0,999	0,999	1	0,997
Série 7	0,995	0,997	0,998	0,994	0,997	0,997	1

Tabela A2 – Correlação entre cada uma das séries extraídas com a média das séries entre elas:

Série 1	Série 2	Série 3	Série 4	Série 5	Série 6	Série 7
0,9993	0,9998	0,9996	0,9991	0,9998	0,9994	0,9977

Figura F1 – Comparação da série 1 do Google Trends com a Média das 7 séries para a palavra “Bitcoin”



Fonte: Google Trends, 2021

A1. Resultados com apenas as variáveis Bitcoin e Google

Nesta subseção vamos utilizar subconjuntos de variáveis, tomando como base o preço do Bitcoin e as buscas no Google Trends. Entre as tabelas A4 a A7, podemos concluir que ambas guardam relação de longo prazo e, ao mesmo tempo, possuem apenas uma raiz explosiva. Adotaremos os mesmos procedimentos do modelo completo.

A Tabela A3 traz os valores para o critério de informação para as defasagens do VAR em nível. Como podemos ver abaixo, o critério de AIC indica 4 defasagens, enquanto os demais, apenas 2. A partir do teste de redução de modelo, vemos que é possível reduzir de 4 para 3 defasagens, enquanto que de 3 para 2, o p-valor fica abaixo de 0,05 e, portanto, não permite redução. Então, vamos utilizar um modelo com 3 defasagens.

Tabela A3: Critérios de informação para seleção do número de defasagens do modelo e teste F para redução de defasagens com o modelo VAR em nível.

Modelo	Critério de informação				
	T	p	SC	HQ	ALC
5 defasagens	412	22	-1,779	-1,909	-1,994
4 defasagens	412	18	-1,834	-1,940	-2,010

3 defasagens	412	14	-1,873	-1,955	-2,009
2 defasagens	412	10	-1,899	-1,958	-1,997
1 defasagem	412	20	-1,784	-1,902	-1,979

Teste para redução do modelo

Modelo inicial	Modelo final		Estatística calculada	p-valor
4 defasagens	3 defasagens	F(4,804)	2,045	[0,086]
3 defasagens	2 defasagens	F(4,808)	3,253	[0,012]

Agora, vamos analisar se há e quantas são as relações de longo prazo entre as variáveis. Na Tabela A4 temos os resultados do teste de Johansen para o modelo com constante restrita e irrestrita. Para ambos os casos, rejeitamos a hipótese nula de que há 0 relações de longo prazo, uma vez que no caso das duas variáveis o p-valor está abaixo dos 0,05. Em contrapartida, não rejeitamos a hipótese nula de que há 1 relação de longo prazo no modelo, utilizando ainda os 5% de significância.

Tabela A4: Teste de cointegração de Johansen

Posto da Matriz	Variáveis			
	Constante irrestrita		Constante restrita	
	Estatística do Traço	P-valor	Estatística do Traço	P-valor
0	23,128	[0,002]	26,894	[0,004]
1	0,745	[0,388]	2,588	[0,665]

Conforme os resultados da Tabela A5, para um modelo com 2 relações de longo prazo, com constante restrita e irrestrita, temos que todos os critérios de informação indicam que a constante restrita é a melhor a ser utilizada.

Tabela A5: Critérios de informação para o modelo com duas relações de longo prazo, com constante restrita e irrestrita

Teste para constante restrita e irrestrita

Modelo	T	p	SC	HQ	AIC
Irrestrita	412	13	-1,885	-1,962	-2,012
Restrita	412	12	-1,896	-1,966	-2,013

A tabela A6 reporta as estimativas do vetor de coeficientes da relação de longo prazo e a velocidade de ajuste. A ideia para o vetor β era zerar os coeficientes do Google e da constante, de forma que o erro de longo prazo viria somente do Bitcoin e, automaticamente, representaria o comportamento explosivo do modelo. No entanto, conforme os resultados abaixo, vemos que essa premissa não foi observada.

Tabela A6: Estimando os vetores α e β , que representam a velocidade de ajuste para o cálculo do VAR.

β		
	$\Delta_{\rho}X_{t-1}$	Δ_1X_{t-1}

Bitcoin	1,000	-0,051
Google	-1,873	1,000
Constante	0,128	0,102
 α		
	$\Delta_{\rho}X_{t-1}$	Δ_1X_{t-1}

Bitcoin	0,638	0,121
Google	-1,059	0,268

A tabela A7, então, remonta as raízes da equação característica para o sistema com Bitcoin e Google. Podemos ver que apenas uma raiz está acima de 1 e, portanto, apenas uma é explosiva.

Neste caso, podemos seguir com o VAR co-explosivo para estimar este comportamento, conforme disposto na Equação (2).

Tabela A7: Raízes do sistema que englobam Bitcoin e Google, a partir da constante restrita:

Raízes
1,034
0,635
0,549
0,549
0,479
0,374