

CRÍPTOMOEDAS, MERCADOS FRACOS E SEMI-FRACOS

OCTÁVIO VALENTE CAMPOS

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

RAFAEL MORAIS DE SOUZA

WAGNER MOURA LAMOUNIER

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

CRIPTOMOEDAS, MERCADOS FRACOS E SEMI-FRACOS.

RESUMO

O objetivo desta pesquisa foi verificar o comportamento da série de retornos das 10 maiores criptomoedas na ótica das hipóteses fraca e semi-forte de eficiência de mercado, conforme Fama (1970). Para verificar a hipótese fraca foram realizados os testes de raiz unitária de Dickey-Fuller aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP), cujos resultados identificaram um comportamento estacionário e, portanto, possível de previsão, concluindo assim, que o mercado diário das criptomoedas não apresenta eficiência fraca, conforme Fama (1970). Estes resultados convergem e ampliam os resultados apresentados por Urquhart (2016) e divergem dos expostos por Nadarajah e Chu (2017). Já para avaliar a hipótese semi-forte, foi realizado o teste de causalidade de Granger (1969), avaliando a relação entre preço e volume. Os resultados apontaram para a presença de causalidade bidirecional em três moedas, e nas outras 7, foi possível identificar estatisticamente a maior força de causalidade no sentido “*volume causa preço*”. Assim, é possível concluir que, no mercado de criptomoedas, o volume passado pode prever o futuro dos preços, podendo-se classificar este mercado como semi-fraco. Isto posto, pode-se concluir que este mercado emergente ainda não é eficiente, conforme Fama (1970), ou seja, as criptomoedas apresentam mercados fracos e semi-fracos.

Palavras – Chave: Criptomoedas; Hipóteses de eficiência de mercado; Causalidade de Granger.

1 – INTRODUÇÃO

A teoria evolucionária da moeda de Menger (1892) versa sobre o surgimento das moedas como o principal fator do salto de desenvolvimento econômico da situação de escambo para a origem do mercado, decorrendo factualmente e concomitantemente, nas especializações profissionais. Sua origem se deu pelo livre mercado com as moedas mercadorias (sal, trigo, gado, e tutti quanti), evoluindo para as moedas metálicas (ouro, prata e cobre), motivado pela escassez e maior facilidade de transporte.

Posteriormente, por meio dos depósitos em custódia das moedas metálicas surgiu o papel moeda. Devido à facilidade de multiplicação explicado pela experiência da reconversão da moeda-papel em metais preciosos não ser solicitada por todos os detentores ao mesmo tempo, decorreu o surgimento do papel moeda fiduciário com lastro parcial, para depois, por intervenção governamental, perder qualquer lastro que lhe proporcione valor, permanecendo apenas a crença de valor já existente na sociedade, sendo este o tipo de moeda utilizada nas economias mundiais. (SOTO, 2009)

Dada a era tecnológica e motivado pela crise mundial de 2008, Nakamoto (2008) desenvolveu a mais valiosa moeda digital da história, o Bitcoin. Para Ulrich (2014) o Bitcoin é a maior inovação tecnológica desde a internet, com o potencial de mudar o mundo de uma forma jamais vista, justificado pelo avanço da liberdade individual. Assim, essa moeda digital tem a futura possibilidade de ser a base para o mais importante valor do sistema econômico: o preço do dinheiro.

Além da facilidade de pagamento e transações internacionais, em termos tecnológicos, a inovação do Bitcoin se deve à rede peer-to-peer e ao blockchain, complementados pela alta segurança criptográfica e auditoria constante dos próprios usuários do sistema. O peer-to-peer é uma rede distribuída de banco de dados na qual não há um regulador ou servidor centralizado. Todos os usuários do sistema contribuem para a capacidade de armazenamento de dados por meio da capacidade de seu próprio computador, no qual o usuário é simultaneamente um cliente e servidor, gerando assim, esta força computacional distribuída. Por sua vez, o blockchain se comporta como uma espécie de livro razão compartilhado que contém o histórico de todas as transações realizadas, sendo, portanto, um grande banco de dados público com fácil acesso de verificação por qualquer usuário (Brito e Castillo, 2013).

Outra característica importante que é garantida pela matemática e criptografia do Bitcoin é a sua escassez. Conforme Nakamoto (2008) a quantidade máxima emitida (minerados, na linguagem do sistema) da moeda é de 21 milhões, a ser totalmente ofertadas, por estimativas, em 2140. Atualmente existem um pouco mais 14,6 milhões de Bitcoins. A mineração ocorre de forma paulatina a uma taxa decrescente até alcançar este limite máximo.

O fato de ser uma moeda privada é visto nos dias atuais de forma peculiar. No entanto, Hayek (1976) já defendia o uso de moedas privadas emitidas por bancos concorrentes, visando maior qualidade às moedas em circulação. E em uma análise histórica das moedas, verifica-se também que o total monopólio da emissão de moeda pelos Estados ocorreu na maior parte dos casos no início do século XX. Durante a idade média a monarquia detinha o poder apenas de certificar a qualidade do ouro transacionado, não o poder exclusivo de oferta da moeda metálica. Isto posto, ser estatizada não é característica necessária para a existência de uma moeda de uso comum.

Como o Bitcoin é uma tecnologia recente, ainda não é considerada pelo mercado como uma moeda de uso comum e muito menos como denominador comum de valores, se assemelhando mais a uma commodity digital com exponencial crescimento. Esse crescimento faz com que esse mercado receba atenção pelo comportamento atípico que possui.

Na busca de entender este inovador mercado, Urquhart (2016) avaliou a hipótese de mercado eficiente - pela forma fraca, conforme Fama (1970) – do mercado de Bitcoins por meio de testes estatísticos para observar se os retornos da moeda se comportam como um passeio aleatório, utilizando dados de fechamento diário entre agosto de 2010 e julho de 2016. Os resultados revelaram que os retornos não apresentam comportamento de passeio aleatório em relação à amostra total, mas quando examinados em dois períodos de subamostras, alguns testes indicaram que o Bitcoin apresenta eficiência fraca no último período. Por isso, o autor concluiu que o Bitcoin é um mercado ineficiente, mas pode estar no processo de avançar para um mercado eficiente.

Contrapondo o trabalho de Urquhart (2016), Nadarajah e Chu (2017) defendem que os retornos dos Bitcoins satisfazem a hipótese fraca de mercados eficientes. Para isso, propuseram uma mudança metodológica para o cálculo do retorno. Observa-se, portanto, que as pesquisas sobre o tema têm divergido sobre os resultados e, em ambos os trabalhos, os dados são coletados até 2016 e apenas sobre o Bitcoin.

Analisando o mercado, segundo o site da *CoinMarketCap*, já existem mais de 2000 criptomoedas diferentes em circulação, indicando um mercado em crescente inovação, além de que, há a presença de mais variáveis ligadas a este mercado do que a série temporal dos preços passados. Isso posto, tem-se o seguinte problema de pesquisa: De acordo com Fama (1970), o mercado de criptomoedas é eficiente nas formas fraca e semi-forte? Portanto, o objetivo desta pesquisa foi verificar o comportamento da série de

retornos das 10 maiores criptomoedas na ótica da hipótese fraca e semi-forte de eficiência de mercado.

1.1 A relevância das criptomoedas.

Uma das principais justificativas para o interesse crescente do mercado pelo uso das criptomoedas se deve à facilidade de pagamento ou transações. É possível enviar e receber qualquer quantia de dinheiro instantaneamente em qualquer lugar do mundo a qualquer momento, pois não há limites impostos, sem fronteiras ou feriados. A criptomoeda (termo concedido às moedas digitais criptografadas) permite que seus usuários estejam em pleno controle de seu dinheiro, usando quando e como quiserem (Brito e Castillo, 2013).

O Bitcoin, como maior expoente das criptomoedas, oferece menos riscos para os vendedores já que as transações são seguras e irreversíveis, os protegendo assim, de perdas causadas por estornos fraudulentos. Isso também facilita a expansão para novos mercados, onde as taxas de seguro contra fraudes são inaceitavelmente elevadas e os cartões de crédito não estão disponíveis. E a vantagem para os compradores se dá pela impossibilidade de os comerciantes forçarem cobranças indesejadas ou não notificadas. E, como não há terceiros intermediários, as transações são substancialmente mais baratas e rápidas do que as feitas por redes de pagamentos tradicionais. (Ulrich, 2014)

Outra vantagem apreciada pelo mercado se refere a neutralidade e transparência do sistema. Toda informação em relação à própria moeda está facilmente disponível no blockchain a qualquer usuário em tempo real. Nenhum indivíduo ou organização pode controlar ou manipular o protocolo, dado sua robusta criptografia, projetada para evitar uma grande variedade de crimes financeiros, tornando impossível falsificar um Bitcoin. (Brito e Castillo, 2013).

A invenção do Bitcoin pode ser vista como uma continuação da própria internet, pois os protocolos de comunicação da web permitiram a criação do protocolo do Bitcoin. A comunicação em redes chegou a um nível avançado de evolução, saindo de redes centralizadas para descentralizadas e distribuídas. A tecnologia do Bitcoin alcançou o status de maior projeto de computação distribuída do planeta, com força computacional que supera em mais de 200 vezes a capacidade dos 500 supercomputadores mundiais somados. (Ulrich, 2014)

Segundo os dados do sitio do CoinMarketCap, dada a cotação média e o total de todas as criptomoedas em circulação, o total de capitalização de mercado encontra-se em torno de 110 bilhões de dólares. Este valor já chegou a aproximadamente 1 trilhão de dólares no final do ano de 2017.

Valores que permanecem em uma tendência de crescimento, chamando a atenção da Bolsa de Valores de Nova York (NYSE), que lançou em maio de 2015 um índice (NYXBT) para converter Bitcoin em dólar. Houve também a introdução da negociação dos contratos futuros de Bitcoin pela Chicago Mercantile Exchange (CME) e pelo Chicago Board Options Exchange (CBOE) ao final do ano de 2017. E, durante o ano de 2018, a Securities and Exchange Commission (SEC) tem avaliado a abertura das exchange-traded funds (ETFs) desta criptomoeda. Destarte, para uma invenção que mal possuía valor em 2010 – quando da primeira transação – estes valores demonstram como o mercado tem entendido e usado esta moeda.

Detalhando outras criptomoedas cujos projetos se destacam, tem-se a Ethereum e a Ripple. Segundo Wood, G. (2014), a primeira tem como objetivo ser uma base para se expandir a tecnologia do *blockchain* e contratos inteligentes para o que puder ser

programado, funcionando como um sistema de registro geral e universal. Já a segunda tem como objetivo usar a tecnologia da *blockchain* como um substituto à atual forma que os bancos realizam suas transações, tornando-os mais competitivos às criptomoedas, tanto em termos de velocidade, como de segurança (Schwartz, Youngs e Britto, 2014). Destarte, observa-se a relevância e quantidade de tecnologias disruptivas que tem nascido por meio das criptomoedas, justificando assim, estudos aprofundados sobre estes mercados.

2 – REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Hipóteses de Eficiência de Mercado

Fama (1970) apresenta que a Hipótese de Eficiência de Mercado tem como princípio o fato de que em mercados eficientes o preço de um ativo reflete consistentemente todas as informações relevantes disponíveis, não havendo a possibilidade de se obter lucros anormais em qualquer uma das formas de mercados eficientes. Adentrando nas formas de EMH, Watts e Zimmerman (1986) argumentam que estas formas de eficiência são segregadas de acordo com o conjunto de informações usadas para testar a eficiência do mercado.

Na forma fraca assume-se que os preços dos ativos refletem apenas as informações que estão contidas no histórico passado de preços. Estes dados são prontamente avaliados pelas pessoas interessadas, portanto, não se espera uma sistemática de taxas anormais de retorno nesta hipótese (Fama, 1970).

Haugen (2001), afirma que, se confirmada a forma fraca de eficiência de mercado, pode-se dizer que a análise técnica ou gráfica se torna inútil, pois toda informação constante no gráfico já foi analisada por vários técnicos em todo o mercado e retornos expressivos com esse tipo de análise não seriam possíveis. Logo, o preço do ativo financeiro já se consolidou em um nível que reflete toda a informação relevante introduzida nos valores históricos desses preços. Assim, por exemplo, a série temporal dos retornos dos Bitcoins se comportariam como um passeio aleatório.

Segundo Fama (1970), na forma semi-forte os preços dos ativos refletem todas as informações públicas e relevantes. Estes dados são prontamente avaliados pelas pessoas interessadas, portanto, não se espera uma sistemática de taxas anormais de retornos ao observar esta hipótese (Fama, 1970). Neste sentido, Haugen (2001) menciona que toda a informação pública disponível está refletida nos preços dos ativos, incluindo as informações sobre as séries de preços dos ativos, das demonstrações financeiras e informações sobre a economia em geral ou qualquer outra informação pública que seja relevante para a avaliação.

E, na forma forte assume-se que os preços dos ativos refletem todas as informações disponíveis e não disponíveis publicamente no mercado. Isto é, toda a informação relevante está refletida no preço das ações, inclusive informações privadas, confidenciais ou internas à empresa, assim como informações públicas (Fama, 1970).

Para Haugen (2001), aqueles que adquirem a informação agem baseados nela, logo suas ações terão reflexos nos preços e estes instantaneamente se ajustarão para refletir as informações privadas. Confirmada essa forma forte de eficiência de mercado, um investidor profissional não teria vantagem no mercado, pois nenhuma forma de procurar ou processar informações privadas produzirá consistentemente retornos anormais. Ou seja, se um mercado apresentar eficiência na forma forte, nem mesmo uma informação privilegiada concederá ao seu detentor a possibilidade de lucros anormais,

pois ao estar em posse desta informação e usá-la no mercado, os demais participantes indiretamente intuirão sobre esta mesma informação, agindo na mesma direção do primeiro, o impossibilitando de obter os ganhos anormais por muito tempo.

No escopo desta presente pesquisa, as formas fraca e semi-forte foram analisadas, de modo que, se as séries de retornos das criptomoedas se comportarem como um passeio aleatório, pode-se concluir sobre a presença da hipótese fraca de eficiência neste mercado. E se não houver a presença de causalidade, no sentido de Granger (1969), entre a variação do volume de negociações e os retornos das criptomoedas, pode-se concluir sobre indícios da presença da hipótese semi-forte de eficiência neste emergente mercado, conforme a teoria de Fama (1970).

3 - METODOLOGIA.

3.1 Amostra

O mercado de criptomoedas é formado por muitas *exchanges* (sites nos quais os usuários compram e vendem criptomoedas), com várias cotações a depender do país ou formas de cadastro para operar. Para sanar estas diferenças, os dados foram coletados no sítio do *CoinMarketCap*, lugar no qual os preços das criptomoedas são agregados de acordo com os valores cotados nas *exchanges* disponíveis em todo o mundo, fornecendo um preço médio ponderado em volume. Portanto, isso permite uma perspectiva mundial sobre o preço e, portanto, a eficiência deste mercado. Os dados consistem em preços de fechamento diários, em dólar.

Tanto Urquhart (2016) quanto Nadarajah e Chu (2017) fizeram suas análises até o final no ano de 2016, utilizando os retornos da equação 1 apenas para o Bitcoin. Por isso, para conhecer de melhor forma este mercado, os testes foram feitos para as 10 maiores criptomoedas, que totalizam em torno de 85% da capitalização de todo este mercado. A Tabela 1 elenca as criptomoedas estudadas de acordo com suas séries temporais de análise.

Tabela 1 - Séries temporais das 10 maiores criptomoedas.

Criptomoedas	Série temporal	Observações
Bitcoin	27/12/2013 - 10/10/2018	1749
Ethereum	07/08/2015 - 10/10/2018	1161
Ripple (XRP)	27/12/2013 - 10/10/2018	1749
Bcash	27/07/2017 - 10/10/2018	445
EOS	04/07/2017 - 10/10/2018	464
Stellar	05/08/2014 - 10/10/2018	1528
Litecoin	27/12/2013 - 10/10/2018	1749
Monero	21/05/2014 - 10/10/2018	1603
Cardano	01/10/2017 - 10/10/2018	375
Tron	13/09/2017 - 10/10/2018	393

Fonte: elaboração própria. Obs.: séries compostas por todos os dados disponíveis no sítio do *CoinMarketCap*.

3.2 Variáveis.

Assim como calculados por Urquhart (2016) e Nadarajah e Chu (2017), os retornos dos preços das criptomoedas (*Tx.preco*), foram calculados de acordo com as seguintes equações:

$$Tx.preco_t = Ln \left[\frac{(P_t)}{(P_{t-1})} \right] x 100 \quad (1)$$

Em que P_t e P_{t-n} são os preços de mercado das criptomoedas no tempo t e $t - 1$. Para captar a variação diária do volume de movimentação destes ativos, foi usada a mesma formula de cálculo, conforme equação 2. O uso do logaritmo busca suavizar a série, principalmente devido às significativas volatilidades apresentadas por estas moedas.

$$Tx.volome_t = Ln \left[\frac{(V_t)}{(V_{t-n})} \right] x 100 \quad (2)$$

3.3 Testes de estacionaridade

A Tabela 2 resume os testes realizados por Urquhart (2016) e Nadarajah e Chu (2017) na verificação do passeio aleatório de acordo com a hipótese de eficiência fraca do mercado de Bitcoins.

Tabela 2 – Objetivos dos testes realizados.

Urquhart (2016)	(Ljung e Box, 1978)	Auto correlação dos retornos
	(Wald e Wolfowitz, 1940)	Independência dos retornos
	(Bartels, 1982)	Independência dos retornos
	(Lo e MacKinlay, 1988)	Razão da variância
	(Choi, 1999)	Teste de variância automática (AVR)
	(Kim, 2009)	Wild-bootstrapped AVR
	(Brock et al., 1996)	Teste não paramétrico para dependência serial.
	(Patterson e Ashley, 2000)	Detectar dependência serial não linear.
Nadarajah e Chu (2017)	(Ljung e Box, 1978)	Auto correlação dos retornos
	(Wald e Wolfowitz, 1940)	Independência dos retornos
	(Bartels, 1982)	Independência dos retornos
	(Kim, 2009)	Wild-bootstrapped AVR
	(Choi, 1999)	Teste de variância automática (AVR)
	(Brock et al., 1996)	Teste não paramétrico para dependência serial.

(Durlauf, 1991)	Teste de variância automática (AVR)
(Escanciano e Velasco, 2006)	Diferença de martingale
(Escanciano e Lobato, 2009)	Correlação serial

Fonte: elaboração própria.

Neste sentido, para acrescentar aos trabalhos de Urquhart (2016) e Nadarajah e Chu (2017) foram realizados os testes de raiz unitária denominados Dickey-Fuller aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP). O teste da raiz unitária Dickey-Fuller aumentado (ADF) é especificado conforme a equação 4:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \phi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Delta y_{t-i+1} + \epsilon_t \quad (3)$$

Sendo:

$$\Delta y_{t-1} = y_{t-1} - y_{t-2}; \quad \Delta y_{t-2} = y_{t-2} - y_{t-3}; \quad \Delta y_{t-i} = y_{t-1} - y_{t-i-1}$$

Para tornar o termo de erro não-correlacionado serialmente é inserido determinado número de mudanças defasadas no teste ADF (como mostrado anteriormente). As hipóteses nula e alternativa a serem testadas, são, respectivamente: $H_0: \phi = 0$ e $H_1: \phi < 0$. A hipótese de que a série seja estacionária é rejeitada caso o valor da estatística ADF seja maior que o valor crítico. É também necessário testar a presença de raiz unitária para a primeira diferença da série, em que, se a série for estacionária na primeira diferença, então a série é integrada de ordem um, $I(1)$ (ENDERS, 2003).

Já o teste derivado do trabalho de Phillips e Perron (1988) – teste de Phillips-Perron (PP) - é especificado independentemente das ordens p e q do modelo, em que se faz uma correção não paramétrica ao teste de Dickey e Fuller, permitindo que o teste seja consistente mesmo que haja variáveis defasadas dependentes e correlação serial nos erros.

Com isso, Lamounier (2001) propõe a realização do teste PP a fim de confirmar, ou não, os resultados do teste ADF, pois esse teste baseia-se no pressuposto de que os erros sejam não correlacionados e apresentam variância uniforme, ou seja, pressupõe que $\epsilon_r \sim N(0, \sigma^2)$. Portanto, pelo fato do ADF nem sempre ser o mais indicado para verificar a presença de raízes unitárias, foi implementado também neste artigo o teste de raiz unitária de Phillips-Perron, confirmando ou não, os resultados obtidos no teste de Dickey-Fuller Expandido.

Desse modo, de acordo com De Losso (2011), após o cálculo da estatística de Dickey e Fuller, deve-se estimar a variância de longo prazo dos resíduos, como segue:

$$\hat{v}^2 = \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{T} \sum_{j=1}^M \omega \left(\frac{j}{M+1} \right) \sum_{t=j+1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-j} \quad (4)$$

E, posteriormente, calcular a estatística de Phillips-Perron, como segue:

$$\hat{z}_{t,u} = \hat{t}_u \left(\frac{\hat{\sigma}}{\hat{v}} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{\hat{v}^2 - \hat{\sigma}^2}{\hat{v} \sqrt{T^{-2} \sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}} \right) \quad (5)$$

Em que, \hat{v}^2 representa a variância de longo prazo dos resíduos, estando incluídas todas as autocorrelações do processo u_t . Assim, para De Losso (2011, p. 107):

Seria ideal calcular $\sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j$. Ocorre que não existem infinitas observações, logo é preciso truncar j em algum ponto. É claro que se podia ir de $-T$ a T autocovariâncias, porém quanto mais distante a autocovariância, menos

informações ela produz em troca de muito mais ruído, por isso, é necessário calcular $\sum_{j=-M}^M \gamma_j$, em que $\lim_{M,T \rightarrow \infty} \frac{M}{T} \rightarrow 0$, isto é, a banda de truncagem cresce a uma taxa menor que o número de observações.

Portanto, para verificar a presença de um passeio aleatório nas séries de retorno do Bitcoin, foram estimados os testes de raiz unitária de Dickey-Fuller aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP), sendo possível inferir sobre a eficiência deste mercado na forma fraca.

3.4 O teste de causalidade de Granger.

Para verificar a hipótese semi-forte de eficiência de mercado, foi verificado se o volume de negociações tem poder de previsão dos preços das criptomoedas. Para isso, foi utilizado o teste de causalidade de Granger cujo objetivo é observar quais variáveis possuem poder de previsão de outras. Esse teste foi desenvolvido por Granger (1969), pois, segundo ele, ocorre em algumas ocasiões uma dificuldade em decidir a direção da causalidade entre duas variáveis relacionadas e também se está ou não ocorrendo feedback entre elas. Gujarati (2006, p. 559, 560) complementa ao afirmar que “embora a análise de regressão lide com a dependência de uma variável em relação a outras, isso não implica necessariamente causalidade”. Ou seja, “a existência de uma relação entre variáveis não prova causalidade nem direção de influência”.

Segundo Pindyck e Rubinfeld (2004) este teste se baseia em uma ideia simples. Se X causa Y, então variações em X devem preceder variações em Y. Para dizer que “X causa Y” é necessário cumprir duas condições: a) X deve ajudar a prever Y. Isto é, em uma regressão de Y em relação aos seus valores defasados, o acréscimo de valores defasados de X como variável independente deve contribuir significativamente para aumentar o poder explicativo da regressão. b) Y não deve ajudar a prever X, pois se X ajuda a prever Y e Y ajuda a prever X, provavelmente uma ou mais variáveis estão de fato “causando” as mudanças observadas nestas duas variáveis.

Contrariando a letra “b” citada anteriormente por Pindyck e Rubinfeld (2004), Gujarati (2006) insere a causalidade bidirecional como uma das formas de causalidade, em que ocorre quando tanto o coeficiente X quanto o coeficiente Y são estatisticamente diferentes de zero nas duas regressões. Este artigo também testará a causalidade bidirecional, pois como o objetivo é aumentar o poder de previsão com as variáveis estudadas, não está no escopo do presente estudo avaliar as outras variáveis que podem estar influenciando nas causalidades observadas.

Por meio de um teste F, testa-se a hipótese nula de que uma variável não ajuda a prever a outra. Portanto, usando a soma de quadrados dos resíduos de cada regressão para calcular a estatística F, é testado se o grupo dos coeficientes β_s é significativamente diferente de 0 (zero). Sendo diferente de 0 (zero), rejeita-se a hipótese nula, ou seja, X causa Y. (PINDYCK e RUBINFELD, 2004). Formalmente, esse teste é estimado pelas seguintes regressões:

$$X_t = \sum_{i=1}^n a_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^n b_j X_{t-j} + \epsilon_t \quad (6)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^n c_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^n d_j Y_{t-j} + \varphi_t \quad (7)$$

Em que a hipótese nula é $H_{0x}: \Sigma_{ai} = 0$ para a primeira equação e $H_{0y}: \Sigma_{ci} = 0$ para a segunda. Com isso, verifica-se que o objetivo proposto por Granger (1969) foi alcançado, que é o de esclarecer as relações entre certos modelos econométricos para verificar a causalidade e o *feedback* entre as variáveis. De acordo com Pindyck e Rubinfeld (2004), a estatística do teste F é formalmente dada como:

$$F = (N - k) \frac{(SQR_R - SQR_{UR})}{q(SQR_{UR})} \quad (8)$$

Em que:

SQR_R é a soma de quadrados dos resíduos da regressão restrita ($Yt = \sum_{j=1}^n djYt - j + \varphi t$)

SQR_{UR} é a soma de quadrados dos resíduos da regressão irrestrita ($\sum_{i=1}^n ciXt - 1 + \sum_{j=1}^n djYt - j + \varphi t$);

k é o número de parâmetros estimados na regressão irrestrita; e

q é o número de restrições de parâmetros.

A relação entre volume e preço dos ativos é bem conhecida e estudada pela literatura. Esta temática é abordada por trabalhos como os de Amihud e Mendelson (1988) e Amihud e Mendelson (1991), até os de Amihud (2002) e Liu (2006). Destarte, para verificar se o mercado de criptomoedas é eficiente na forma semi-forme, foi verificado para defasagens de 1 a 30 dias - por meio da causalidade Granger (1969) - se as variações nos volumes de negociação têm capacidade de previsão dos retornos das criptomoedas, de modo que se encontra um mercado não eficiente na forma semi-forte quando for possível prever os valores futuros dos ativos por meio de valores passados de outras variáveis, conforme elaborado por Fama (1970).

4 RESULTADOS

Pela análise das figuras das taxas de variação das 10 criptomoedas (em apêndice), há uma indicação de um comportamento estacionário devido à média parecer constante ao passar do tempo para as séries de todas as criptomoedas. Para confirmar a existência do passeio aleatório nas séries de retorno do preço é verificado os testes de Dickey-Fuller aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP), conforme apresentado na Tabela 3. Estes mesmos testes foram realizados para as séries das variações diárias do volume, objetivando verificar a estacionaridade necessária para a modelagem no teste de Granger (1969).

Tabela 3 – Testes de estacionaridade.

Criptomoedas		Dickey-Fuller (p-valor)	Pperron (p-valor)
Bitcoin	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Ethereum	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Ripple (XRP)	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Bcash	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000

EOS	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Stellar	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Litecoin	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Monero	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Cardano	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000
Tron	<i>Tx. Preço</i>	0,0000	0,0000
	<i>Tx. Volume</i>	0,0000	0,0000

Fonte: resultados da pesquisa.

Conforme se observa na Tabela 3, ao nível de significância estatística de 1%, todas as séries de retornos diários são estacionárias em ambos os testes, mostrando a ausência de comportamento aleatório e, conseqüentemente, que o mercado diário das criptomoedas não apresenta eficiência fraca conforme Fama (1970). Estes resultados convergem e ampliam os resultados apresentado por Urquhart (2016), à medida que adicionam mais testes de estacionaridade e utilizam de mais dados. Por outro lado, divergem dos expostos por Nadarajah e Chu (2017).

Verificou-se a presença da estacionaridade para as séries do volume, conforme Tabela 3, mostrando a adequação destas séries para os modelos de Granger (1969). Para aprofundar nesta análise, optou-se por fazer uma análise mais detalhada dos resultados, visando obter um nível de significância referente às 30 defasagens testadas, usando um procedimento similar aos usados por O’Hanlon (1991), Costa Jr, Meurer e Cupertino (2007) e Campos, Lamounier e Bressan (2012).

Considerando como hipótese nula a não existência de causalidade entre as variáveis, esperar-se-ia que a distribuição dos p-valores fosse descrita por uma distribuição uniforme com média 0,5 e com extremos 0 e 1. Porém, ao se observar os parâmetros da distribuição dos p-valores na Tabela 4, para a coluna “volume causa preço”, verifica-se que tanto a média quanto a mediana apresentam valores abaixo de 0,5, o que é um indício de que o volume causa, no sentido de Granger, os preços das criptomoedas. Assim, também ocorre na coluna “preço causa volume”. Por isso, para gerar conclusões mais robustas, faz-se o procedimento descrito a seguir.

Na Tabela 4 é apresentado também os valores do teste Shapiro-Wilk, para verificar, como hipótese nula, se cada uma das distribuições de frequência de p-valores dos testes de causalidade de Granger (1969) se comportam como uma distribuição normal. No sentido “volume causa preço”, verifica-se, considerando o valor inferior a 1% de significância estatística, que as séries não seguem uma distribuição normal, exceto para a moeda Tron, evidenciando assim, a capacidade de previsão futura dos preços por meio dos valores defasados do volume, o que indica a presença de um mercado semi-fraco para as criptomoedas, de acordo com Fama (1970).

Tabela 4 – Resultados das causalidades de Granger (1969).

Criptomoedas		Média dos P-valores	Mediana dos P-valores	P-valor (Shapiro-Wilk)	P-valor (Mann-Whitney)
Bitcoin	<i>Volume causa preço</i>	0,0588	0,0368	0,0000	0,033
	<i>Preço causa volume</i>	0,2909	0,2593	0,0456	

Ethereum	<i>Volume causa preço</i>	0,0008	0,0003	0,0000	0,0000
	<i>Preço causa volume</i>	0,3514	0,3830	0,0040	
Ripple (XRP)	<i>Volume causa preço</i>	0,0042	0,0001	0,0000	0,004
	<i>Preço causa volume</i>	0,1935	0,1725	0,0078	
Bcash	<i>Volume causa preço</i>	0,1929	0,0378	0,0000	0,537
	<i>Preço causa volume</i>	0,0639	0,0275	0,0000	
EOS	<i>Volume causa preço</i>	0,0128	0,0086	0,0001	0,0000
	<i>Preço causa volume</i>	0,4112	0,3766	0,1024	
Stellar	<i>Volume causa preço</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	<i>Preço causa volume</i>	0,4794	0,5036	0,8492	
Litecoin	<i>Volume causa preço</i>	0,0082	0,0001	0,0000	0,012
	<i>Preço causa volume</i>	0,3440	0,2843	0,0285	
Monero	<i>Volume causa preço</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	<i>Preço causa volume</i>	0,3285	0,2982	0,0013	
Cardano	<i>Volume causa preço</i>	0,1622	0,1174	0,0013	0,763
	<i>Preço causa volume</i>	0,0715	0,0283	0,0000	
Tron	<i>Volume causa preço</i>	0,0988	0,0904	0,1859	0,283
	<i>Preço causa volume</i>	0,2447	0,2196	0,0098	

Fonte: resultados da pesquisa.

Para verificar a causalidade bidirecional também foi verificada a normalidade (teste de Shapiro-Wilk) da distribuição dos P-valores, de 1 até 30 defasagens, no sentido “Preço causa volume”. Ao nível de significância estatística de 5%, pode-se notar que em 8 criptomoedas os valores defasados dos preços causam, no sentido de Granger (1969), as variações nos volumes de negociação.

Como em todas as moedas houve a presença – pelo menos em um sentido de causalidade - de distribuições de P-valores não seguindo uma distribuição normal, foi necessário usar o teste não paramétrico de Mann -Whitney para verificar a hipótese nula de que as duas populações de P-valores, para cada moeda, possuem a mesma mediana. Os resultados evidenciaram, conforme a Tabela 4, a presença de causalidade bidirecional em três moedas (Bcash, Cardano e Tron, ao nível de 5% de significância estatística). Nas outras 7 moedas foi possível identificar estatisticamente a maior força de causalidade no sentido “*volume causa preço*”. Isto posto, é possível indicar que no mercado de criptomoedas o volume passado pode prever o futuro dos preços, sendo classificado assim, como um mercado semi-fraco, conforme exposto por Fama (1970).

5 – CONSIDERAÇÕES FINAIS.

O objetivo desta pesquisa foi verificar o comportamento da série de retornos das 10 maiores criptomoedas na ótica da hipótese fraca e semi-forte de eficiência de mercado, conforme Fama (1970). Por meio dos testes de raiz unitária de Dickey-Fuller aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP) foi identificado um comportamento estacionário e, portanto, possível de previsão, concluindo assim, que o mercado diário das criptomoedas não apresenta eficiência fraca, conforme Fama (1970). Estes resultados convergem e ampliam os resultados apresentado por Urquhart (2016) e divergem dos expostos por Nadarajah e Chu (2017).

Na verificação da hipótese de mercado semi-forte, foi observada a presença de causalidade bidirecional em três moedas, e nas outras 7, foi possível identificar estatisticamente a maior força de causalidade no sentido “*Volume causa preço*”. Assim, é possível concluir que no mercado de criptomoedas o volume passado pode prever o

futuro dos preços, podendo-se classificar este mercado como semi-fraco, de acordo com o exposto por Fama (1970).

Hayek (1976) já propunha um mercado no qual houvesse a concorrência de várias moedas, de forma que as que tivessem melhores características se sobressairiam sobre as outras perante o mercado. Isto posto, pode-se concluir que este mercado emergente ainda não é eficiente, conforme Fama (1970), ou seja, as criptomoedas apresentam um mercado fraco e semi-fraco, com necessidade de desenvolvimento.

6- REFERÊNCIAS

Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of financial markets*, 5(1), 31-56.

Amihud, Y., & Mendelson, H. (1988). Liquidity and asset prices: Financial management implications. *Financial Management*, 5-15.

Amihud, Y., & Mendelson, H. (1991). Liquidity, asset prices and financial policy. *Financial Analysts Journal*, 47(6), 56-66.

Bartels, R., 1982. The rank version of von Neumann's ratio test for randomness. *J. Amer. Statist. Assoc.* 77 (377), 40-46.

Brito, Jerry.; Castillo, Andrea. *Bitcoin: A Primer for Policymakers*. Arlington: Mercatus Center at George Mason University, 2013.

Brock, W.A., Dechert, W.D., Schieinkman, J.A., Lebaron, B., 1996. A test for Independence based on the correlation dimension. *Econometric Rev.* 15, 197-235.

Campos, O. V., Lamounier, W. M., & Fully Bressan, V. G. (2012). RETORNOS DAS AÇÕES E O LUCRO: AVALIAÇÃO DA RELEVÂNCIA DA INFORMAÇÃO CONTÁBIL. *Revista de Contabilidade e Organizações*, 6(16).

Costa Jr, N. C. A. D., Meurer, R., & Cupertino, C. M. (2007). Existe Alguma Relação entre Retornos Contábeis e Retornos do Mercado de Ações no Brasil?. *Revista Brasileira de Finanças*, 5(2), pp-233.

Choi, I., 1999. Test the random walk hypothesis for real exchange rates. *J. Appl. Econometrics* 14, 293-309.

De Losso, R. (2011). *Econometria de series temporais*. São Paulo: Cengage, 1, 363-386.

Durlauf, S.N. Spectral based testing of the martingale hypothesis *J. Econometrics*, 50 (1991), pp. 355-376

Enders, W. (2003). *Applied econometric time series*. John Wiley & Sons.

Escanciano, J.C. Lobato I.N. An automatic portmanteau test for serial correlation *J. Econometrics*, 151 (2009), pp. 140-149

Escanciano, J.C. Velasco C. Generalized spectral tests for the martingale difference hypothesis. *J. Econometrics*, 134 (2006), pp. 151-185

Fama, E.F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, volume 25: Maio 1970, pp. 383-417.

Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 424-438.

Gujarati, D. N. (2006). *Econometria Básica*. Tradução Maria José Cyhlar Monteiro.

Haugen, R.A. *Modern Investment Theory*. 5a ed. Nova Jersey: Prentice-Hall, 2001

Hayek, F. A. (1976). *Denationalisation of Money: the argument refined. An Analysis of the Theory and Practice of Concurrent Currencies*. The Institute of Economic Affairs.

Lamounier, W. M. (2001). *Comportamento dos preços no mercado "spot" de café do Brasil*:

Liu, W. (2006). A liquidity-augmented capital asset pricing model. *Journal of financial Economics*, 82(3), 631-671.

Ljung, G.M., Box, G.E.P., 1978. On a measure of the lack of fit in time series models. *Biometrika* 65 (2), 297–303.

Lo, A.W., Mackinlay, C., 1988. Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Rev. Financ. Stud.* 1, 41–66.

Kim, J.H., 2009. Automatic variance ratio test under conditional heteroskedasticity. *Finance Res. Lett.* 3, 179–185.

Menger, Carl. *On the Origins of Money*. *Economic Journal*, 1892.

Nadarajah, S., Chu, J., 2017. On the inefficiency of bitcoin. *Econ. Lett.* 150, 6–9.

Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*.

O'hanlon, J. (1991). The relationship in time between annual accounting returns and annual stock market returns in the UK. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(3), 305-314.

Patterson, D.M., Ashley, R.A., 2000. *A Nonlinear Time Series Workshop: A Toolkit for Detecting and Identifying Nonlinear Serial Dependence*. Kluwer Academic, Boston, MA.

Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346

Pindyck, R. S., & Rubinfeld, D. L. (2004). *Econometria: modelos & previsões*. Elsevier.

Schwartz, D., Youngs, N., & Britto, A. (2014). The Ripple protocol consensus algorithm. Ripple Labs Inc White Paper, 5.

Soto, Jesús Huerta de. Dinero, crédito bancario y ciclos económicos. Madrid: Unión Editorial, 2009

Ulrich, Fernando. Bitcoin - a moeda na era digital. São Paulo: Instituto Ludwig Von Mises Brasil, 2014.

Urquhart, A., 2016. The inefficiency of Bitcoin. Econ. Lett. 148, 80–82.

Wald, A., Wolfowitz, J., 1940. On a test whether two samples are form the same population. Ann. Math. Stat. 11 (2), 147–162.

Watts, R. L.; Zimmerman, J. L. Positive accounting theory. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall. 1986.

Wood, G. (2014). Ethereum: A secure decentralised generalised transaction ledger. Ethereum project yellow paper, 151, 1-32.

APÊNDICE.

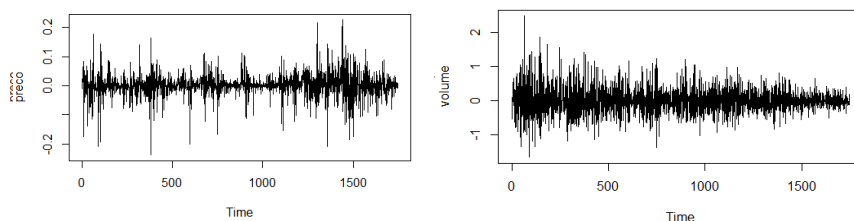


Figura 1 – Séries temporais das variáveis do Bitcoin.
Fonte: resultados da pesquisa.

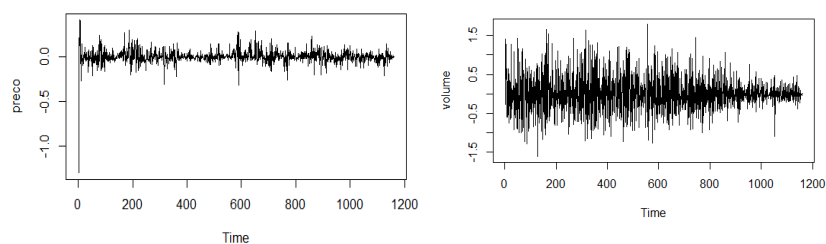


Figura 2 – Séries temporais das variáveis da Ethereum.
Fonte: resultados da pesquisa.

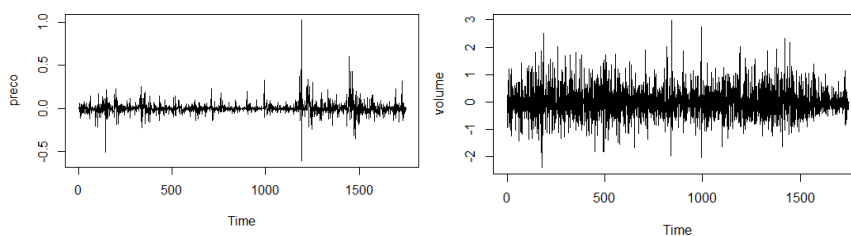


Figura 3 – Séries temporais das variáveis da Ripple (XRP).

Fonte: resultados da pesquisa.

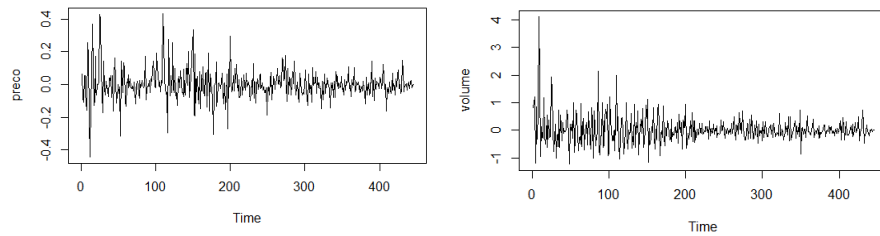


Figura 4 – Séries temporais das variáveis da Bcash.

Fonte: resultados da pesquisa.

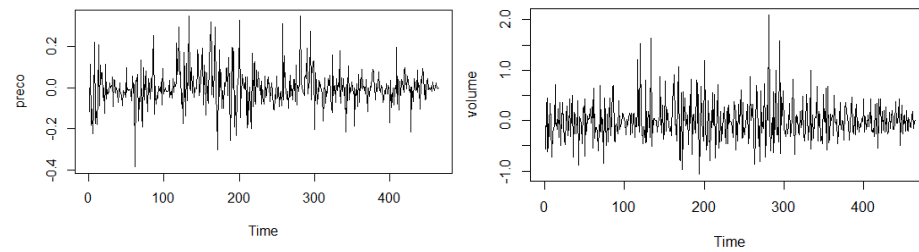


Figura 5 – Séries temporais das variáveis da EOS.

Fonte: resultados da pesquisa.

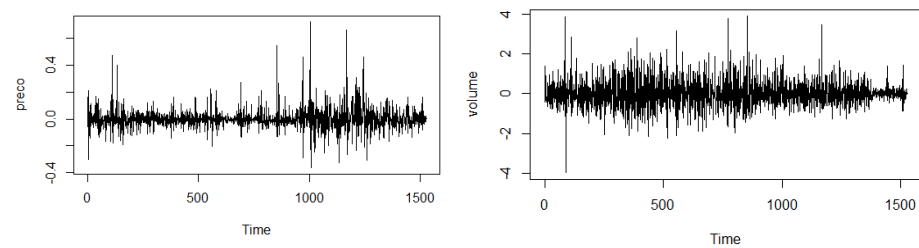


Figura 6 – Séries temporais das variáveis da Stellar.

Fonte: resultados da pesquisa.

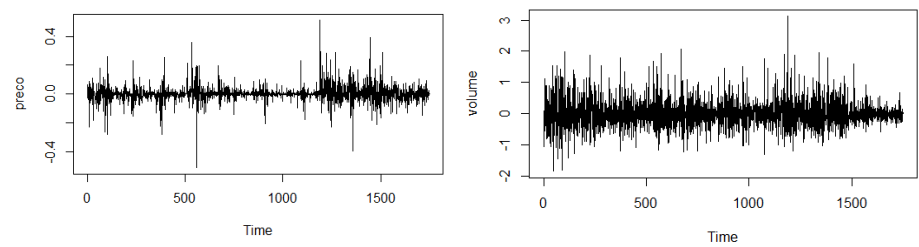


Figura 7 – Séries temporais das variáveis da Litecoin.

Fonte: resultados da pesquisa.

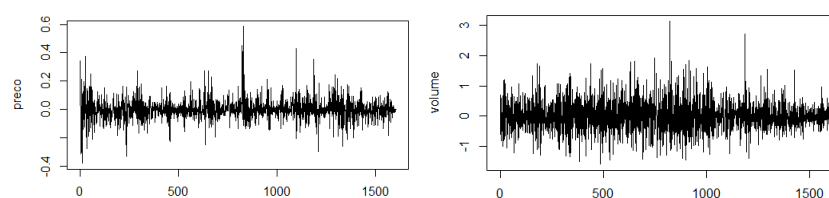


Figura 8 – Séries temporais das variáveis da Monero.
Fonte: resultados da pesquisa.

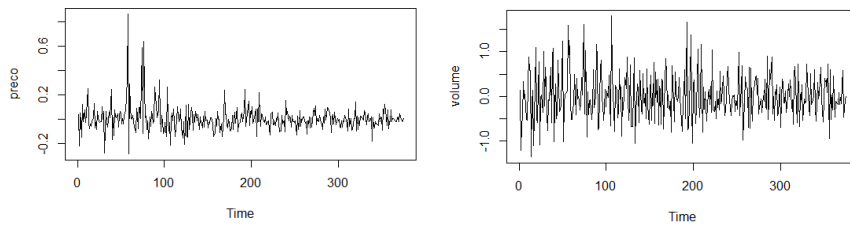


Figura 9 – Séries temporais das variáveis da Cardano.
Fonte: resultados da pesquisa.

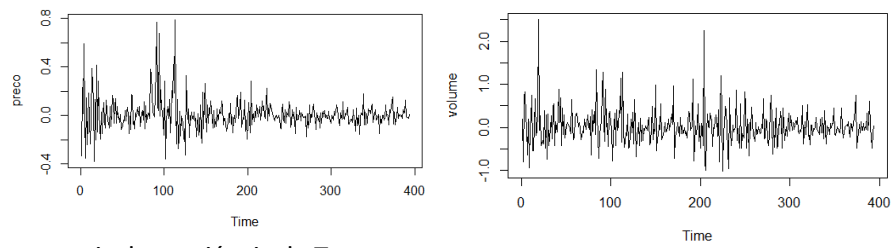


Figura 10 – Séries temporais das variáveis da Tron.
Fonte: resultados da pesquisa.