

## **A Negociação de Bitcoin é Globalmente Eficiente? Uma Análise Diária Entre Três Exchanges no Período 2017 a 2019**

### **Is Bitcoin Trading Globally Efficient? A Daily Analysis Between Three Exchanges in the Period 2017 to 2019**

**Denis Forte**

denis.forte@mackenzie.br

Mackenzie Presbyterian University

**Eli Hadad Junior**

eli.hadad@mackenzie.br

Mackenzie Presbyterian University

**João Valente Filho**

joaoclpf@hotmail.com

Mackenzie Presbyterian University

Recebido: Recebido: 12/01/2020 – Aprovado: 23/07/2020. Publicado em Julho de 2020

Processo de Avaliação: Double Blind Review

## RESUMO

As criptomoedas são mundialmente negociadas simultaneamente em diversos mercados mundiais. Isso permite comparar em tempo real os preços negociados e a volatilidade implícita nas diferentes localidades. A contribuição principal desse artigo busca atender a lacuna de estudos entre o mercado digital de criptomoedas pela análise da série temporal do Bitcoin, à luz da Hipótese de Eficiência de Mercado e das Finanças Comportamentais. Essa pesquisa contribui também para responder se no mercado de bitcoin existe equilíbrio de longo prazo entre o bitcoin e as diferentes cotações em suas moedas locais. Baseando-se em ferramental da estatística econométrica utilizando os dados coletados em *exchanges* do Brasil, Estados Unidos e Europa. Pode perceber que a HEM também está presente no mercado de criptomoedas. Pode se ver que essa teoria se integra com as de Finanças Comportamentais, já que estudos e teorias de mercado financeiro existem antes do surgimento do mercado disruptivo de criptomoedas convergindo e adequando aos estudos de finanças comportamentais.

**Palavras-Chave:** Bitcoin; Finanças Comportamentais; Hipotese De Mercado Eficiente

## ABSTRACT

Cryptocurrencies are traded worldwide simultaneously in several world markets. This allows to compare in real time the prices traded and the implied volatility in different locations. The main contribution of this article seeks to address market studies between the encrypted digital market and the analysis of the Bitcoin time series, in the light of the Market Efficiency and Behavioral Finance Hypothesis. This research also helps to answer whether the bitcoin market has a long-term balance between bitcoin and the different quotes in its local currencies. Based on economic statistics tools, using data collected from exchanges in Brazil, United States and Europe. You can see that HEM is also present in the cryptocurrency market. You can see that this theory integrates with Financial Finance, since financial market studies and theories exist before disruptive converged crypto market surgeries suitable for behavioral finance studies.

**Key words:** Bitcoin; Behavioral Finance; Efficient Market Hipotesis

## 1. INTRODUÇÃO

As Criptomoedas são mundialmente negociadas simultaneamente em diversos mercados mundiais, denominados Exchanges. Isso permite comparar em tempo real os preços negociados e a volatilidade implícita dos mesmos nas diferentes localidades. Essa informação é relevante teoricamente e também do ponto de vista dos órgãos reguladores mundiais, de forma a prevenir manipulações de mercado e outros comportamentos derogatórios dos agentes.

A contribuição principal desse artigo busca atender a lacuna de estudos entre o mercado digital de criptomoedas pela análise da série temporal de fechamento diário do Bitcoin, à luz da Moderna Teoria de Finanças que é baseada na Hipótese de Eficiência de Mercado (HEM) e das Finanças Comportamentais.

A pesquisa analisa as exchanges que negociam Bitcoin sob o framework de análise da HEM e dos conceitos fundamentais de Finanças comportamentais. Em síntese, testar os diversos níveis de eficiência de mercado se reduz a testar as series passadas e seu poder preditivo em relação ao novo preço. Complementarmente, testar a volatilidade dos diferentes mercados e compará-los.

Visto que, a introdução das criptomoedas é uma inovação financeira, outra contribuição desse estudo é analisar a aplicabilidade de análises técnicas financeiras nesse novo mercado emergente, que se assemelha à uma mescla de análise cambial com análise do mercado de capitais, à luz de conceitos de Finanças Comportamentais.

Conforme Fama (1970) a HEM sustenta que os preços têm uma base racional em termos de fundamentos como a previsão ótima de lucros ou avaliações do desvio padrão dos fatores de risco enfrentados pelas corporações. Como a teoria considera índices racionalmente determinados, eles se alteram de um dia para outro principalmente por notícias genuínas, o que é, por natureza, essencialmente imprevisível.

Santos (2005) sugere que, na prática, o mercado financeiro coexistirá estruturas lineares e não lineares, capazes de bifurcações periódicas e comportamento violento, com estruturas macroeconômicas bem comportadas, todavia, se o conjunto desses fatores, em última instância, forma uma corrente que demonstra a eficiência de mercado é uma questão ainda a ser analisada por pesquisadores, o que corrobora com a necessidade e importância dessa pesquisa.

Lima (2003) que as inovações financeiras se desenvolverão sempre para atender cada vez mais a demanda por liquidez e menor risco, originadas cada vez mais dos gestores de fundos públicos, dando lugar a uma dinâmica de preços que afasta cada vez mais os preços de mercado de seus fundamentos, gerando uma volatilidade de preços que tem pouco a ver com as oscilações próprias de um mercado hipoteticamente racional. A partir destas considerações, não é de se espantar que se constituam “novas formas de racionalidade” cada vez mais distantes da concepção clássica ou convencional de racionalidade.

Ao tratar de risco, segundo Plihon (1995), o risco sistêmico torna-se cada vez maior à medida que boa parte das operações foge de qualquer controle. Esta observação é aplicável no caso dos mercados derivativos livres, cujo crescimento selvagem ao longo dos últimos anos é preocupante. Se por um lado parece que as autoridades públicas não estão prontas para taxar as operações especulativas, por outro não seria de surpreender que os riscos de mercado fossem objeto de um controle cauteloso cada vez mais rigoroso. A recente inclusão desses riscos nas formas de cálculo de taxas de solvabilidade constitui uma primeira etapa nesta direção.

Ao pesquisar sobre uma criação de portfólio com criptomoeda, a pesquisa de Brauneis e Mestel (2018) mostra que até o final de 2017, 27 criptomoedas superaram uma capitalização de mercado de um bilhão de dólares. Bitcoin, a primeira moeda digital descentralizada, introduzida por Satoshi Nakamoto em 2009 está moldando a cobertura do mercado e da mídia, e domina o universo de criptomoedas em termos de reivindicar cerca de 40% do total de capitalização desse mercado. No entanto, o passado recente enfrentou uma ascensão vibrante de outras moedas, entre as quais Ethereum, Ripple, Cardano, Litecoin e Stellar são os mais populares. O foco dos investidores de criptomoedas, portanto, deixou de

ser direcionado apenas para o Bitcoin e, como resultado, 2017 testemunhou o advento de um número considerável de fundos de criptomoeda.

Isto posto, a pesquisa contribui para responder à hipóteses de pesquisa. No mercado de bitcoin existe equilíbrio de longo prazo entre o bitcoin e as diferentes cotações em suas moedas locais?

A pesquisa de Valente, Forte e Hadad (2020) mostra que há cointegração nos mercados ao analisar series *intraday* (cotações a cada 15 minutos), e que os mercados possuem uma correção dos seus preços em marca de até 4 lags (60 minutos), sendo suas últimas cotações justificadas pelas próprias cotações, o que nos leva a algumas questões de sobreposição da HEM. Trata-se da mesma conclusão se os dados fossem *interday*?

Nos modelos de previsão de preços das criptomoedas, Hotz-Behofsits et al (2018) desenvolveram um modelo não gaussiano para três criptomoedas. Tomando uma postura bayesiana foi permitido introduzir encolhimento na estrutura de modelagem, controlando efetivamente incertezas e especificações dentro da classe geral de modelos.

Segundo os autores citados, a recente dinâmica de preços de várias criptomoedas aponta para um conjunto de características-chave empíricas que um a estratégia de modelagem deve acomodar.

- A heterocedasticidade parece ser uma importante regularidade comumente observada (Chu, Chan, Nadarajah, & Osterrieder, 2017). Isso implica que a volatilidade está mudando ao longo do tempo de forma persistente. Se o espectro de previsões for muito ampla (incluindo períodos tranquilos) ou muito estreito (na presença de eventos de caudas das distribuições, com movimentos pronunciados no preço de um determinado ativo), podem conduzir a projeções erradas
- O processo gerador de dados se altera com o tempo, conforme Hotz-Behofsits et al (2018), o que implica que, dentro de um período de tempo, a relação entre o preço de um ativo e um conjunto de covariáveis exógenas varia no tempo. Este comportamento pode ser devido a mudanças causadas pelos investidores institucionais ou privados, mudanças regulatórias, criptografia ou mudanças tecnológicas gerais (Böhme, Christin, Edelman, & Moore, 2015). Assim, é possível que ocorram mudanças nas estruturas de modelos, pela alteração dos coeficientes do modelo, no decorrer do tempo.
- Várias criptomoedas exibem um nível bastante forte de co-movimento entre sí. Nessa pesquisa, foi considerado Bitcoin, Ethereum e Litecoin, sendo os três mais populares. Todos os três tendem a ser fortemente correlacionados, indicando que um modelo econométrico adequado deve ter esta especificação.

Para avaliar o significado econômico das descobertas também realizaram um exercício de negociação. Os resultados mostram que os modelos que funcionam bem na previsão também tendem a funcionar bem quando usados para orientar investimentos decisões.

As criptomoedas como sistema complexo, é defendida por Stosic *et al* (2018) se manifestando através das correlações, comparando os mercados financeiros também como sistemas complexos que foram extensivamente estudados por físicos usando conceitos e métodos desenvolvidos para descrever sistemas físicos. Esse estudo de correlações entre diferentes ativos financeiros, como ações e commodities, é um tópico de interesse não apenas por razões científicas de entender a economia como

um sistema dinâmico complexo, mas também razões práticas, como a quantificação do risco das carteiras de investimento.

A importância do estudo do comportamento das criptomoedas dentro do mercado financeiro, mostra não só sua relevância pelo tamanho do seu mercado, mas também pela integração em mercados financeiros tradicionais, tecnologia e constante evolução de todo sistema. A identificação de cointegração dos mercados pode proporcionar uma nova visão sobre funções práticas de um processo que não possui abertura e fechamento e está exposto aos riscos inerentes e sensíveis de fatos e efeitos comportamentais como cambio e bolsas de valores, por exemplo.

Efeitos comportamentais como calendário, segunda-feira, contágio, manada, corrobora a relevância de pesquisas sobre criptomoedas, já que a escassez de estudos nesse assunto e, também, para identificar qual o posicionamento da criptomoeda no mercado globalizado e de informações constantes, frequentes e no tempo que ocorrem. As especulações, da mesma forma que ocorrem no mercado tradicional, são facilmente percebidas já que as exchanges de negociação de Bitcoin não fecham e, portanto, são sensíveis a fatos relevantes e podem incorporar esses fatos ao seu preço de forma instantânea e dentro da cadeia de cointegração do mercado, todas as cotações onde são negociadas também podem sofrer a mesma percepção pela mesma sensibilidade.

Ainda como justificativa e relevância da pesquisa, pode-se perceber diversos estudos sobre o mercado tradicional financeiro, tratando desde estudo aprofundado de ativos, índices e até mercados inteiros completos, alguns assuntos inesgotáveis como a Hipótese de Eficiência de Mercado, Estrutura de Capital, Custo de Capital, entre outras, porém, as pesquisas relacionadas com uma nova forma disruptiva financeira, como as criptomoedas, são escassas, os testes relacionados e que conhecemos são os mesmos dos mercados financeiros, testando e aperfeiçoando os conceitos conhecidos.

## **2. REFERENCIAL TEORICO**

### **2.1. A CRYPTOMOEDA E GOVERNANÇA NO MERCADO DIGITAL**

Nakamoto (2008) mostra como o algoritmo *proof-of-work* funciona, gerando as novas moedas na rede Bitcoin e como essa tecnologia poderia ser o novo sistema monetário, independente e descentralizado, já que utiliza os membros da rede para realizar a “mineração”, ou seja, a validação através dos algoritmos criados pelo sistema.

Segundo o autor, a proposta de uma solução para o *hackeamento* e apropriação dos recursos movimentados pela rede de internet, visto que, qualquer coisa na rede possui um risco de ser “*hackeado*”, foi criar uma rede que registra o horário nas transações por meio de endereços criptografados de envio, chamado *hashes*, formando um registro que não pode ser modificado sem refazer toda a prova de trabalho.

Por fim, o autor afirma que uma forma indeletável de registro, é o registro de data e hora a um objeto digital qualquer. Podendo ser o horário padrão (Greenwich) para as transações mundiais. Todos os caracteres estão conectados como prova e validação do arquivo, a *Hash* (como é descrito o código da transação), se relaciona com um código maior, como por exemplo, os dígitos verificadores do CPF brasileiro. Por utilizar criptografia SHA 256 de sentido único, a principal característica do *Hash* é ser irreversível, não podendo obter o código original a partir do *hash*.

Pode-se concluir, portanto, que o processo de criação da *cryptomoeda* seguiu um protocolo que permite a criação de novos produtos com o mesmo processo tecnológico, o *blockchain* e que ele tem um nível de segurança e confiabilidade aceito pelo mercado, conferindo assim características de moeda (transação, segurança, controle).

## 2.2. HIPÓTESE DE MERCADO EFICIENTE (HME)

Segundo Fama (1970) a definição de mercado eficiente condiz como aquele em que o preço dos ativos negociados sempre reflete inteiramente as informações disponíveis sobre os ativos. O poder da hipótese de mercados eficientes é significativo, visto que, essa hipótese descarta a possibilidade de maiores ganhos que se baseia somente nessas informações disponibilizadas.

Intrinsicamente, no conceito da teoria de mercados eficientes de Fama (1970), são considerados que investidores assumem papel racional sobre seus investimentos e avaliam e precificam os ativos da mesma forma. Investimentos aleatórios são atribuídos a investidores não racionais e não produzem efeitos significativos nos preços praticados pelo mercado. Esses investidores irracionais, possuindo características comuns, produzem uma presença maior de arbitragem racional, eliminando sua influência nos preços.

A racionalidade dos investidores, advinda dos conceitos econômicos neoclássicos, defende que a precificação de cada ativo se dá pelo seu valor fundamental. Quando surge informação que implique alteração do preço desses ativos, os investidores respondem imediatamente, corrigindo o preço conforme a informação obtida. Assim, o preço dos ativos corresponde as informações no mesmo tempo, considerando o fluxo de caixa da empresa pelo risco assumido.

Rabelo (2004), em sua forma extrema, afirma que a teoria de mercados eficientes diz que todos os títulos sempre são corretamente precificados, o que significa que o mercado como um todo exerceria a racionalidade na precificação.

Ainda conforme Rabelo (2004), em contraste com o aspecto teórico da HME, os mercados reais apresentam limitações ao mecanismo da arbitragem, tornando-a, muitas vezes, custosa e de difícil realização. Essas limitações estão relacionadas com a falta de ativos substitutos, interferência de *Noise Trades* e custos significativos de coleta e processamento de informações. Esses mecanismos foram

apresentados sob o enfoque das Finanças Comportamentais, mediante fortes evidências coletadas por seus estudiosos há mais de duas décadas. O fato de a arbitragem ser limitada, ajuda a explicar por que os preços não reagem a informações da maneira que deveriam, bem como porque a interferência de investidores não totalmente racionais pode ser perpetuada por um prazo maior do que supõe a HME.

A pesquisa de Bone (2002), buscou acompanhar um método de especificação de um modelo empírico sobre as evidências das diferentes formas da hipótese de eficiência fraca no mercado brasileiro de ações. Os testes realizados compreendem heteroscedasticidade e/ou autocorrelação e normalidade dos resíduos.

Segundo Bone (2002), foi verificado que para aproximadamente metade das ações estudadas, o passado dos retornos auxilia na previsão dos retornos das ações do IBOVESPA, embora a parte da variabilidade dos retornos, explicada pelos termos autoregressivos, seja bem pequena. Foi verificado também uma interferência com o efeito dia-da-semana nas ações estudadas.

Bone (2002) conclui na sua pesquisa que todas as ações do índice IBOVESPA estudadas, exceto Brasil PN, Ipiranga PN, Pet PN e Souza Cruz ON, apresentam algum tipo de violação da hipótese de eficiência fraca no mercado de ações, seja ela devida ao efeito dia-da-semana, efeito feriado ou termos autoregressivos. O que corrobora a relevância de amplificar o estudo comportamental do mercado e seu efeito na HEM.

### **2.2.1. FORTE, SEMI-FORTE E FRACA E RANDOM WALK**

Segundo Santos e Santos (2005), a eficiência de mercado é categorizada em fraca, semi-forte e forte. O mercado é eficiente na forma fraca quando os preços dos ativos incorporam informações passadas, como, por exemplo, as demonstrações financeiras do período encerrado.

Para Lemos e Costa (1995), A HEM está baseada na afirmação de que a cotação de uma ação reflete as informações disponíveis a respeito da empresa que a emitiu, assim novas informações afetarão sua cotação de maneira mais rápida ou mais lenta. Ela requer que os retornos observados no mercado de capitais apresentem ausência de quaisquer regularidades *ex post*, isto é, a existência de padrões de comportamento no mercado (anomalias). A existência de alguma sazonalidade nos retornos resultaria em ineficiência informacional, pois qualquer agente do mercado poderia utilizar-se desse comportamento regular para construir uma estratégia de negociação visando obter retornos anormais.

Haugen (2001) também apresentou três versões sobre a Hipótese de Eficiência de Mercado, sendo a forte, semi-forte e a fraca. Basicamente, a diferença entre as três se dá no tipo de informação que está disponível ao investidor. A forma forte, afirma que os preços dos ativos refletem todas as informações estejam aplicadas, sendo informações públicas, privadas ou até mesmo as informações confidenciais sobre esse ativo.

Segundo Haugen (2001), a versão semi-forte da HEM, apresenta a incorporação das informações públicas do ativo, que estão disponíveis e que são relevantes, como os demonstrativos financeiros da empresa o que pode nos levar as análises fundamentalistas, por exemplo. Nesse caso, nenhuma análise baseada em informações públicas permitirá identificar ativos sub ou super avaliados já que os analistas incorporaram as informações no seu modelo de análise e o preço do ativo está estável no mercado.

Para Camargos (2006), que buscou analisar se o mercado de capitais brasileiro passou a apresentar o nível de eficiência semiforte, por meio de estudo de evento dos anúncios de fusões e aquisições, permite concluir que o comportamento dos retornos anormais acumulados na janela de evento evidenciaram a inexistência de um comportamento-padrão para a série como um todo e evidências de que no dia t1 houve uma alta significativa dos retornos anormais, isto é, uma reação positiva e instantânea do mercado aos processos de fusão ou aquisição, mas não de forma eficiente. A possível causa dessa ineficiência estaria associada a variáveis macroeconômicas (risco sistemático) e a peculiaridades do mercado de capitais brasileiro.

Sobre a versão fraca da HEM, Haugen (2001) realizou testes afirmando que os preços dos ativos incorporam todas as informações possíveis observando o histórico da própria precificação. Se o passado puder explicar o futuro, os agentes do mercado conseguem utilizar os sinais apontados no passado e logo esses sinais perderiam valor, pois os analistas que enxergassem os mesmos sinais agiriam no mercado e os preços se ajustariam de forma a incorporar esses movimentos. A HEM em sua forma fraca sugere que os preços dos ativos possuem um comportamento aleatório, chamado *random walk*, e já que são aleatórios, não existe correlação entre preços passados e futuros.

Serafini (2010), pesquisou algumas series históricas de 36 ativos entre 1999 e 2009 da BOVESPA para encontrar se há algum poder preditivo, o que invalidaria a hipótese de mercado eficiente. Os resultados encontrados nessa pesquisa é que, com grau de significância de 5%, não foi possível rejeitar a hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida.

Já Aldrighi (2005), pesquisou a ligação entre a HEM e sobre as Finanças Comportamentais, movida pelo intento de explicar essas “anomalias do mercado”, rejeita o pressuposto da racionalidade ilimitada e adota uma perspectiva que incorpora na análise econômica contribuições da Psicologia e da Sociologia. Por fim, a pesquisa também trata da questão do fracasso da arbitragem em eliminar os erros sistemáticos de avaliação de probabilidades e de previsão de valores.

Se a HEM for válida, afirma Aldrighi (2005), implicaria, entre outros resultados, que mudanças nos preços refletiriam apenas novas informações, que os volumes de transação nos mercados financeiros seriam modestos, que os preços dos ativos financeiros apresentariam uma trajetória aleatória, e que os indivíduos diversificariam seus portfólios.



Ao abordar o *random walk*, Santos e Santos (2005) pesquisou sobre a modificação do retorno esperado do ativo, a variação dos preços dos ativos ocorrendo sempre que alguma nova informação surge. Brandão (2009), define que o *random walk* como um modelo onde os retornos são independentes e identicamente distribuídos. Se os preços dos ativos realmente se comportam como um *random walk*, validaria a HEM em sua forma fraca, então, não há nenhuma razão que justifique qualquer estratégia de investimento baseada apenas em informações passadas leve a retornos significativamente diferentes de zero.

Conforme pesquisa de Darrat (2000), pesquisou se os preços dos ativos da bolsa de Xangai e Shenzhen segue o processo aleatório de *random walk* suportado pela HME. Usando as abordagens de desvio padrão de Lo e MacKinlay (1988) e um teste de comparação de modelos ARIMA, GARCH e a Rede Neural Artificial (ANN). Os resultados da abordagem de comparação de modelos são decisivos em rejeitar a hipótese de *random walk* em ambos os mercados acionários chineses. Além disso, com os resultados fornecem forte suporte para a ANN como um dispositivo potencialmente útil para prever os preços das ações em mercados emergentes

Por fim, Fama e French (1988) e Porterba e Summers (1988) sugerem que os preços das ações descrita como a soma de um componente de *random walk* é um estacionário (retorno médio) componente. Consequentemente, os retornos das ações tenderiam a reagir para choque fundamentalista e, como tal, exibiria autocorrelação negativa (menor que a relação de variância). Entretanto, os resultados da pesquisa de Darret (2000), sugerem exatamente oposto para ambos os mercados acionários chineses desde que os retornos das ações exibem autocorrelação positiva (razão de variação maior que a unidade). Portanto, os preços das ações chinesas não parecem estar de acordo com o comportamento da hipótese de reversão da média.

### 2.3. FINANÇAS COMPORTAMENTAIS

Nos temas mais abordados dentro das finanças comportamentais, Lima (2003), SHEFRIN argumenta que alguns fenômenos psicológicos se espalham por todos os campos das Finanças. SHEFRIN reuniu esses fenômenos em três temas para torná-los mais claros.

- Viés Heurístico (1º tema): Os agentes financeiros cometem erros por acreditarem em suposições? Os adeptos das Finanças Comportamentais respondem que sim, e os adeptos do Modelo Tradicional de Finanças respondem negativamente. As Finanças Comportamentais reconhecem que praticantes usam pressupostos chamados heurísticos para processar informações.
- Subordinação à Forma (2º Tema): A forma ou estrutura com que o problema se apresenta influencia os praticantes? SHEFRIN assume que em adição às considerações objetivas, a percepção dos praticantes de risco e retorno é altamente influenciada pela forma como os problemas são estruturados e apresentados. Por outro lado, a teoria Tradicional de Finanças postula que os agentes veem todas as decisões através das transparentes e objetivas lentes de risco e retorno.

- Mercados Ineficientes (3º Tema): Erros e diferentes estruturas de problemas afetam os preços estabelecidos no mercado? Os dois últimos temas abordados são citados pelos adeptos das Finanças Comportamentais como os responsáveis por fazer os preços do mercado desviar em relação aos valores fundamentais. A Teoria Tradicional de Finanças admite o mercado como eficiente, contrariando, portanto, os temas anteriores.

Ainda para Lima (2003), sobre o paradigma do Modelo Moderno de Finanças, os tomadores de decisão são considerados racionais e maximizadores de utilidades. Em contraste, a psicologia cognitiva sugere que o processo humano de decisão está sujeito a diversas ilusões cognitivas. Estas podem ser agrupadas em duas classificações: ilusões derivadas de processos de decisão heurísticos e ilusões causadas pela adoção de crenças práticas tendenciosas, e enviesadas, que os predispõe a cometer erros.

Na pesquisa bibliográfica de Lima (2003), a maior parte das pesquisas comportamentais em finanças, foi realizada no nível do investidor individual. O mercado financeiro reflete o resultado do comportamento de um grande número de indivíduos. Em suma, uma implícita suposição das Finanças Comportamentais é que suas descobertas no nível do indivíduo podem ser escalonadas ao nível do mercado. Isto ainda não está comprovado. E, assim sendo, isso parece ser um dos problemas para as Finanças Comportamentais.

Uma das críticas contra essa nova teoria, por exemplo, é que a eficiência do mercado por si só não é testável (FAMA 1991). A eficiência do mercado deve ser testada junto com um modelo de retornos esperados. Hawawini e Keim (1998) concluíram que as Finanças não possuem testes eficazes o suficiente para distinguir a ineficiência de mercado de seus ineficientes modelos de precificação de ações. Consequentemente, não existiria jeito conclusivo de estabelecer o modelo mais correto, a Moderna Teoria Financeira ou as Finanças Comportamentais.

Statman (1999) sugere que esse resultado seja um impasse onde a Moderna Teoria Financeira enxerga a eficiência do mercado como fato consumado e desafia suas anomalias, que são inconsistentes com esse.

Na conclusão de Lima (2003), a pesquisa bibliográfica constatou a polêmica envolvida nesse campo de estudo e o interesse de muitos pesquisadores por esse ramo. O grande desafio para estes, está em provar que as anomalias de comportamento são realmente previsíveis e podem modificar o mercado de forma definida. Diversos padrões de comportamento (aversão à perda, a autoconfiança excessiva, os exageros quanto ao otimismo e ao pessimismo e a sobre reação às novidades do mercado) foram identificados por diferentes pesquisadores sem que se conseguisse a formulação de um modelo que conglomerasse todos eles; os modelos sugeridos até o momento se restringem a explicar uma anomalia isoladamente e falham na tentativa de explicar outras (FAMA, 1997).

Alguns menos extremistas tentam conciliar esses dois modelos aparentemente contrastantes, procurando enxergar as Finanças Comportamentais não como um adversário e, sim, como um aperfeiçoamento do Modelo Moderno de Finanças. Essa ideia supõe que os sofisticados modelos

matemáticos atuais não são inúteis, apenas devem ser aperfeiçoados ainda mais, incorporando estudos sobre a irracionalidade do investidor

### 3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS DE ANÁLISE

Como fonte de metodologia, os cálculos para essa pesquisa são semelhantes ao aplicado na pesquisa de HOTZ-BEHOFISITS; HUBER e ZORNER (2018), que para lidar com a dimensionalidade foi preciso introduzir prévias de encolhimento recentes (Feldkircher, Huber, & Kastner, 2017) e uma especificação flexível para a lei de movimento dos parâmetros de regressão (Huber, Kastner, & Feldkircher, 2017). Além disso, foi importante introduzir um *heavy-tailed* distribuição de erro de medição para capturar potenciais periféricos observações (Carlin, Polson, & Stoffer, 1992; Geweke e Tanizaki, 2001).

Conforme Hotz-Behofsits *et al.* (2018). Concentraram na mudança diária o preço de log do Bitcoin, Ethereum e Litecoin. Explicar movimentos no preço das três moedas criptografadas considerado, incluíram informações sobre os preços (medido através dos retornos de log do índice S&P 500), a diferença entre a tendência de preço acumulado semanal de hardware de mineração comum é semelhante, mas não adequado à mineração.

O que difere a pesquisa de Hotz-Behofsits *et al.* (2018) para a presente pesquisa é o fato da análise ser realizada através de um período maior (entre 2017 e 2019), tratarmos dos preços do bitcoin somente, não corresponder aos índices de Bolsa de Valores, já que não é objetivo dessa pesquisa, e os preços serem analisados em suas cotações diárias.

Esse estudo se baseou em ferramental da estatística econométrica utilizando os dados coletados em *exchanges* do Brasil, Estados Unidos e Europa, entre 01 de agosto de 2017 até 31 de maio de 2019, com dados de negociação com frequência diária, totalizando 2.106 observações.

Os dados foram coletados do site [www.bitcoinchart.com](http://www.bitcoinchart.com), que possui armazenamento de dados de negociação de criptomoedas. Com a utilização do software Stata®, foram feitas as análises.

As variáveis utilizadas no modelo foram: Veur – Variação da moeda virtual em relação ao Euro, Vbrl – variação da moeda virtual em relação ao Real Brasileiro, Vusd – variação da moeda virtual em relação ao Dólar.

Como o mercado de negociação de bitcoin não possui restrição de horário, diferentemente das bolsas de valores, houve uma facilitação para que os dados obtidos estivessem sempre em equilíbrio entre os mercados, assim, a negociação ocorrida na Inglaterra, por exemplo, está no mesmo tempo que a negociação ocorrida nos Estados Unidos (qualquer cidade e/ou estado) e no mesmo tempo que no Brasil.

Os testes de raízes unitárias de Dickey-Fuller e Phillips-Perron, para todas as moedas sendo BRL, EUR e USD. O melhor número de defasagens para o sistema multivariado, foi definido pelos

critérios de informação Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Bayesian Information Criterion (SBIC), Hannan Quinn (HQIC) e Final Predictor Error (FPE), detalhados em LUTKHEPOL (1993).

Para permitir independência entre os dados da série, ao invés de dados brutos foi calculado o retorno pelo logaritmo neperiano entre os dados coletados dessas operações. Ao tratar de retornos, foram eliminados efeitos exógenos à variação específica de cambio e inflação do objeto de estudo.

A *exchange* que negocia o Bitcoin no Brasil, foi escolhida por ser uma das maiores empresas do ramo de criptomoedas no Brasil, negociando par de reais e bitcoin, durante o período pesquisado, possuiu liquidez diária, em média, de aproximadamente 400 bitcoins a cada 24 horas, sendo que no pico das negociações chegou a 1.400 Bitcoins e no período identificado como “vale”, chegou a negociar cerca de 80 Bitcoins diários.

Já a Exchange dos Estados Unidos, foi escolhida uma das maiores *exchanges* dos Estados Unidos, tem negociação em par de dólar americano e bitcoin, no período pesquisado chega a negociar mais de 20.000 bitcoins a cada 24 horas, no pico de negociação chegou a 50.000 bitcoins por dia, e no vale, cerca de 10.000 bitcoins.

Na Europa, a *exchange* escolhida para a pesquisa negocia o par de euro e bitcoin, foi escolhida por estar entre as cinco maiores *exchanges* da Europa negociando cerca de 15.000 bitcoins a cada 24 horas, no pico do período dessa pesquisa, chegou a negociar 40.000 bitcoins por dia, e o período de vale, cerca de 10.000 bitcoins.

A escolha do Bitcoin foi feita por ser uma das principais moedas de entrada entre as outras criptomoedas e por ter alto índice de liquidez, pois, se o método de escolha fosse uma criptomoeda com liquidez restrita ou limitada, os resultados dessa pesquisa poderiam ser enviesados.

#### 4. DADOS OBTIDOS

Inicialmente, para analisar a volatilidade dos mercados, viu-se que os desvios padrão das series são muito próximos entre si, as medias e medianas também são correspondentes com o desvio padrão. Analisando também o coeficiente de variação, obteve-se os mesmos resultados, que as series possuem volatilidades próximas, como podemos ver na tabela 1.

Tabela 1: desvio padrão, media, mediana e coeficiente de variação das series USD, EUR e BRL das exchanges pesquisadas de 2017 a 2019.

Descritivo	Gdax	Kraken	MB
Desvio Padrão	0,0454122	0,0450264	0,4361020
Média	0,0016928	0,0017351	0,0019021
Mediana	0,0015700	0,0017900	0,0017950
Coeficiente de Variação	26,8266800	25,9503200	22,9274000

Fonte: elaborado pelos autores.

Como modo geral, as series são estacionárias, ou seja, terão retorno a média histórica, o que confirma que não há raiz unitária. Os testes realizados, conforme tabela 2 e o gráfico 1, confirmam que as séries são estacionárias em nível, rejeitando a hipótese nula de presença de raiz unitária.

Como as séries são estacionárias, existe cointegração entre qualquer combinação entre elas, sendo os pares BRL e EUR, BRL e USD, EUR e USD, BRL e EUR e USD.

Foi observado também, nos testes de cointegração, uma regressão espúria, causada por outliers, em 18 observações, causando um atraso para que o preço em BRL seja readequado aos demais mercados.

Gráfico1: boxplot das series de dados em ordem de pesquisa USD/EUR, BRL/EUR, respectivamente



Fonte: elaborado pelos autores.

Ao analisar as series individualmente, conforme tabela 2 e tabela 3, no sistema entre EUR e USD, existe uma equação de cointegração, e sua última cotação, recebe influência de três defasagens. Ao realizar o teste de cointegração, utilizando as defasagens encontradas.

Tabela2: testes de raízes unitárias de Dickey-Fuller para series de dados pesquisados

	Test Statistic	Interpolated Values Dickey - Fuller		
		1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
BRL	-25,721	-3,430	-2,860	-2,570
EURO	-27,005	-3,430	-2,860	-2,570
DOLAR	-26,854	-3,430	-2,860	-2,570

Fonte: elaborado pelos autores.

Tabela 3: Determinação do número de atrasos do par de séries Dollar (USD) versus Euro (EUR)

Sistema: USD x EUR

lag	LL	LR	df	P	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	3.462,17				1,6e-07	- 9,94301	- 9,93796	- 9,92995
1	35,08,03	91,7340	4	-	1,5e-07	- 10,06330	- 10,04820	- 10,02410
2	3.531,48	46,8840	4	-	1,4e-07	- 10,11920	-10,0939*	-10,0539*
3	3.536,65	10,342*	4	0,035	1,4e-07*	-10,1225*	- 10,08720	- 10,03110
4	3.539,46	5,6338	4	0,228	1,4e-07*	- 10,11910	- 10,07370	- 10,00160

Fonte: elaborado pelos autores.

Na série analisada entre EUR e BRL, como mostra a tabela 2 e tabela 4, encontrou-se três defasagens para explicação do preço atual do EUR, porém, pode-se perceber que na equação, o passado do EUR tem significância na segunda defasagem da cotação do preço do BRL, porém, o BRL não possui significância no preço do EUR.

Tabela 4: Determinação do número de atrasos do par de séries Real Brasileiro (BRL) versus Euro (EUR)

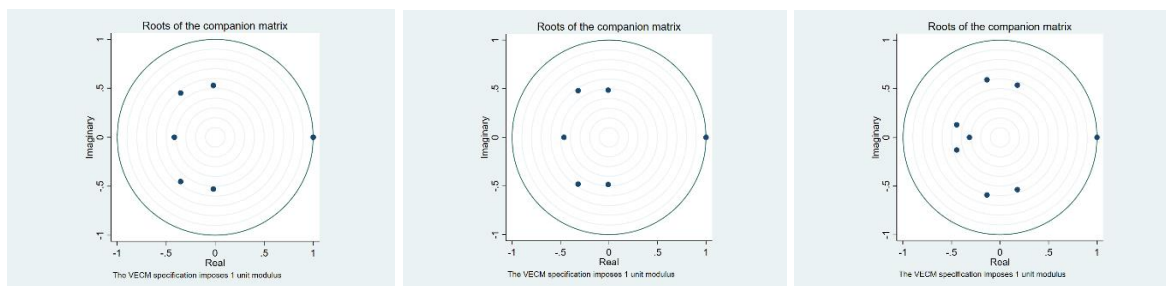
Sistema: EUR x BRL

lag	LL	LR	df	P	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	2.790,77				1,1e-06	8,01372	8,00867	8,00066
1	2.845,80	110,0500	4	-	9,8e-07	8,16033	8,14518	8,12115
2	2.861,14	30,6900	4	-	9,5e-07	8,19293	-8,16768*	-8,12763*
3	2.866,37	10,456 *	4	0,033	9,4e-07*	-8,19646*	8,16111	8,10503
4	2.869,90	7,0681	4	0,132	9,5e-07	8,19512	8,14967	8,07757

Fonte: elaborado pelos autores.

No sistema EUR x BRL, na equação do BRL, sua cotação reforça a si mesmo, a última cotação tem significância no preço atual, ou seja, o EUR direciona a cotação do BRL para baixo, já na segunda defasagem do BRL, o preço em EUR também é direcionado para o mesmo sentido. O mecanismo de correção de erros está atuando, evidenciando que o sistema se auto-equilibra e, a cotação do BRL influencia a cotação do EUR.

Figura 2: mapa de estabilidade dos coeficientes dos 3 sistemas estudados. Estabilidade dos parâmetros, em ordem USD/BRL, BRL/EUR, USD/EUR/BRL respectivamente



Fonte: elaborado pelos autores.

O outlier encontrado se apresenta no dado momento de cotação em BRL que está fora do padrão dos outros sistemas, o que corrobora com a conclusão do problema de liquidez do mercado, já que o preço em BRL possui um tempo maior para ser corrigido dos outros sistemas estudados, ou seja, essa explicação pode ser encontrada pelo movimento repentino de preço do mercado pelo volume, volatilidade e liquidez que os mercados possuem entre as exchanges e os países

Na série USD e BRL, no gráfico 1 e na tabela 2 e tabela 5, os coeficientes de assimetria da série são normais, já que as observações estão ao redor se convergindo a média. No teste de raiz unitária, pode se ver que quatro defasagens é o que explica seu último valor, e apresenta cointegração com um,

três e quatro defasagens da série. O mecanismo de correção de erro está condizente com o teste e, por fim, o último preço da série justifica a própria cotação de preço com significância de 1 %.

Tabela 5: Determinação do número de atrasos do par de séries Real Brasileiro (BRL) versus Dolar (USD)

Sistema: USD x BRL

lag	LL	LR	df	P	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	2.804,69				1,1e-06	8,05371	8,04866	8,04064
1	2.840,45	71,5140	4	-	9,9e-07	8,14497	8,12982	-8,10578*
2	2.852,72	24,5380	4	-	9,7e-07	8,16873	8,14348	8,10342
3	2.861,73	18,025*	4	0,001	9,6e-07	8,18313	-8,14778*	8,09170
4	2.866,22	8,9858	4	0,061	9,6e-07*	-8,18455*	8,13910	8,06700

Fonte: elaborado pelos autores.

Na série entre EUR e USD, os mercados se cointegram e a defasagem da correção do último preço é explicada em até três defasagens. Na equação do USD, a própria cotação é explicada por si só, já que seu último preço, dentro do mecanismo de correção de erro, se apresenta condizente com o teste. Já na equação do EUR, não existe explicação para justificar o preço da cotação em USD, já que o mecanismo de teste de correção de erros não funciona, assim, a cotação do preço em EUR não explica o seu próprio preço spot.

## 5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

O trabalho se propôs a verificar se os mercados de negociação de bitcoin respeitam a hipótese de mercado eficiente, estudando três mercados de negociação, sendo o brasileiro, o europeu e o americano.

De acordo com os dados e testes realizados, pode-se verificar que a eficiência de mercado de criptomoedas é de forma forte, já que os últimos valores passados, justificam seu valor presente líquido, e que o equilíbrio de preços se dá em uma defasagem de apenas 60 minutos.

Os testes de cointegração nos mostram que, nas equações de EUR e USD, os seus últimos três valores são estatisticamente significativos ao nível de 1% para determinação do seu valor presente (spot), enquanto nas equações de BRL, os testes mostraram em sua maioria que somente o último preço é estatisticamente significativo ao nível de 1%.

Essa evidência, de eficiência de mercado forte pode, ser justificada pela velocidade em que corre as informações dentro do mundo de criptomoedas, e também, pelo mercado não ter horário limitado de funcionamento, assim, as notícias ocorridas na Europa, são facilmente e rapidamente impactadas no preço do mercado brasileiro, já que as operações não possuem horário de abertura e/ou fechamento e as informações são veiculadas em tempo real ao redor do mundo.

No sistema em USD, todos os valores passados do dólar influenciam o seu próprio valor atual (spot) na equação do BRL, e nenhum passado da equação do BRL justifica e influencia o valor presente

do USD. Também foi encontrado que, os valores passados do BRL não justificam o seu valor presente, porém o valor passado do USD justifica o valor presente do BRL, também condiz com a liquidez e significância do mercado, visto que o volume negociado em USD é aproximadamente oitenta vezes o volume negociado em BRL. Como o mecanismo de correção de erros ocorre pelo dólar, concluímos que o mercado USD conduz os preços da cotação no sistema BRL, por fim, os dados mostram que o sistema USD é quem define cotação do preço em BRL.

Na equação do EUR, identifica-se que o EUR não possui influência na cotação do USD, o mecanismo de correção de erros não funciona nessa equação, o que nos leva a crer que a cotação do EUR também não explica a própria cotação do EUR, como foi identificado que o mercado do EUR possui menor liquidez que o do USD, sendo que o mercado em dólar é seis vezes maior que o mercado em euro, as conclusões equacionais são facilmente observadas na prática do mercado. Por fim, o sistema EUR não converge a média por si só, com o que segue a cotação em USD, esse último o força a convergir a média, já que o mercado em USD converge a média.

Já ao analisar a equação do USD, o passado deste afeta significativamente o euro, visto que o próprio euro não afeta sua cotação, percebe-se que a equação de cointegração está significativamente a 1% entre as séries e os coeficientes da equação de integração estão alinhados.

A correção do sistema euro e dólar ocorre pela cotação do euro, em outras palavras, foi identificado que o USD é o driver do mercado, dirigindo e alinhando o restante dos sistemas e do mercado como um todo.

Quando o preço está se descolando entre os sistemas BRL, USD e EUR, o preço da cotação do EUR segura a cotação do USD para estabilizar a precificação, operando como um freio à volatilidade, pela observação, pode perceber que essa manobra pode ocorrer através dos players do mercado realizando arbitragem nos dois mercados distintos, e essa diferença diminui quando as instituições financeiras estão em pleno funcionamento, o que permite transitar moeda corrente fora do sistema de criptomoedas, o que gera a liquidação e a oportunidade de realizar novamente a engrenagem da arbitragem, por fim, a correção do mecanismo ocorre pelo euro nesse sistema.

A instabilidade de todos os sistemas está sendo direcionada pela cotação em dólar, já que ele é o driver de todo o mercado conforme as séries estudadas. Sua cotação fica posicionando as demais cotações em EUR e BRL, que, por sua vez, segura as correções dos preços dos demais mercados pela falta da mesma liquidez que o sistema em USD, ou pela atuação de arbitradores ou pela correção natural dos mercados.

Na equação dos sistemas envolvendo BRL e EUR, até o terceiro dia, a informação das cotações anteriores são carregadas para justificar o preço atual, o que nos mostra que o mercado não é eficiente, visto que, a eficiência de mercado pressupõe que no último valor (de um dia passado) a informação é incorporada no preço para compor a cotação atual (spot)



## 6. CONCLUSÃO

Ao analisar os testes de volatilidade, podemos perceber que além das series se cointegrarem, ainda possuem o mesmo movimento e a volatilidade permanece no mesmo nível, ao serem tratadas

Ao se tratar dos outliers encontrados na série de tempo, conforme visto no gráfico 1, pode ser afirmado que a quantidade não é significativa para interferência em todo o sistema, sendo irrelevante no conjunto total. O outlier identificado pode ser explicado pela falta de liquidez do mercado em BRL, como a volatilidade dos três conjuntos (BRL, EUR, USD) podem ser altas, a correção dos preços em seus mercados locais podem variar conforme a liquidez do mercado, assim, uma grande alteração repentina no preço em USD, pode ter uma defasagem de horas no preço BRL pois a liquidez nesse último é menor como a do primeiro, por exemplo. Corroborando a pesquisa de Valente, Forte e Hadad (2020) ao testar os mercados de USD, EUR e BRL em intervalos de 15 minutos.

Pode ser concluído também que na equação do dólar, seu último preço de cotação se justifica por si só, e as primeira e segunda defasagens do BRL podem explicar o preço do dólar, isto posto, pode se perceber que nessa série o preço em BRL retém as informações do sistema até que a cotação em USD seja explicada, também se justifica pela liquidez do mercado. Na equação do BRL, o comportamento é análogo.

Assim, pode perceber que a Hipótese de Mercado Eficiente também está presente no novo mercado de criptomoedas, em sua forma fraca no sistema BRL e EUR, já que somente na terceira defasagem o preço atual é justificado, as informações do mercado, com a velocidade de tráfego de informações, já foram absorvidas pelo mercado quase que instantaneamente, o que não ocorre com o sistema USD, onde seu último preço é justificado por si só, ou seja, todas as informações foram absorvidas, o mercado se cointegra no mesmo momento e sua precificação se corrige.

Por fim, pode se ver que uma teoria das Finanças Modernas Tradicionais se integra com as Teorias de Finanças Comportamentais, já que estudos e teorias de mercado financeiro que existem antes do surgimento do mercado disruptivo de criptomoedas se converge e se adequa aos estudos de finanças comportamentais, o que nos mostra um vasto espaço para desenvolvimentos de novas pesquisas e aprofundamento para entendimento desse mercado, dessa tecnologia e de suas funções, mais uma vez, estamos nos deparando com algo novo, e como a tecnologia atual, que parece passar mais rápido, porém, dessa vez, estamos olhando de dentro e enxergando como funciona.

Como limitações dessa pesquisa, o mercado tradicional não nos possibilita aprofundar um estudo de eventos, já que o mercado de cripto ativos funciona vinte e quatro horas por dia e sete dias por semana, um estudo se existe possibilidade maior de arbitragem ou de comparativo quando as instituições financeiras que movimentam moeda fiat estão funcionando é válido.

Também pode se salientar uma limitação tecnológica para apurar os dados em alta frequência, já que, no espaço de tempo dessa pesquisa, não se pode analisar todas as negociações reproduzindo as

negociações me tempo real por falta de capacidade computacional, fica como sugestão para estudos futuros.

## REFERENCIAS

ALDRIGHI, Dante Mendes; MILANEZ, Daniel Yabe. Finança Comportamental e a hipótese dos mercados eficientes. **R. Econ. Contemp.**, Riode Janeiro, 9 (1): 41-72, jan/abr. 2005

BARBER, B. M.; ODEAN, Terrance. Individual investors. In: THALER, Richard (Org.). **Advances in behavioral finance**: Vol. II. New York: Russell Sage Foundation, 2005.

BARIVIERA, Aurelio F.; BASGALL, María José; HASPERUÉ, Waldo; NAIIOUF, Marcelo. Some stylized facts of the Bitcoin Market. **Journal Elsevier Physica A**. may/2017

BATISTA, Davi Trindade. O Bitcoin é capaz de aumentar a eficiência da carteira diversificada de um investidor de retalho no mercado brasileiro?. Dissertação de mestrado em Economia e administração de Empresas da Faculdade de Economia. Universidade do Porto. Portugal. 2018

Baur, D.G., Hong, K., Lee, A.D., 2017. Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? **J. Int. Financial Markets**, Inst. Money inpress. <http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>.

BONE, Rosemarie Broker; RIBEIRO, Eduardo Pontual. Eficiencia Fraca, Efeito Dia-da-Semana e Efeito Feriado no mercado Acionário Brasileiro: Uma Análise Empírica Sistemática e Robusta. **RAC**, v.6, n.1, Jan/Abr. 2002

BOUOYOUR, J.; SELMI, R.; TIWARI, A. Is Bitcoin business income or speculative bubble? Unconditional vs. conditional frequency domain analysis. **Ann. Financ. Econ.** 10 (1), 1–23. 2015

BOURI, E. GUPTA, R. TIWARI, A.K.; ROUBAUD, D. Does Bitcoin hedge global uncertainty? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile regressions. **Finance Res. Lett.** 23, 87–95. <http://dx.doi.org/10.1016/j.frl.2017.02.009>. 2017

BRAUNEIS, Alexander; MESTEL, Roland. Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework. Elsevier. **Finance research Letters**. <http://doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.008>. 2018

CALDEIRA, J.F.; MOURA, G.V.; SANTOS, A.A.P. TESSARI, C. Seleção de carteiras com modelos fatorialis heterocedásticos: Aplicação para fundos de fundos multimercados. **Revista de Administração Mackenzie**, 15(2), 127-161. doi:10.1590/S1678-69712014000200006. 2014

CHAN, Stephen; CHU, Jeffrey; NADARAJAH, Saralees; OSTERRIEDER, Joerg. A Statistical Analysis of Cryptocurrencies. **Journal of Risk and Financial Management**. May/2017

CHATTERJEE, Jyotir Moy Chatterjee; SONG, Le Hoang; GHATAK, Srijani; KUMAR, Raghvendra; KHARI, Manju. BitCoin exclusively informational money: a valuable review from 2010 to 2017. Springer Science+Business Media B.V. 2017

CHEAH, Eng-Tuck; FRY, John. Speculative bubbles in Bitcoin markets? Na empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. **Journal Elsevier - Economics Letters**. Feb/2015

CHU, Jeffrey; CHAN, Stephen; NADARAJAH, Saralees; OSTERRIEDER, Joerg. GARCH Modelling of Cryptocurrencies. **Journal of Risk and Financial Management**. Oct/2017.

COINBASE e ARK Invest. (2017). Bitcoin: Ringing the bell for a new asset class. Disponível em [http://research.ark-invest.com/hubfs/1\\_Download\\_Files\\_ARK-Invest/White\\_Papers/Bitcoin-Ringing-The-Bell-For-A-New-Asset-Class.pdf](http://research.ark-invest.com/hubfs/1_Download_Files_ARK-Invest/White_Papers/Bitcoin-Ringing-The-Bell-For-A-New-Asset-Class.pdf)

DARRAT, Ali F; ZHONG, Maosen. On Testing the Random-Walk Hypothesis: A Model-Comparison Approach. **The Financial Review** 35. P 105-124. 2000

DECOURT, Roberto Frota; CHIHAN, Usman W.; PERUGINI, Maria Letizia. Bitcoin returns and the Weekday Effect. Ssrn.com Unisinos. 2019

DICKEY, D. A., and FULLER, W. A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **Journal of the American Statistical Association** 74: 427–43 . 1979

DINIZ, Eduardo Henrique. Emerge uma nova tecnologia disruptiva. **GVexecutivo**. V16 . N2. Mar/Abr 2017

DINIZ, Eduardo. O Blockchain veio pra ficar. **GV Executivo**. Tecnologia. V 17, n3, maio/junho 2018

FAMA, E. e FRENCH, K. “Permanent and Temporary Components of Stock Prices”, **Journal of Political Economy**, 96: 301-325. 1988

FAMA, E.F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, **Journal of Finance**, v. 25, p. 383-417, 1970.

FORTI, Cristiano Augusto Borges; PEIXOTO, Fernanda Maciel; SANTIAGO, Wagner de Paulo. Hipotese da Eficiencia de mercado: um estudo exploratório no mercado de capitais brasileiro. **Gestão & Regionaliade** – vol. 25, n. 75, set-dez. 2009

GRACZYK, Michelle B; QUEIROZ, Silvio M. Duarte. Volatility – Trading volume intraday correlation profiles and its nonstationary features. **Physica A** 508. Elsevier. 2018

HALFELD, Mauro; TORRES, Fabio de Freitas Leitão. Finanças comportamentais: a aplicações no contexto brasileiro. **REA – Revista de Administração de Empresas**, vol 41, n.2, 2001

HOTZ-BEHOFSTITS, Christian; HUBER, Florian; ZORNER, Thomas Otto. Predicting cryptocurrencies using sparse non-Gaussian state space models. **Journal of Forecasting**. DOI: 10.1002/for.2524. February/2018

LI, Xin; WANG, Chong Alex. The technology and economic determinants of cryptocurrency Exchange rates: The case of Bitcoin. **Journal Decision Support Systems**. Dec/2016

MA, Zhaofeng; HUANG, Weihua; BI, Wei; GAO, Hongmin; WANG, Zhen. A master-slave blockchain paradigm and application in digital rights management. China Communications. Security & Management. August/2018

MUSSA, Adriano; YANG, Edward; TROVÃO, Ricardo. FAMÁ, Rubens. Hipotese de mercados eficientes e finanças comportamentais: as discussões persistem.– v.11 – n. 1 – 2008

PHILLIP, Andrew; CHAN, Jennifer S.K.; PEIRIS, Shelton. A new look at Cryptocurrencies. **Journal Economic Letters**. Nov/2017

PLEROU, V.; GOPIKRISHNAN, P.; ROSENOW, B.; NUNE, L.Amaral; STANLEY, H.E., Universal and nonuniversal properties of cross correlations in financial time series, **Phys. Rev. Lett.** 83 (1999) 1471–1474.

RABELO JUNIOR, Tarcísio Saraia; IKEDA, Ricardo Hirata. Mercados eficientes e arbitragem: um estudo sob o enfoque das finanças comportamentais. **Revista Contabilidade & Finanças – USP**, São Paulo, n.24, p 97-107, janeiro/abril. 2004

SILVA, Juliana Xavier Serapio da Silva; BARBEDO, Claudio Henrique da Silveira; ARAUJO, Gustavo Silva. Há efeito manada em ações com alta liquidez do Mercado Brasileiro?. Banco Central do Brasil. Trabalhos para discussão. 386. Abril/2015

STATMAN, MEIR, AND STEVEN THORLEY. 1999. "Overconfidence, Disposition and Trading Volume." Working paper. Santa Clara University.

STOSIC, Darko; STOSIC, Dusan; LUDERMIR, Teresa B.; STOSIC, Tatijana. **Collective behavior of cryptocurrency price exchanges**. Physica A 507. Elsevier. 2018

Valente Filho, João; Forte, Denis; Haddad Junior, Eli. ARE CRYPTOCURRENCIES UNBIASED? THE CASE OF BITCOIN IN BRAZIL . **Applied Management Finances**. AMA21. 2020.

YOSHINAGA, Cláudia E.; ODA, André Luiz & FAMÁ, Rubens. Análise da sobrerreação de preços no mercado de ações brasileiro no período 1995- 2003. In: VIII SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO DA FEA/USP. Anais... São Paulo: Semead, 2005.

ZHANG, Wei; WANG, Pengfei; LI, Xiao; SHEN, Dehua. Quantifying the cross-correlations between online searches and Bitcoin market. **Physica A**. Elsevier. 2018

# Anexo 1

## TESTES DE RAÍZES UNITÁRIAS – SISTEMA EURO X REAL

./\* ----- SISTEMA EURO X REAL ----- \*/

. dfuller kraken\_bit\_euro

Dickey-Fuller test for unit root            Number of obs =    699

	----- Interpolated Dickey-Fuller -----		
Test	1% Critical	5% Critical	10% Critical
Statistic	Value	Value	Value
Z(t)	-27.005	-3.430	-2.860
	-2.570		

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

. dfuller mb\_bit\_real

Dickey-Fuller test for unit root            Number of obs =    699

	----- Interpolated Dickey-Fuller -----		
Test	1% Critical	5% Critical	10% Critical
Statistic	Value	Value	Value
Z(t)	-25.721	-3.430	-2.860
	-2.570		

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

. vecrank kraken\_bit\_euro mb\_bit\_real

Johansen tests for cointegration

Trend: constant                            Number of obs =    698  
Sample: 03jul2017 - 31may2019            Lags =            2

			5%		
maximum			trace	critical	
rank	parms	LL	eigenvalue	statistic	value
0	6	2493.0342	.7494881	15.41	
1	9	2738.811	0.50551	257.9345	3.76
2	10	2867.7783	0.30894		

. varsoc kraken\_bit\_euro mb\_bit\_real

Selection-order criteria

Sample: 05jul2017 - 31may2019            Number of obs =    696

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	2790.77				1.1e-06	-8.01372	-8.00867	-8.00066
1	2845.8	110.05	4	0.000	9.8e-07	-8.16033	-8.14518	-8.12115
2	2861.14	30.69	4	0.000	9.5e-07	-8.19293	-8.16768*	-8.12763*
3	2866.37	10.456*	4	0.033	9.4e-07*	-8.19646*	-8.16111	-8.10503
4	2869.9	7.0681	4	0.132	9.5e-07	-8.19512	-8.14967	-8.07757

Endogenous: kraken\_bit\_euro mb\_bit\_real

Exogenous: \_cons

. vec kraken\_bit\_euro mb\_bit\_real, lags(3)

Vector error-correction model

Sample: 04jul2017 - 31may2019            Number of obs =    697

AIC = -7.951617  
 Log likelihood = 2784.139      HQIC = -7.918829  
 Det(Sigma\_ml) = 1.16e-06      SBIC = -7.866814

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
D_kraken_bit_e~o	6	.050383	0.3932	447.7902	0.0000
D_mb_bit_real	6	.04839	0.3751	414.8184	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
D_kraken_bit_euro						
_ce1						
L1.	-.8852505	.19117	-4.63	0.000	-1.259937	-.5105641
kraken_bit_euro						
LD.	-.1195595	.1469243	-0.81	0.416	-.4075259	.1684068
L2D.	.0066586	.0855455	0.08	0.938	-.1610076	.1743247
mb_bit_real						
LD.	-.5861311	.145555	-4.03	0.000	-.8714136	-.3008486
L2D.	-.3603974	.0852828	-4.23	0.000	-.5275486	-.1932461
_cons	-.000077	.0019084	-0.04	0.968	-.0038174	.0036634
-----						
D_mb_bit_real						
_ce1						
L1.	.8921081	.1836082	4.86	0.000	.5322427	1.251973
kraken_bit_euro						
LD.	-.4391313	.1411126	-3.11	0.002	-.715707	-.1625557
L2D.	-.0964484	.0821617	-1.17	0.240	-.2574824	.0645856
mb_bit_real						
LD.	-.2145851	.1397975	-1.53	0.125	-.4885831	.0594129
L2D.	-.2430266	.0819094	-2.97	0.003	-.4035661	-.0824871
_cons	-.0000764	.0018329	-0.04	0.967	-.0036689	.003516
-----						

Cointegrating equations

Equation	Parms	chi2	P>chi2
_ce1	1	2875.574	0.0000

Identification: beta is exactly identified

Johansen normalization restriction imposed

beta	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
_ce1						
kraken_bit_euro	1	.	.	.	.	.
mb_bit_real	-1.009429	.0188241	-53.62	0.000	-1.046323	-.9725341
_cons	.0001638	.	.	.	.	.
-----						

## Anexo 2

### TESTES DE RAÍZES UNITÁRIAS – SISTEMA DOLAR X REAL

```
./* ----- SISTEMA DOLLAR X REAL ----- */
```

```
.dfuller gdax_bit_dolar
```

```
Dickey-Fuller test for unit root           Number of obs = 699
```

```
----- Interpolated Dickey-Fuller -----
      Test      1% Critical   5% Critical   10% Critical
Statistic      Value       Value       Value
-----
Z(t)    -26.854    -3.430    -2.860    -2.570
```

```
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000
```

```
.dfuller mb_bit_real
```

```
Dickey-Fuller test for unit root           Number of obs = 699
```

```
----- Interpolated Dickey-Fuller -----
      Test      1% Critical   5% Critical   10% Critical
Statistic      Value       Value       Value
-----
Z(t)    -25.721    -3.430    -2.860    -2.570
```

```
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000
```

```
.vecrank gdax_bit_dolar mb_bit_real
```

Johansen tests for cointegration

```
Trend: constant           Number of obs = 698
Sample: 03jul2017 - 31may2019           Lags = 2
```

```
-----
                    5%
maximum             trace critical
rank  parms  LL  eigenvalue statistic value
 0   6  2501.1522 . 719.2735  15.41
 1   9  2730.7321 0.48202 260.1137  3.76
 2  10  2860.7889 0.31110
```

```
.varsoc gdax_bit_dolar mb_bit_real
```

Selection-order criteria

```
Sample: 05jul2017 - 31may2019           Number of obs = 696
```

```
+-----+
|lag| LL  LR  df  p  FPE  AIC  HQIC  SBIC |
+-----+
| 0 | 2804.69           1.1e-06 -8.05371 -8.04866 -8.04065 |
| 1 | 2840.45 71.514  4 0.000 9.9e-07 -8.14497 -8.12982 -8.10578* |
| 2 | 2852.72 24.538  4 0.000 9.7e-07 -8.16873 -8.14348 -8.10342 |
| 3 | 2861.73 18.025* 4 0.001 9.6e-07 -8.18313 -8.14778* -8.0917 |
| 4 | 2866.22 8.9858  4 0.061 9.6e-07* -8.18455* -8.1391 -8.067 |
+-----+
```

Endogenous: gdax\_bit\_dolar mb\_bit\_real

Exogenous: \_cons

```
.vec gdax_bit_dolar mb_bit_real, lags(4)
```

Vector error-correction model

```
Sample: 05jul2017 - 31may2019           Number of obs = 696
                                     AIC           = -7.970376
```

```
Log likelihood = 2790.691           HQIC           = -7.927448
```

Det(Sigma\_ml) = 1.13e-06 SBIC = -7.859354

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
D_gdax_bit_dolar	8	.050117	0.4093	476.6729	0.0000
D_mb_bit_real	8	.048081	0.3858	432.0848	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----+-----						
D_gdax_bit_dolar						
_ce1						
L1.	-.9276814	.2342254	-3.96	0.000	-1.386755	-.468608
gdax_bit_dolar						
LD.	-.1431222	.194016	-0.74	0.461	-.5233865	.2371422
L2D.	-.0809588	.1441322	-0.56	0.574	-.3634528	.2015352
L3D.	-.0819763	.08561	-0.96	0.338	-.2497688	.0858162
mb_bit_real						
LD.	-.6124693	.1949972	-3.14	0.002	-.9946569	-.2302818
L2D.	-.3836061	.1446558	-2.65	0.008	-.6671263	-.1000858
L3D.	-.0747954	.087337	-0.86	0.392	-.2459727	.0963819
_cons	-.0000735	.0018997	-0.04	0.969	-.0037969	.0036499
-----+-----						
D_mb_bit_real						
_ce1						
L1.	.9051648	.2247075	4.03	0.000	.4647462	1.345583
gdax_bit_dolar						
LD.	-.5863574	.186132	-3.15	0.002	-.9511694	-.2215454
L2D.	-.3136651	.1382753	-2.27	0.023	-.5846798	-.0426505
L3D.	-.1490852	.0821312	-1.82	0.069	-.3100593	.011889
mb_bit_real						
LD.	-.1412235	.1870734	-0.75	0.450	-.5078805	.2254336
L2D.	-.1660341	.1387776	-1.20	0.232	-.4380333	.105965
L3D.	-.0373687	.083788	-0.45	0.656	-.2015901	.1268527
_cons	-.0000753	.0018225	-0.04	0.967	-.0036474	.0034968

Cointegrating equations

Equation	Parms	chi2	P>chi2
_ce1	1	2388.919	0.0000

Identification: beta is exactly identified

Johansen normalization restriction imposed

beta	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----+-----						
_ce1						
gdax_bit_dolar	1	.	.	.	.	.
mb_bit_real	-1.005068	.0205634	-48.88	0.000	-1.045371	-.9647641
_cons	.0002208	.	.	.	.	.



## Anexo 3

### TESTES DE RAÍZES UNITÁRIAS – SISTEMA EURO X DOLAR

```
./ *----- SISTEMA EURO X DOLLAR ----- */
```

```
. dfuller gdax_bit_dolar
```

```
Dickey-Fuller test for unit root      Number of obs =    699
```

```
----- Interpolated Dickey-Fuller -----
      Test      1% Critical   5% Critical   10% Critical
      Statistic  Value         Value         Value
-----
Z(t)      -26.854      -3.430      -2.860      -2.570
-----
```

```
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000
```

```
. dfuller kraken_bit_euro
```

```
Dickey-Fuller test for unit root      Number of obs =    699
```

```
----- Interpolated Dickey-Fuller -----
      Test      1% Critical   5% Critical   10% Critical
      Statistic  Value         Value         Value
-----
Z(t)      -27.005      -3.430      -2.860      -2.570
-----
```

```
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000
```

```
. vecrank gdax_bit_dolar kraken_bit_euro
```

```
Johansen tests for cointegration
```

```
Trend: constant      Number of obs =    698
Sample: 03jul2017 - 31may2019      Lags =    2
```

```
-----
                    5%
maximum            trace critical
rank  parms  LL  eigenvalue statistic value
  0    6    3151.15    .    781.2151    15.41
  1    9    3411.5804    0.52584    260.3543    3.76
  2   10    3541.7575    0.31134
-----
```

```
. varsoc gdax_bit_dolar kraken_bit_euro
```

```
Selection-order criteria
```

```
Sample: 05jul2017 - 31may2019      Number of obs =    696
```

```
+-----+
|lag| LL  LR  df  p  FPE  AIC  HQIC  SBIC |
+-----+
| 0 | 3462.17          1.6e-07 -9.94301 -9.93796 -9.92995 |
| 1 | 3508.03 91.734  4 0.000 1.5e-07 -10.0633 -10.0482 -10.0241 |
| 2 | 3531.48 46.884  4 0.000 1.4e-07 -10.1192 -10.0939* -10.0539* |
| 3 | 3536.65 10.342* 4 0.035 1.4e-07* -10.1225* -10.0872 -10.0311 |
| 4 | 3539.46 5.6338  4 0.228 1.4e-07 -10.1191 -10.0737 -10.0016 |
+-----+
```

```
Endogenous: gdax_bit_dolar kraken_bit_euro
```

```
Exogenous: _cons
```

```
. vec gdax_bit_dolar kraken_bit_euro, lags(3)
```

```
Vector error-correction model
```

```
Sample: 04jul2017 - 31may2019      Number of obs =    697
```

```
                                AIC      = -9.872216
Log likelihood = 3453.467      HQIC      = -9.839428
Det(Sigma_ml) = 1.70e-07      SBIC      = -9.787412
```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
D_gdax_bit_dolar	6	.051223	0.3804	424.2441	0.0000
D_kraken_bit_e~o	6	.051068	0.3766	417.427	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
D_gdax_bit_dolar						
_ce1						
L1.	-1.041102	.5392942	-1.93	0.054	-2.098099	.0158956
gdax_bit_dolar						
LD.	-.4300588	.4021022	-1.07	0.285	-1.218165	.3580471
L2D.	-.4507576	.2341064	-1.93	0.054	-.9095977	.0080825
kraken_bit_euro						
LD.	-.293904	.4112075	-0.71	0.475	-1.099856	.5120478
L2D.	.1196304	.2393776	0.50	0.617	-.3495411	.5888019
_cons	-.0000832	.0019402	-0.04	0.966	-.0038859	.0037196
-----						
D_kraken_bit_euro						
_ce1						
L1.	.7921177	.5376723	1.47	0.141	-.2617007	1.845936
gdax_bit_dolar						
LD.	-.8292684	.400893	-2.07	0.039	-1.615004	-.0435327
L2D.	-.5587808	.2334023	-2.39	0.017	-1.016241	-.1013206
kraken_bit_euro						
LD.	.1164272	.4099708	0.28	0.776	-.6871008	.9199553
L2D.	.2334469	.2386577	0.98	0.328	-.2343137	.7012074
_cons	-.0001093	.0019344	-0.06	0.955	-.0039006	.003682

Cointegrating equations

Equation	Parms	chi2	P>chi2
_ce1	1	24595.08	0.0000

Identification: beta is exactly identified

Johansen normalization restriction imposed

beta	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
_ce1						
gdax_bit_dolar	1	.	.	.	.	.
kraken_bit_euro	-1.016072	.0064789	-156.83	0.000	-1.028771	-1.003374
_cons	.000085	.	.	.	.	.