

**FUNDAÇÃO ESCOLA DE COMÉRCIO ÁLVARES PENTEADO –
FECAP
MESTRADO PROFISSIONAL EM ADMINISTRAÇÃO**

LUCAS EDUARDO LIMA ORSI

**O IMPACTO DO MERCADO FUTURO NA VOLATILIDADE DOS
PREÇOS DE FECHAMENTO *SPOT* DE BITCOINS**

**São Paulo
2021**

LUCAS EDUARDO LIMA ORSI

**O IMPACTO DO MERCADO FUTURO NA VOLATILIDADE DOS
PREÇOS DE FECHAMENTO *SPOT* DE BITCOINS**

Artigo apresentado à Fundação Escola de Comércio
Álvares Penteado - FECAP, como requisito para a
obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Joelson Oliveira Sampaio

**São Paulo
2021**

FUNDAÇÃO ESCOLA DE COMÉRCIO ÁLVARES PENTEADO - FECAP

CENTRO UNIVERSITÁRIO ÁLVARES PENTEADO

Prof. Dr. Edison Simoni da Silva
Reitor

Prof. Dr. Ronaldo Fróes de Carvalho
Pró-reitor de Graduação

Prof. Dr. Alexandre Sanches Garcia
Pró-reitor de Pós-Graduação

FICHA CATALOGRÁFICA

076e	<p>Orsi, Lucas Eduardo Lima</p> <p>O impacto do mercado futuro na volatilidade dos preços de fechamento spot de bitcoins/ Lucas Eduardo Lima Orsi. - - São Paulo, 2021.</p> <p>26 f.</p> <p>Orientador: Prof. Dr. Joelson Oliveira Sampaio</p> <p>Artigo (mestrado) – Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado - FECAP - Centro Universitário Álvares Penteado – Programa de Mestrado Profissional em Administração.</p> <p>1. Blockchains. 2. Moeda. 3. Transferência eletrônica de fundos. 4. Indústria de serviços financeiros – inovações tecnológicas.</p>
------	---

CDD 332.4

Bibliotecário responsável: Daniele Maria de Sousa, CRB- 8/2385

LUCAS EDUARDO LIMA ORSI

**O IMPACTO DO MERCADO FUTURO NA VOLATILIDADE DOS PREÇOS DE
FECHAMENTO SPOT DE BITCOINS**

Artigo apresentado ao Centro Universitário Álvares Penteado, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Administração de Empresas

COMISSÃO JULGADORA:

Prof. Dr. Humberto Gallucci Netto
Universidade Federal de São Paulo - UNIFESP

Prof. Dr. Vinicius Augusto Brunassi Silva
Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado – FECAP

Prof. Dr. Joelson Oliveira Sampaio
Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado – FECAP
Professor Orientador – Presidente da Banca Examinadora

São Paulo, 10 de setembro de 2021

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por me proporcionar saúde, vitalidade e oportunidades que culminaram na realização deste título.

À FECAP, seu corpo docente, direção e administração por me proporcionarem o conhecimento, as ferramentas e o caminho para ascender como mestre formado por essa nobre instituição.

Ao meu orientador, professor doutor Joelson Oliveira Sampaio por todo apoio, prontidão e exemplo de conhecimento a mim fornecido.

À família, pais, irmãos e namorada pela paciência, compreensão e amor dos quais sem, não seria capaz de percorrer esta longa jornada: esta conquista é nossa.

Aos amigos de classe, que forneceram a cumplicidade e a união que tanto precisamos em determinados momentos do curso, pessoas que levarei, sem dúvida alguma, para sempre em meus pensamentos e coração.

E a todas as pessoas que, direta ou indiretamente, fizeram parte da realização deste sonho, a todos vocês, o meu muito obrigado.

O Impacto do Mercado Futuro na Volatilidade dos Preços de Fechamento *Spot* de Bitcoins

Lucas Eduardo Lima Orsi
Mestre em Administração
E-mail: lucas_orsi@hotmail.com

Resumo

O presente estudo utiliza os retornos diários dos preços de fechamento da criptomoeda Bitcoin empregados no modelo de volatilidade GARCH para testar se a implementação do mercado futuro de Bitcoins teve impacto na volatilidade dos preços negociados à vista. A literatura aponta que a introdução de instrumentos de regulamentação e previsão de ativos financeiros auxilia na alteração da percepção de risco e, conseqüentemente, da volatilidade dos ativos. Em concordância com a literatura abordada, o resultado do estudo sugere uma redução nos níveis de volatilidade do ativo-subjacente (Bitcoin) após a implementação de instrumento derivativo pela *Chicago Board Options Exchange* – CBOE.

Palavras-chave: Bitcoin. Criptomoeda. Criptoativos. GARCH. Volatilidade.

Abstract

The present study uses the daily returns of the closing prices of the Bitcoin applied in the GARCH volatility model to test whether the implementation of the Bitcoin futures market had an impact on the volatility of the spot prices. The literature points out that the introduction of instruments for regulating and forecasting financial assets helps to change the perception of risk and, consequently, the volatility of assets. In agreement with the literature discussed, the result suggests a reduction in the volatility levels of the underlying asset (Bitcoin) after the implementation of a derivative instrument traded at Chicago Board Options Exchange – CBOE.

Keywords: Bitcoin. Cryptocurrency. Cryptoassets. GARCH. Volatility.

1 Introdução

O advento do Blockchain como nova tecnologia de segurança para transações virtuais fomentou o mercado financeiro com produtos que até então não poderiam ter sua confidencialidade e integralidade garantidas, e junto com essa nova plataforma de transações surgem, na primeira década do século 21, as criptomoedas, que possuem como principal função realizar transações financeiras através de preços determinados via negociação em mercado mundial.

A criptomoeda mais ativa no mundo é o Bitcoin, moeda digital que possui forte caráter descentralizador, não regulada pelas autoridades monetárias globais, negociada 24/7 e desde seu lançamento já possui uma oferta pré estabelecida: 21 milhões de unidades. Introdução

Com essa oferta perfeitamente inelástica no longo prazo, estima-se que por volta de 2040 o mercado de Bitcoins atinja o número de 21 milhões de unidades¹ (lavorschi, 2013), o que finaliza para o Bitcoin justamente uma parte fundamental para a manutenção dos fundamentos do mercado de criptomoedas: a emissão de novos Bitcoins através da quebra de novas camadas de criptografia dos códigos-fonte, popularmente denominado como mineração de Bitcoins.

Além do limitador no que tange à disponibilidade de novas unidades no mercado, outras variáveis devem ser consideradas quando se fala de Bitcoins: há uma taxa, decrescente ao longo do tempo (apêndice 2), que esses ativos são disponibilizados no mercado. Por mais que a demanda se altere, a oferta no curto prazo não irá reagir de maneira provocativa às modificações de humor do mercado: a oferta de Bitcoins segue algoritmos criptografados que necessitam de poder computacional elevado para serem quebrados e, conseqüentemente, liberar mais Bitcoins para negociação.

Percebe-se aqui que o mercado de criptomoedas, especificamente o de Bitcoins, não segue padrões de mercado usuais: tomemos como exemplo um agricultor que possui cultivo de milho e soja e o mercado está experimentando um ciclo de alta nos preços da soja. O agricultor, na figura de detentor do bem de

¹O Bitcoin, por conta de sua criptografia, foi desenhado para fornecer o número máximo de 21 milhões de unidades da criptomoeda, com uma taxa de decaimento de Bitcoins extraídos por bloco minerado (Bitcoins por bloco) com estimativa para atingir o número máximo em 2040 (lavorschi, 2013).

produção, possui a escolha de aumentar o cultivo de soja em detrimento do cultivo de milho e, assim, maximizar seus retornos na próxima safra. Com a oferta inelástica de Bitcoins e a iminência da disponibilização máxima do criptoativo, não conseguimos encontrar o preço de equilíbrio através de ajustes na oferta e na demanda, por mais que os assim denominados mineradores de Bitcoins queiram aumentar sua disponibilização de criptomoedas ao mercado, por mais que invistam em máquinas mais potentes, recursos mais refinados e capacidade processual para quebrar a criptografia do sistema, o máximo que conseguirão será aumentar marginalmente a oferta de Bitcoins ao mercado, pois existem barreiras exógenas à dinâmica do mercado que não podem ser ultrapassadas.

Com o objetivo de prever e proteger o mercado contra variações futuras nos preços dos Bitcoins, em outubro de 2017 iniciou-se as operações de compra e venda de derivativos de Bitcoins (futuro de Bitcoins) pela *Chicago Board Options Exchange* (CBOE), bolsa de derivativos de Chicago que opera 24/7. A NASDAQ tinha planos similares para o início de 2018, mas com as incertezas de mercado e tendências de desaceleração da economia norte-americana, planeja iniciar suas operações com futuro de Bitcoin em 2019, bem como a NYSE com sua plataforma Bakkt.

A relação entre volatilidade dos preços à vista (*spot prices*) e seus respectivos ativos derivados – derivativos –, bem como a dinâmica de transmissão das informações entre o mercado futuro e o mercado à vista tem sido tema de interesse entre acadêmicos nas últimas décadas (Antoniou & Holmes, 1995; Bae, Kwon & Park, 2004; Debasish, 2008; Karmakar, 2009; Yilgor & Mebounou, 2016), mas pouco se sabe sobre os efeitos do mercado futuro nos preços *spot* de criptomoedas, sobretudo por serem ativos financeiros relativamente novos e por apresentarem dinâmicas muito particulares que envolvem, principalmente, premissas limitadoras fortes relacionadas à oferta de longo prazo.

O objetivo do presente estudo é contribuir à temática e testar, utilizando o modelo econométrico de volatilidade GARCH, se o início das operações de derivativos de Bitcoins através da CBOE causou impacto na volatilidade dos preços à vista de Bitcoins, utilizando para isso os preços de fechamento (*last prices*) realizados diários do mercado *spot* entre os anos de 2017 e 2018. As conclusões obtidas a partir do estudo servirão para elucidar se a tomada de decisão, no que tange o cenário especulativo do mercado financeiro, sofre modificações com um grau maior de

informações sobre o futuro e, conseqüentemente, sobre a própria percepção de risco em si.

2 Revisão Literária

O Bitcoin é uma *commodity* que ainda não encontrou uma regulação que respeite a dinâmica peculiar de seu mercado (Prentis, 2015). Com negociações mundiais 24/7, uma oferta elástica no curto prazo, perfeitamente inelástica no longo prazo e descentralizada, agências regulatórias em todo o mundo encontraram dificuldades para conseguir capturar as necessidades desse criptoativo e adequá-las às normas e procedimentos transacionais exigidos.

Um primeiro passo para o enquadramento dos Bitcoins aos sistemas financeiros mundiais foi dado em março de 2013 quando a FinCEN² lançou um *Bank Secrecy Act (BSA)* com o propósito de clarificar e educar o mercado em relação às aplicações das moedas virtuais³. Essa portaria contém informações de como as pessoas deveriam entender melhor a criação, obtenção, distribuição, negociação, aceitação ou transmissão de criptomoedas, principalmente com o intuito de prever lavagem de dinheiro e regular a transmissão de informação, por parte dos bancos e instituições financeiras, de como elas deveriam reportar dados referentes às transações dos clientes envolvendo criptoativos.

O BSA foi uma das primeiras tentativas de um governo de especificar o papel e funções de criptomoedas e como elas interagem com o mercado, além de ser um dos primeiros documentos a explorar a natureza desses ativos, classificando-os como *commodities*. Existem discussões na literatura sobre criptomoedas sobre a qual classe de ativos elas pertencem, nos primórdios da existência dos criptoativos, pela própria denominação, as criptomoedas eram, e ainda são, muito comumente associadas diretamente às moedas fiduciárias⁴, o que é uma associação equivocada, pois os criptoativos – especialmente o Bitcoin – não guardam algumas características que as moedas fiduciárias detêm, sobretudo no que tange reserva de valor.

Segundo Yermack (2013), o maior obstáculo para o Bitcoin ser aceito como moeda é justamente sua volatilidade, que encarece e inviabiliza, por exemplo, a

²The Financial Crimes Enforcement Network - órgão regulatório norte Americano sobre crimes financeiros.

³Fin. Crimes Enf't Network, Dep't of the Treas., FIN-2013-G001, Application of FinCEN's Regulations to Persons Administering, Exchanging, or Using Virtual Currencies (18/03/2013).

⁴Título que não é lastreado a nenhum metal e que não possui valor intrínseco, seu valor advém do sistema de confiança mútua ao qual ele pertence.

manutenção de sua função como reserva de valor e consequente utilização nos mercados. Isso inviabiliza uma maior confiança, por parte do comércio internacional, da adoção em massa do Bitcoin como meio de pagamento. Luther e Withe (2014) completam que a forte oscilação do Bitcoin o impede de ser um meio de se guardar poder de compra – característica intrínseca das moedas fiduciárias – tornando o Bitcoin demasiado arriscado para ser utilizado como moeda no curto prazo.

Outra coisa que impede os Bitcoins de serem encarados como moeda fiduciária pelo mercado é justamente sua inelasticidade na oferta de longo prazo. Ainda de acordo com Yermack (2015) e como mencionado em Lavorschi (2013), o limite absoluto de Bitcoins se dá na marca de 21 milhões de moedas e, em decorrência da criptografia, não conseguiremos ultrapassá-la, o que impediria que ajustes oportuno por parte dos (ainda inexistentes) órgãos reguladores, por exemplo, possam ser realizados na oferta futura. Sem essa possibilidade, no longo prazo se torna difícil compilar as características necessárias ao Bitcoin para que ele se torne uma moeda economicamente e tecnicamente viável.

Gervais, Karame, Capkun e Capkun (2014) vão além e questionam o caráter descentralizado do Bitcoin, apontando que a descentralização das criptomoedas muitas vezes não encontra aderência no mundo real e os serviços, a mineração, os *decision makers* e os protocolos de controle estão concentrados nas mãos de alguns poucos *players* globais, o que enviesa o mercado e as tomadas de decisão realizadas nele. O argumento aqui é que muitos dos protocolos de atualização do mercado de Bitcoins e resolução de incidentes não são descentralizados, pois são protocolos controlados por um pequeno grupo de administradores. Isso cria uma ironia no mercado: muitos investidores de Bitcoins optam pela criptomoeda justamente por seu caráter descentralizado, mas não conseguem enxergar a forte influência que essa característica clusterizada dos bastidores do Bitcoin possui no dia a dia do mercado. Podemos observar essa característica em momentos em que há uma movimentação abrupta no preço de negociação do Bitcoin quando uma corretora que detém uma parcela grande do volume negociado tem problemas em sua plataforma.

Thenmozhi (2002) argumenta que o mercado futuro e à vista são ligados pela arbitragem, em que especuladores liquidam posição em um dos mercados para tomar uma posição similar no outro com melhores preços, por exemplo, quando o preço observável futuro está acima ou abaixo do preço teórico do mercado futuro, investidores arbitrários irão vender ou comprar derivativos, alterando a curva de

preços futuros e, conseqüentemente, dos próprios derivativos. Thenmozhi (2002) ainda afirma que a ligação entre os dois mercados pode ser medida pela velocidade em que há absorção das informações via preço, o quão rápido um mercado reage às mudanças no outro.

A introdução de derivativos na economia é muitas vezes vista com ceticismo ao abrir margem para especulações e arbitragens que distorcem os fluxos de investimento e formação de preços: há sempre uma preocupação no mercado de que isso possa ter impacto na volatilidade dos preços *spot*, levando à imprevisibilidade dos mercados. Ao longo dos anos, vários estudos jogaram luz à temática dos derivativos e mostraram que na verdade eles podem auxiliar o mercado na tomada de decisões mais assertivas ao permitirem maior transparência no mercado *spot* precificando alterações relevantes, além de reduzir a assimetria de informação com a melhora da qualidade das informações disponibilizadas no mercado bem como com a rapidez das operações (Çimen, 2014).

Já Shyy, Vijayraghavan e Cott-Quinn (1996) mencionam que a proporcionalidade de impacto não é a mesma entre os mercados: ao passo que alterações percebidas por investidores no mercado futuro levam a grandes movimentos no mercado à vista, mudanças consideráveis no mercado *spot* não guardam a mesma proporção no mercado futuro, sugerindo que os investidores especuladores utilizam o sentimento do mercado futuro para balizar suas posições no mercado *spot*.

No que tange o mercado de capitais, a assimetria de informação representa um ponto de atenção na hora da interação entre os diversos investidores por ocasionar muitas vezes ataques especulativos e, conseqüentemente, retornos anormais⁵ nos preços de curto prazo dos ativos financeiros. Dierkens (1991) demonstrou a relação entre assimetria de informação e alterações em preços de mercado ao testar empiricamente modelos econométricos que consideram períodos pré e pós anúncios de fatos relevantes de empresas, utilizando como hipótese nula a ideia de que os gestores das empresas possuem maior nível de informação do que o mercado e mantém informações confidenciais relevantes mesmo após anúncio de fatos relevantes. O estudo aponta para uma relação inversa entre nível de simetria

⁵Retornos anormais (*Abnormal Returns*) é um termo aplicado aos retornos proporcionados por ativos financeiros que seguem uma trajetória diferente das taxas de retorno esperadas para esses ativos dadas as suas características.

informacional e preço dos ativos, contudo, demonstra que o efeito danoso da assimetria de informação em relação às empresas pode ser pequeno se comparado com o efeito de incertezas de mercado ou condições intrínsecas da indústria e que a falta de informação é mais prejudicial no curto prazo.

No que tange a correlação entre criptomoedas e o mercado de *commodities*, a ideia de que os mercados de energia e Bitcoins estão intrinsecamente ligados via custos de transação não é inteiramente nova, pois o gasto energético de se minerar Bitcoins constitui sua principal fonte de custos: é de se imaginar, portanto, que as variações sofridas no mercado de energia causem algum impacto nos preços observados deste criptoativo: Bouri, Jalkh, Molnár e Roubaud (2017) irão explorar justamente o efeito que os Bitcoins possuem como ativo de diversificação e *hedge* contra variações de *commodities*, especificamente sobre o efeito no mercado de energia.

Apesar da relação entre esses ativos ainda não ser totalmente clara, podemos esperar certa correlação entre preços de energia e preços negociados de Bitcoins, uma vez que assumimos que energia elétrica é insumo fundamental na produção e disponibilização de Bitcoins ao mercado, quando analisamos, *ceteris paribus*, o lado da oferta, é esperado também que o preço dos Bitcoins guarda uma relação positiva com os preços praticados de energia, pois uma vez que os custos de se minerar Bitcoins são reduzidos, podemos também esperar uma redução dos custos de transação do criptoativo. Já quando incluímos na análise a demanda, essa relação que outrora parecia linear, passa a ceder lugar para especulação de mercado, que pode tornar o mercado de Bitcoin não apenas um campo fértil para especuladores, mas passa também a fornecer abrigo contra oscilações de mercado causadas por outras *commodities* (Bouri et al., 2017).

A literatura também indica relação do mercado de Bitcoins com o mercado de petróleo (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2016) e *commodities* minerais, como por exemplo o ouro, de modo a controlar o gerenciamento de risco (Dyhrberg, 2015), até mesmo a defesa do uso de operações com Bitcoins como *hedge* contra variações do dólar (Baur, Dimpfl & Kuck, 2017).

A dinâmica de formação de preços dos Bitcoins (e dos criptoativos em geral) virou objeto de interesse no meio acadêmico há alguns anos, sobretudo no que tange os elementos determinantes desses preços, visto que essa nova categoria de ativos é uma mescla de características clássicas do mercado financeiro, uma vez que ela

possui aspectos tanto de moeda fiduciária (meio de troca), como bolha especulativa (alta volatilidade) e utilização para *hedge* de curto prazo para proteção contra outros preços de mercado e também, em alguns casos, como investimento de longo prazo.

Parte da literatura especializada defende, de maneira mais vigorosa, que a formação de preço dos Bitcoins possui raiz significativamente especulativa (Bouoiyour, 2015; Cheah & Fly, 2015; Down, 2014; Kristoufek, 2013), ou seja, os investidores utilizam os Bitcoins para formar ou desfazer posições com o objetivo de realizar ganhos no *spread* dos preços de *bid* e *ask* em um horizonte temporal relativamente curto.

Em Cheah e Fly (2015) há uma clara tentativa de quantificar a influência das investidas especulativas na formação do preço dos Bitcoins. Os autores desenvolvem um modelo econométrico com base na Teoria dos Sistemas Financeiros Complexos⁶ que captura os componentes especulativos de formação do Bitcoin. Cheah e Fly (2015) rodaram o modelo utilizando como base de dados os preços de fechamento do *Bitcoin Coindesk Index*⁷ de janeiro 2013 até novembro de 2013 a procura de indícios de que a queda acentuada nos preços dos Bitcoins em dezembro daquele ano foi precedida pela formação de uma bolha⁸. As conclusões do *paper* apontam para a formação de uma bolha no mercado de Bitcoins, além disso, o crescimento dos preços nesse período foi tão acentuado que o valor estimado dos fundamentos do Bitcoin de longo prazo foi zero, isto é, o termo que considera os fundamentos da criptomoeda na formação do preço do Bitcoin foi nulo. Por fim, os autores concluem que movimentos especulativos constituem 48,7% do preço observável do índice para o período em análise.

Parece haver um consenso no mercado de que a negociação de Bitcoins possui uma parcela especulativa, muitas vezes mais acentuada em períodos de elevação de preços do que em outros. De fato, muito autores ressaltam a utilização do Bitcoin, seja por estratégia de *hedge* ou para realização de resultado, como veículo de especulação, ressaltando sua natureza especulativa devido ao fato de não existirem

⁶Derivado da Teoria dos Sistemas Complexos, campo da física e matemática que estuda interações entre diversos conjuntos de unidades que, quando exibidos conjuntamente, apresentam um comportamento específico, diferente do que iriam exibir se observados individualmente. Para maior aprofundamento, ver Fry (2012).

⁷Disponível em <https://www.coindesk.com/price/Bitcoin>.

⁸A literatura aponta que a alta volatilidade dos preços dos Bitcoins observada em 2013 sugere a existência de uma bolha no mercado (Cheung, Roca & Su, 2015; Kristoufek, 2013; Iwamura, Kitamura & Matsumoto, 2014).

garantias de realização de rendimentos positivos em nenhuma das modalidades de negociação (Bouoiyour, Selmi, Tiwari & Olayeni, 2016), mas explorando mais profundamente a dinâmica do mercado, conseguimos encontrar na literatura algumas conclusões interessantes a respeito dos *drives* de preço dessa moeda virtual. Se parte da literatura afirma que o mercado de Bitcoins é majoritariamente ou totalmente especulativo, a outra parte aponta para indícios que o componente principal da formação dos preços dos Bitcoins é o conjunto de fundamentos que movimenta o mercado de capitais.

Em Bouoiyour et al. (2016) os resultados apontam para uma participação relevante dos fundamentos de mercado na dinâmica de formação de preço dos Bitcoins. Através da utilização do método de Decomposição em Modos Empíricos (*EMD*)⁹, os autores conseguem determinar as variáveis de impacto de curto prazo (especulativas) e as variáveis de impacto de longo prazo (fundamentos do mercado), distribuídas entre termos de alta frequência e termos de baixa frequência¹⁰, respectivamente. Apesar de uma influência considerável dos termos de alta frequência na composição do preço, os termos de baixa frequência são imperativos na análise dos *drivers* do preço da criptomoeda, evidenciando que a base da formação dos preços dos Bitcoins considera, de forma mais acentuada, os fundamentos de mercado. Os termos de curto prazo (especulativos) significativos podem ser explicados pela grande atenção atraída pelo mercado de criptomoedas desde 2009, o que atrai também um número crescente de compradores e especulações sobre o futuro das moedas digitais (Bouoiyour et al., 2016).

Dentre os estudos que ressaltam o papel dos fundamentos de mercado na formação dos preços de negociação de Bitcoins, parece haver também um consenso em relação às variáveis que guiam o mercado de criptomoedas no longo prazo. A dinâmica entre oferta e demanda, títulos e valores mobiliários atrelados ao câmbio, velocidade da moeda, índices do mercado de capitais, taxa de câmbio, preços do petróleo e oferta estimada são os principais *drivers* de formação de preço de longo prazo dos Bitcoins, essas conclusões são citadas em Bouoiyour et al. (2016) e são

⁹*Empirical Mode Decomposition*, ou EMD, é um método matemático para análise de séries temporais.

¹⁰Informações extraídas através de *Intrinsic Mode Function (IMF)*, segundo Bouoiyour et al. (2016), essa técnica consiste em segregar componentes da série temporal entre mono componentes e componentes simétricos, que variam em amplitude e frequência.

derivadas dos trabalhos de Bouoiyour e Selmi (2015), Bouoiyour, Selmi e Tiwari (2014), Ciaian et al. (2016), Kristoufek (2014) e Wijk (2013).

3 Metodologia

Os preços diários de ativos financeiros negociáveis seguem, assim como dados financeiros, uma série temporal. No entanto, a análise estatística dessas séries é de difícil mensuração já que as mudanças de preços, ao longo do tempo, são altamente correlacionadas e suas variâncias se modificam acentuadamente de um período para outro, constituindo uma série não estacionária¹¹. Gutierrez (2017) aponta que uma solução para o estudo dos preços de forma mais eficiente é através do estudo de seus retornos aritméticos¹², expresso por:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 \quad (1.1)$$

Em que:

P_t é o preço do ativo no momento t e P_{t-1} é o preço do ativo no momento anterior¹³.

A utilização dos retornos dos preços dos criptoativos é necessária em conjunto com modelos que consigam capturar e estudar de forma adequada a volatilidade das séries temporais dessa classe de ativos. Para isso, Engle (1982) sugeriu a utilização de seu modelo ARCH¹⁴ e, posteriormente, Bollerslev (1986) introduz o *Generalized ARCH* (GARCH) com foco no estudo da volatilidade que, por sua vez, adota uma utilização reduzida de parâmetros para a especificação do modelo. Essa classe de modelos tem como característica reconhecer de maneira segregada a variância incondicional da variância condicional, com a vantagem de que os modelos ARCH permitem que a variância condicional se altere ao longo do tempo (Gutierrez, 2017).

O modelo adota como premissa a homogeneidade das ponderações dos retornos ao longo da série temporal, culminando na utilização do modelo apresentado em detrimento de outros modelos da família ARCH que fazem esse tipo de distinção, como é o caso do modelo EGARCH (*exponential generalized autoregressive*

¹¹Uma série estacionária caracteriza-se por uma série temporal em que não há mudanças estruturais na média e variância ao longo dos períodos, denotando um equilíbrio ao longo da série e ausência de tendência. Um aprofundamento sobre o tema pode ser encontrado em Brockwell e Davis (2002).

¹²Um dos precursores do estudo da utilização de retornos para precificação de ativos é o Modelo de Precificação de Ativos Financeiros (*Capital Asset Pricing Model- CAPM*), desenvolvido de forma independente por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966).

¹³Em nosso caso, P_t é o preço de fechamento (*last price*) do Bitcoin do dia t e o P_{t-1} é o preço de fechamento no dia anterior.

¹⁴*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*.

conditional heteroscedastic), utilizado em outros estudos voltados para volatilidade em séries temporais financeiras.

3.1 Base de dados

A amostra considera os preços de fechamento diários¹⁵ (last price) entre os dias 05/04/2017 e 17/08/2018 de Bitcoin extraídos da base de dados do site coinmarketcap.com. Não foram encontradas, para utilização no estudo, bases acessíveis com retornos de 5 minutos como exposto no trabalho de Shi (2017), adotando assim o menor período disponível apesar dos problemas apontados em Warner e Brown (1985) sobre a utilização de uma base com retornos diários.

O período adotado como período de análise do evento é discricionário: não foi encontrado um consenso na literatura sobre o número de observações pré e pós evento que deve ser utilizado no estudo, portanto, foi adotada uma base com um período de observações simétrico pré e pós evento (250 dias para cada parte).

Para evitar contaminações da amostra com efeitos cambiais relacionados ao Real, os preços foram coletados em dólar americano (USD), gerando um total de 500 observações. Como mencionado em Shi (2017), as operações envolvendo derivativos de Bitcoin na CBOE começaram às 21hs (UTC-3)¹⁶ do dia 10/12/2017 e, tendo em vista que a base é tratada em termos diários, convencionou-se como primeiro dia de negociação sob efeito dos derivativos de Bitcoin o dia 11/12/2017.

3.2 Especificações do modelo GARCH

Um modelo GARCH (p,q), ou seja, um modelo GARCH com termo adicional de defasagem, é o modelo que define a variância condicional no tempo t de y_t , indicado por h_t , apresentado em Gutierrez (2017) como uma função linear dos quadrados dos q retornos passados e das p variâncias condicionais passadas.

O modelo GARCH pode ser descrito por:

$$y_t = x_t \beta + \varepsilon_t, \quad (1.2)$$

$$(\varepsilon_t \vee \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) \sim N(0, h), \quad (1.3)$$

E também

¹⁵Preço de fechamento de acordo com o fuso do *Coordinated Universal Time*- UTC para dias da semana.

¹⁶Adaptado para o horário oficial de Brasília (UTC-3).

$$h_t = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{p-1}^2 + \gamma h_{t-1} + \dots + \gamma_q h_{t-q}, \quad (1.4)$$

Em que x é uma variável exógena – ou predeterminada – e ε é o termo de erro aleatório.

As equações (1.2), (1.3) e (1.4) permitem que a variância condicional do termo de erro aleatório passe a depender, de maneira linear, dos comportamentos passados dos termos de erro ao quadrado. Note a essa altura que o modelo GARCH não faz distinção, pela utilização dos termos de erro ao quadrado, do sentido da variância, e sim apenas de sua magnitude. Esse modelo implica que ε_t^2 é generalizado por um processo ARMA¹⁷ com parâmetros autoregressivos $\alpha(L) + \beta(L)$, parâmetros médios móveis $-\beta(L)$ e a sequência não correlacionada em série $\{\varepsilon_t^2 - \sigma_t^2\}$ (Bollerslev, Chou & Kroner, 1992).

Bollerslev (1986) já apontava em seu *paper* original as vantagens da utilização de um GARCH (1,1) e a literatura em finanças considera essa especificação na generalização do modelo ARCH como sendo mais adequado para as especificações utilizando modelos de volatilidade (Bollerslev et al., 1992; Hansen & Lunde, 2005; Lamoureux & Lastrapes, 1990), performando de forma mais satisfatória que modelos MA¹⁸ e ARMA para os retornos dos resíduos ao quadrado (Bollerslev et al., 1992).

Partindo das demonstrações do apêndice A1 sobre a prova do teorema 1 do modelo GARCH (Bollerslev, 1986), temos que:

$$E[\gamma_t^2] = \frac{\omega}{1 - (\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{i=1}^q \beta_j)} \quad (1.5)$$

De acordo com Gutierrez (2017), seguindo as especificações de Bollerslev (1986), para a existência da variância incondicional de γ_t se faz necessário que $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{i=1}^q \beta_j < 1$, o que assegura o caráter estacionário do processo GARCH(p,q).

3.3 Modelo de regressão

O modelo é formulado utilizando o retorno aritmético dos preços diários de Bitcoin de acordo com a fórmula (1.1), configurado como:

$$r_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1, \quad (1.5)$$

¹⁷Modelo Auto-Regressivo de Médias Móveis (*Autoregressive-Moving-Average* – ARMA).

¹⁸Modelo de Médias Móveis (*Moving Average Model* – MA).

Em que r_t é o retorno das negociações do Bitcoin no tempo t , sendo $t = 1, \dots, 500$, no qual t é o número de dias da amostra e P o preço de fechamento do Bitcoin do dia em dólares americanos.

A utilização de uma *dummy* temporal é necessária para capturar o efeito do início das negociações de derivativos de Bitcoin pela Cboe a partir do dia 11/12/2017, como convencionado no tópico 1.2. A *dummy* assumirá valor 1 (um) a partir do preço de fechamento do dia 11/12/2017 e 0 (zero) caso contrário.

Um modelo de regressão linear é postulado a partir das informações capturadas e inspirado no modelo exposto em Shi (2017):

$$R_t = \alpha_t^R + \beta_t^R R_{t-1} + \tau_t^R Dummy_t + \varepsilon_t^R, \quad (1.6)$$

Em que R_t é o retorno dos preços de fechamento do Bitcoin e ε_t^R é o termo de erro estocástico.

O estudo assume que a hipótese nula é de que o parâmetro de τ_t^R não possui significância estatística e hipótese alternativa caso contrário.

4 Resultados

4.1 Resultados empíricos

Com base na equação 1.6, temos no apêndice 2 a tabela de resultado do estudo. A equação 1.6 tem os erros padrão robustos estimados via método QML (*Quasi-maximum likelihood*). As saídas do modelo apontam para uma significância, ao nível de 1%, do coeficiente da variável *dummy* temporal (*Dummy_derivativ~*) referente ao início das operações do mercado de derivativos de Bitcoin via Cboe, corroborando com indícios da existência de impacto negativo que a instauração do mercado futuro de Bitcoins possui sobre a volatilidade dos preços à vista.

Para verificação de robustez dos resultados, foram utilizadas maiores defasagens nos valores passados de variância GARCH (1,2) e GARCH (1,3), com GARCH (1) e ARCH (2), e GARCH (1) e ARCH (3), respectivamente, e a utilização da *dummy* temporal de maneira isolada como variável dependente. Os resultados obtidos com os modelos estressados permaneceram com níveis de significância abaixo de 1% para o coeficiente da *dummy* temporal no que tange à volatilidade dos preços *spot*, caracterizando consistência nos resultados obtidos com a especificação original.

5 Conclusões

Os resultados obtidos com o modelo especificado vão ao encontro dos estudos de Shi (2017) apontando para uma redução na volatilidade dos preços *spot* no mercado de Bitcoins após o início das negociações com derivativos da criptomoeda. Desfechos parecidos podem ser verificados em Lee, Stevenson e Lee (2014) para o mercado imobiliário europeu e em Çimen (2018) para o mercado de ações turco.

A explicação para os resultados encontra fundamentos em Shi (2017) e pode ser entendida por um maior acesso à disseminação de informação no mercado *spot* que a operacionalização das negociações do mercado futuro proporcionam, reduzindo o risco gerencial atrelado às operações.

Nesse sentido, o estudo contribui para o esclarecimento sobre os efeitos que o início das operações de derivativos possui sobre o ativo principal ao longo do tempo, aponta também para indícios de que a instauração de derivativos em mercados altamente voláteis pode ajudar a reduzir a percepção de risco por parte dos investidores e ajudar também a estabilizar mercados altamente especulativos.

Para futuras pesquisas, um caminho a ser tomado seria a inclusão de períodos menores de retorno (5 minutos) dos preços de Bitcoin para verificar a preservação dos resultados, associar a volatilidade dos preços de fechamento de Bitcoins com outras variáveis de interesse como, por exemplo, liquidez do ativo ou caracterizar ponderações diferentes ao longo da evolução histórica dos retornos com a utilização de modelos da família ARCH (EGARCH).

Referências

- Antoniou, A. & Holmes, P. (1995). Futures trading, information and spot price volatility: Evidence for the FTSE-100 stock index futures contract using garch. *Journal of Banking & Finance*, 19(1), 117-129. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/037842669400059C>
- Bae, S. C., Kwon, T. H., & Park, J. W. (2004). Futures trading, spot market volatility, and market efficiency: The case of the Korean index futures markets. *Journal of Future Markets*, 24(12), 1195-1228. Recuperado de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/fut.20135>
- Baur, D., Dimpfl, T. & Kuck, K. (2017). Bitcoin, gold and the US dollar: A replication and extension. *Finance Research Letters*, 25, 103-110. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1544612317305093>

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304407686900631>
- Bollerslev, T., Chou, R. Y. & Kroner, K. F. (1992). ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52(2), 5-59. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/030440769290064X>
- Bouoiyour, J. & Selmi, R., (2015). What does Bitcoin look like? *Annals of Economics and Finance*, 16 (2), 449-492. Recuperado de <https://EconPapers.repec.org/RePEc:cuf:journl:y:2015:v:16:i:2:bouoiyour>
- Bouoiyour, J. Selmi, R. & Tiwari. A. (2014). *Is Bitcoin business income or speculative bubble? Unconditional vs. conditional frequency domain analysis* (NBER Working paper No. 59595). Recuperado de <https://econpapers.repec.org/paper/pramprapa/59595.htm>
- Bouoiyour, J., Selmi, R., Tiwari, A., & Olayeni, O. (2016). What drives Bitcoin price?. *Economics Bulletin*, 36(2), 843-850. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/303327757_What_drives_Bitcoin_price
- Bouri, E., Jalkh, N., Molnár P. & Roubaud, D. (2017). Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: Diversifier, hedge or safe haven?. *Applied Economics*, 49(50), 1-11. Recuperado de <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00036846.2017.1299102?journalCode=raec20>
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). Introduction to time series and forecasting (2nd ed.). New York: Springer.
- Brown, S. & Warner, J. B. (1985). Using daily stock returns: The case of event studies. *Journal of Financial Economics*, 14 (1), 3-31. Recuperado de <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:jfinec:v:14:y:1985:i:1:p:3-31>
- Cheah, T. & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0165176515000890>
- Cheung, A., Roca, E. & Su, J-J. (2015). Crypto-currency bubbles: An application of the Phillips-Shi-Yu (2013) methodology on Mt.Gox bitcoin prices. *Applied Economics*, 47(23), 2348-2358. Recuperado de <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00036846.2015.1005827>
- Ciaian, P. Rajcaniova, M. & Kancs, A. (2016). The economics of Bitcoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799-1815. Recuperado de <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Çimen, A. (2018). The impact of derivatives on the volatility of Turkish stock market. *International Journal of Economic and Administrative Studies*, 17, 857-868. Recuperado de

https://www.researchgate.net/publication/326886411_the_impact_of_derivatives_on_the_volatility_of_turkish_stock_market

- David, Y. (2015). Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal. *Handbook of Digital Currency*, 1, 31-43. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978012802117000023?via%3Dihub>
- Debasish, S. S. (2008). Effect of futures trading on spot-price volatility: Evidence for NSE Nifty using GARCH. *Afro-Asian Journal of Finance and Accounting*, 10(1), 140-150. Recuperado de <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/15265940910924508/full/html>
- Dierkens, N. (1991). Information asymmetry and equity issues. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 26(2), 181-199. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/2331264>
- Dyhrberg, A. (2015). Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1544612315001038>
- Fry, J. (2012). *Exogenous and endogenous crashes as phase transitions in complex financial systems* (MPRA Working Paper No. 36202). Recuperado de <https://EconPapers.repec.org/RePEc:pra:mprapa:36202>
- Gervais, A., Karame, G., Capkun, V., & Capkun, S. (2014). Is Bitcoin a decentralized currency? *IEEE Security & Privacy*, 12(3), 54-60. Recuperado de <https://ieeexplore.ieee.org/document/6824541>
- Gutierrez, K. F. A. (2017). *Modelagem da volatilidade em séries temporais financeiras via modelos GARCH com abordagem Bayesiana* (Dissertação de Mestrado). Estatística Interinstitucional do ICMC e UFSCar, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, Brasil. Recuperado de <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/104/104131/tde-13112017-160115/pt-br.php>
- Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH (1,1)? *Journal of Applied Economics*, 20(7), 873-889. Recuperado de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/jae.800>
- Iavorschi, M. (2013). *The Bitcoin project and the free market* (CES Working Papers No. 2067-7693). Recuperado de <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/198271/1/ceswp-v05-i4-p529-534.pdf>
- Iwamura, M., Kitamura, Y., & Matsumoto, T. (2014). Is bitcoin the only cryptocurrency in the town? (Working Paper No. 602). Recuperado de <https://ideas.repec.org/p/hit/hituec/602.html>
- Karmakar, M. (2009). Price discoveries and volatility spillovers in S&P CNX Nifty Future and its underlying index CNX Nifty. *Vikalpa*, 34(2), 41-56. Recuperado de <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0256090920090204>

- Kristoufek, L. (2013). Bitcoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the internet era. *Scientific Reports*, 3(3415), 1-7. Recuperado de <https://www.nature.com/articles/srep03415>
- Kristoufek, L. (2015). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from Wavelet Coherence analysis. *PLOS ONE*, 10(4), 1-15. Recuperado de <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0123923>
- Lamoureux, C. G., & Lastrapes, W. D. (1990). Persistence in variance, structural change, and the GARCH model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 8(2), 225-34. Recuperado de <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07350015.1990.10509794>
- Lee, C. L. Stevenson, S., & Lee, M. (2014). Futures trading, spot price volatility and market efficiency: Evidence from European real estate securities futures. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 48(2), 299-322. Recuperado de <https://ideas.repec.org/a/kap/jrefec/v48y2014i2p299-322.html>
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/1924119>
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, 34(4), 768–783. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/1910098>
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442. Recuperado de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
- Shi, S. (2017). The impact of futures trading on intraday spot volatility and liquidity: Evidence from bitcoin market. *SSRN Electronic Journal*. Recuperado de <https://www.researchgate.net/publication/322559990>
- Shyy, G., Vijayraghavan, V., & Scott-Quinn, B. S. (1996). A further investigation of the lead-lag relationship between the cash market and stock index futures market with the use of bid–ask quotes. *The case of France. Journal of Futures Markets*, 16(4), 405–420. Recuperado de <https://www.proquest.com/openview/c04f5db327380f22c88aed0044423f42/1?pq-origsite=gscholar&cbl=47957>
- Thenmozhi, M. (2002). Futures trading, information and spot price volatility of NSE-50 index futures contract (Working Paper No. 59). Recuperado de <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/097324701100700105>
- Wijk, D. (2013). What can be expected from the Bitcoin? (Working Paper No. 345986). Recuperado de <https://www.semanticscholar.org/paper/What-can-be-expected-from-the-Bitcoin-Wijk/bf823e04011941f401cfeda24555ffc7c92e106>
- Yermack, D. (2015). Is bitcoin a real currency? An economic appraisal. *Handbook of Digital Currency*, 1, 31-43. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/286055923_Is_Bitcoin_a_Real_Currency_An_Economic_Appraisal

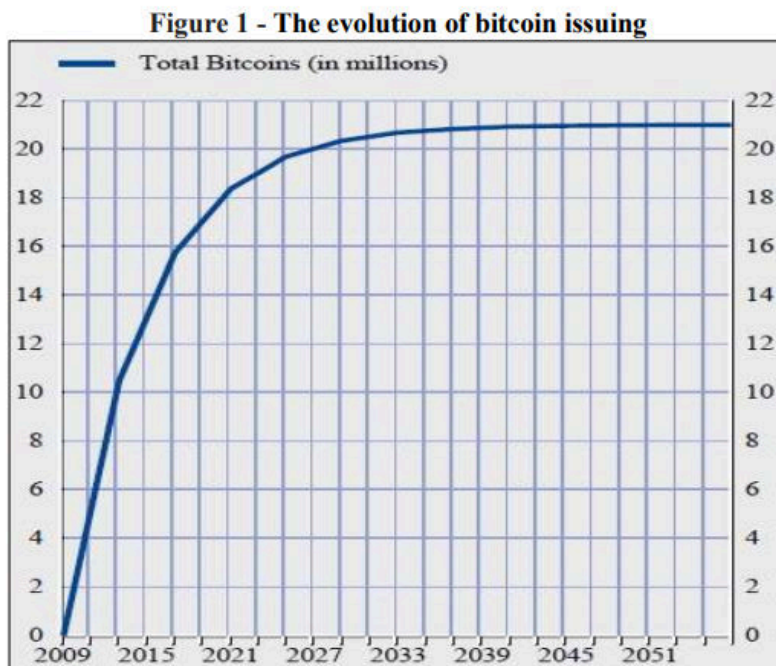
Yilgor, A., & Mebounou, C. L. C. (2016). The effect of futures contracts on the stock market volatility: An application on Istanbul stock exchange. *Journal of Business, Economics and Finance*, 5(3), 307-318. Recuperado de <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/378925>

Apêndice A - Evolução do Preço do Bitcoin



Fonte: Bloomberg L.P

Apêndice B- Projeção da Evolução da Oferta de Bitcoins até 21 Milhões de Unidades



Fonte: lavorschi (2013).

Apêndice C- Retornos Aritméticos dos Preços do Bitcoin (%)



Fonte: Coinmarketcap.com

Apêndice D- Estatística Descritiva da Variável Dependente "Return"

Observações de 05/04/2017 até 17/08/2018 para a variável "Return_t" (500 observações válidas)	
Média	0.0047679
Mediana	0.05195
Mínimo	-0.18741
Máximo	0.25247
Desvio Padrão	0.050194
Percentil de 5%	-0.07548
Percentil de 95%	0.085774

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.

Apêndice E - Resultados da Estimação do Modelo

Funções calculadas	74					
Cálculos de gradientes	20					
Modelo 1:	GARCH (1,1)					
Período	05/04/2017 até 17/08/2018					
Número de observações	500					
Variável dependente	Return_t					
Erros padrão	QML					
		Coeficiente	Erro padrão	z	p-valor	Significância
Constante	0.0109359	0.00277877	3.936	0.0001	***	
Retun_r_tl	0.021535	0.0526021	0.4094	0.6822		
Dummy_derivati~	-0.0138117	0.0037851	-3.649	0.0003	***	
Alpha (0)	0.000150738	0.000105338	1.431	1.53E-01		
Alpha(1)	0.109067	0.0489572	2.228	0.0259	**	
Beta (1)	0.832697	0.0788078	10.57	4.28E-26	***	
Variância do erro incondicional =	0.00258841					
Teste de razão de verossimilhança para termos (G)ARCH: Qui-quadrado (2) =	55.9669 [7.02992 e -13]					
Teste de normalidade dos resíduos: Hipótese nula: o erro tem distribuição Normal Estatística de teste: Qui-quadrado (2) = com p-valor =	79.5628 5.29E-18					

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.

A tabela acima reporta os resultados obtidos através da estimação do modelo presente na equação 1.6. Os resultados apresentam correção de heteroscedasticidade via estimação por QML (*Quasi-maximum likelihood*). As significâncias estatísticas são representadas por ***, ** e * para representar níveis de 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

Apêndice F - Testes de Estresse

1.1 GARCH (1,2)

Funções calculadas	527
Cálculos de gradientes	51
Modelo 2:	GARCH (1,2)
Período	05/04/2017 até 17/08/2018
Número de observações	500
Variável dependente	Return_t
Erros padrão	QML

	Coeficiente	Erro padrão	z	p-valor	Significância
Constante	0.0113024	0.00292589	3.863		***
Retunr_tl	-0.00031306	0.0503679	-0.006215		
Dummy derivati~	-0.0156612	0.00386774	-4.049	0.00005	***
Alpha (0)	0.000144735	0.000139877	1.038	2.99E-01	
Alpha(1)	0.118653	0.060113	1.974	0.0484	**
Alpha(2)	1.85E-12	0.0946298	1.95E-11	1.00	
Beta (1)	0.827072	0.130888	6.343	2.25E-10	***
Variância do erro incondicional =	0.00266669				
Teste de razão de verossimilhança para termos (G)ARCH Qui-quadrado (3) =	55.3152 [5.88111e-012]				
Aviso: Normalidade de Gradiente	1.71177				

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.

1.2 GARCH (1,3)

Funções calculadas	508
Cálculos de gradientes	35
Modelo 3:	GARCH (1,3)
Período	05/04/2017 até 17/08/2018
Número de observações	500
Variável dependente	Return_t
Erros padrão	QML

	Coeficiente	Erro padrão	z	p-valor	Significância
Constante	0.0105921	0.0029942	3.538	0.0004	***
Retunr_tl	-0.000317707	0.0506788	-0.006269	0.9950	
Dummy derivati~	-0.0119879	0.00395351	-3.032	0.0024	***
Alpha (0)	0.000140716	0.000161514	0.8712	0.3836	
Alpha(1)	0.104593	0.0552801	1.892	0.0585	*
Alpha(2)	1.00E-12	0.0930146	1.08E-11	1.0000	
Alpha(3)	2.72E-02	0.123117	2.21E-01	0.8249	
Beta (1)	0.815327	0.186287	4.377	1.20E-05	***
Variância do erro incondicional =	0.0026634				
Teste de razão de verossimilhança para termos (G)ARCH Qui-quadrado (4) =	54.5718 [3.99444e-011]				
Aviso: Normalidade de Gradiente	2.19824				

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.

1.3 GARCH (1,1) com regressão simples

Funções calculadas	74
Cálculos de gradientes	19
Modelo 4:	GARCH (1,1)
Período	05/04/2017 até 17/08/2018
Número de observações	500
Variável dependente	Return_t
Erros padrão	QML

	Coeficiente	Erro padrão	z	p-valor	Significância
Constante	0.0111227	0.00271079	4.103	4.08E-05	***
Retunr_t1	-0.0140557	0.00372778	-3.771	0.0002	***
Dummy_derivati~					
Alpha (0)	0.000146921	0.000100667	1.459	1.44E-01	
Alpha(1)	0.107661	0.0477176	2.256	0.0241	**
Beta (1)	0.835737	0.0755681	11.06	1.97E-28	***

Variância do erro incondicional =	0.00259569
-----------------------------------	------------

Teste de razão de verossimilhança para termos (G)ARCH: Qui-quadrado (2) =	55.7757 [7.73486e-013]
--	------------------------

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.

Apêndice G - Teste de Estacionariedade Dickey-Fuller Aumentado*

Teste Aumento de Dickey-Fuller para Return_t Critério: AIC Número de observações: 499 Hipótese numa de raiz unitária: a=1
--

Teste com constante Incluindo 0 defasagens de (1-L)Return_t
--

Modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + e$ Valor estimado de (a-1): -0.981375 Estatística de teste: $\tau + c(1) = -21.8733$ p-valor 1.705e-0.37 Coeficiente de 1º ordem para e: 0.000
--

Com constante e tendência incluindo 0 defasagens de (1-L)Return_t Modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + e$ Valor estimado de (a-1): -0.991266 Estatística de teste: $\tau_{ct}(1) = -22.065$ p-valor 3.004e-049 Coeficiente de 1º ordem para e: 0.001

Fonte: Coinmarketcap.com

Informações processadas via software econométrico Gretl.