

Bernardo Lembi Ramalho Maciel

**Bolhas no Mercado de Bitcoins:  
uma abordagem comportamental**

Brasília, DF

2019



Bernardo Lembi Ramalho Maciel

## **Bolhas no Mercado de Bitcoins: uma abordagem comportamental**

Monografia apresentada ao Departamento de  
Economia da Universidade de Brasília (UnB)  
como requisito parcial à obtenção do grau de  
Bacharel em Ciências Econômicas.

Universidade de Brasília

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas

Departamento de Economia

Orientador: Daniel Oliveira Cajueiro

Brasília, DF

2019

Bernardo Lembi Ramalho Maciel

Bolhas no Mercado de Bitcoins:  
uma abordagem comportamental/ Bernardo Lembi Ramalho Maciel. – Brasília, DF,  
2019-

58 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Daniel Oliveira Cajueiro

Monografia – Universidade de Brasília

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas  
Departamento de Economia, 2019.

1. Bitcoin. 2. Finanças. 3. Economia comportamental. 4. Bolhas financeiras. I.  
Orientador Daniel Oliveira Cajueiro. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade de  
Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas. IV. Bolhas  
no Mercado de Bitcoins: uma abordagem comportamental

Bernardo Lembi Ramalho Maciel

## **Bolhas no Mercado de Bitcoins: uma abordagem comportamental**

Monografia apresentada ao Departamento de  
Economia da Universidade de Brasília (UnB)  
como requisito parcial à obtenção do grau de  
Bacharel em Ciências Econômicas.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 01 de julho de 2019:

---

**Daniel Oliveira Cajueiro**  
Orientador

---

**José Guilherme de Lara Resende**  
Convidado 1

---

Convidado 2

Brasília, DF  
2019



*Este trabalho é dedicado aos grandes economistas em cujos ombros subimos hoje.*



# Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, à minha família, a meus pais, Clovis e Denise, e a meu irmão, Guilherme, cujo apoio foi sempre essencial. Agradeço também à Ana, pela ajuda na elaboração de vários trabalhos ao longo de minha graduação, pelos comentários, pelo companheirismo, e pela presença sempre radiante. Agradeço também a todos os meus professores do Departamento de Economia da UnB, que ajudaram de diferentes formas ao longo dessa trilha do conhecimento e contribuíram para meu aprendizado em suas respectivas áreas. Agradeço especialmente a meu orientador, Prof. Daniel Cajueiro, pelos conhecimentos e visões novas transmitidas, pelos comentários e orientações neste e em outros projetos. Agradeço também aos professores para os quais tive a oportunidade de auxiliar como monitor: Prof. José Guilherme de Lara Resende; Prof. Joaquim de Andrade; Prof. Maurício Bugarin. Agradeço também ao Prof. Pedro Zuchi, com o qual tive a oportunidade de trabalhar na Assessoria de Sustentabilidade Ambiental da UnB. Por fim, agradeço aos colegas e amigos, cuja presença e apoio foram vitais ao longo da jornada acadêmica até aqui.



*“The curious task of economics is to demonstrate to men how little they really know about  
what they imagine they can design.”  
(Friedrich Hayek, *The Fatal Conceit: The Errors of Socialism*, 1988)*



# Resumo

O presente estudo investigou a presença de bolhas no mercado de bitcoins, propondo explicações para tal com base em modelos comportamentais. Utilizando a metodologia PSY (PHILLIPS; SHI; YU, 2015), não só a presença de bolhas na série de preços foi confirmada com sucesso, como também os períodos de bolha foram identificados e analisados. A análise de sentimento sugere um efeito positivo do otimismo sobre o volume, mas não sobre os preços. Os modelos teóricos sugerem que as características da Bitcoin contribuem para o prolongamento dos períodos de bolha e reforçam o efeito dos *noise traders* sobre os preços. Estas análises contribuem para a compreensão dos resultados empíricos que atestam a presença de múltiplos períodos de bolha no histórico de preços.

**Palavras-chave:** Bitcoin. finanças. economia comportamental. bolhas financeiras.



# Abstract

The present study investigated the presence of bubbles in the bitcoin market, suggesting explanations for it from behavioral models. Using the PSY methodology (PHILLIPS; SHI; YU, 2015), not only was the presence of bubbles in the price series successfully confirmed, but the bubble periods were also identified and analyzed. The sentiment analysis suggests a positive effect of optimism on volume, but not on prices. The theoretical models suggest that Bitcoin's characteristics contribute to the prolongation of the bubble periods and strengthen the effect of noise traders on prices. These analyses contribute to the comprehension of the empirical results that show the presence of multiple bubble periods in the price history.

**Keywords:** Bitcoin. finance. behavioral economics. financial bubbles.



# Lista de ilustrações

Figura 1 – Série de preços da bitcoin (BTC/USD) . . . . .	27
Figura 2 – Autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) para a série de preços em nível ( <i>price</i> ) e em log ( <i>lprice</i> ) . . . . .	29
Figura 3 – Série de estatísticas BSADF e seus valores críticos . . . . .	31
Figura 4 – Série <i>lprice</i> com a variável dummy <i>bolha</i> . . . . .	32
Figura 5 – Série <i>price</i> com a variável dummy <i>bolha2</i> . . . . .	33
Figura 6 – Interesse de pesquisa relativo mensal do termo "bitcoin"no Google . . . .	34
Figura 7 – Contagem diária de notícias positivas e negativas sobre Bitcoin . . . . .	36
Figura 8 – Número de endereços ativos e períodos de bolha (2013-2014) . . . . .	46
Figura 9 – Número de endereços ativos e períodos de bolha (2017-2018) . . . . .	47



# Lista de tabelas

Tabela 1 – Estatísticas descritivas para <i>price</i> e <i>lprice</i> . . . . .	28
Tabela 2 – Testes de raiz unitária para <i>lprice</i> , série completa . . . . .	28
Tabela 3 – Testes de raiz unitária para <i>lprice</i> , subperíodo da série original . . . . .	29
Tabela 4 – Resultados das regressões do VAR . . . . .	37



# Sumário

	<b>Introdução</b> . . . . .	<b>21</b>
<b>0.1</b>	<b>Moedas privadas e Bitcoin</b> . . . . .	<b>21</b>
<b>0.2</b>	<b>Análise econômica da Bitcoin</b> . . . . .	<b>22</b>
<b>1</b>	<b>TESTES ECONOMETRÍCOS PARA A PRESENÇA DE BOLHAS</b> .	<b>25</b>
<b>1.1</b>	<b>A limitação do teste ADF convencional e a solução de Phillips, Shi e Yu</b> . . . . .	<b>25</b>
<b>1.2</b>	<b>Base de dados e análises preliminares</b> . . . . .	<b>26</b>
<b>1.3</b>	<b>Estimação das estatísticas GSADF, BSADF e datação das bolhas</b> .	<b>30</b>
<b>1.4</b>	<b>A influência de notícias sobre a bitcoin</b> . . . . .	<b>34</b>
<b>2</b>	<b>MODELOS DE BOLHAS E <i>FEEDBACK TRADERS</i></b> . . . . .	<b>41</b>
<b>2.1</b>	<b>Modelo Abreu-Brunnermeier aplicado à Bitcoin</b> . . . . .	<b>41</b>
2.1.1	Ideia geral do modelo . . . . .	41
2.1.2	Equilíbrios . . . . .	42
2.1.3	Estática comparativa . . . . .	43
<b>2.2</b>	<b>Um modelo de <i>noise trader risk</i> aplicado ao mercado de bitcoins</b> .	<b>47</b>
2.2.1	Ideia geral do modelo . . . . .	48
2.2.2	Solução do modelo . . . . .	49
2.2.3	Estática comparativa . . . . .	50
2.2.4	Introduzindo HODLers . . . . .	50
<b>3</b>	<b>CONCLUSÃO</b> . . . . .	<b>53</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	<b>55</b>



# Introdução

## 0.1 Moedas privadas e Bitcoin

O interesse de economistas em relação à possibilidade de moedas privadas sendo usadas na economia, em contraposição às moedas convencionais emitidas por governos, não é recente. Ainda nos anos 70, Hayek (2017) discutiu a possibilidade de múltiplas moedas privadas competindo para satisfazer demandas de diferentes consumidores. Em seu argumento, no entanto, Hayek considerou bancos privados emitindo moedas que não são substitutas perfeitas (uma vez que têm características essencialmente diferentes). De acordo com os incentivos de mercado, haveria uma oferta maior que a demanda para moedas em depreciação; o inverso ocorreria para moedas em valorização. Para atingir um equilíbrio, o emissor privado buscaria manter um valor estável de sua moeda, de acordo com os índices de preços baseadas nas cestas de consumo que fossem mais relevantes para os consumidores (e que seriam aperfeiçoados pelo processo competitivo). Isto é, a competição entre emissores, assim como a oferta e demanda por cada moeda, tenderiam, em equilíbrio, a gerar uma taxa de juros implícita que mantivesse o nível de preços estável (inflação nula).

Em 2009, a Bitcoin surgiu como uma criptomoeda privada descentralizada, cuja emissão é exógena (determinada por algoritmo) (NAKAMOTO, 2009). A adição de novas informações ao registro e a manutenção da veracidade das transações são feitas com provas de trabalho (*proofs of work*). Os indivíduos que se dedicam a essa função (*writers*, também chamados de "mineradores") recebem recompensas e taxas de transação pelos blocos de informação que adicionam ao registro (*ledger*) (ABADI; BRUNNERMEIER, 2018). Embora a Bitcoin<sup>1</sup>, por um lado, impeça a emissão arbitrária de unidades monetárias, por outro lado impede que a oferta de moeda responda aos incentivos da demanda de forma a manter o valor da moeda estável. Esse fato pode ser um dos motivos da grande valorização (e quedas subsequentes) da Bitcoin em vários momentos de sua história. Portanto, existe um argumento inicial para a tendência à volatilidade desse tipo de ativo (o que, como será apresentado, de fato se verificou empiricamente); esta volatilidade, se não compensada por outros fatores, levaria à situação contrária a que Hayek considerou como o estado de equilíbrio ideal das moedas privadas (HAYEK, 2017).

---

<sup>1</sup> Em geral, o termo "Bitcoin" é usado para se referir à rede ou ao conceito como um todo. Já o termo "bitcoin" é usado para se referir à moeda propriamente dita, enquanto unidade de conta (BÖHME et al., 2015).

## 0.2 Análise econômica da Bitcoin

O surgimento e popularização da Bitcoin suscitam uma série de questões relevantes para os economistas. A descentralização associada a uma oferta de moeda limitada, mas crescente a taxas cada vez menores, por exemplo, gera questionamentos a respeito de sua viabilidade como meio de transação e reserva de valor a longo prazo (BÖHME et al., 2015). Por outro lado, existe um debate em relação à bitcoin ser de fato uma moeda que funciona como meio de pagamento ou apenas um ativo especulativo (BÖHME et al., 2015; ZHU; DICKINSON; LI, 2017; GLASER et al., 2014; GRIFFIN et al., 2011). A maior parte da academia atualmente, no entanto, caracteriza a Bitcoin como commodity ou ativo especulativo (ZHU; DICKINSON; LI, 2017); diante disso, levantam-se questões acerca dos determinantes por trás da demanda por bitcoins e os principais elementos que formam seu preço. Alguns autores desenvolveram e estimaram modelos explicando o preço da bitcoin com variáveis macroeconômicas (ZHU; DICKINSON; LI, 2017; CIAIAN; RAJCANIOVA; KANCS, 2016), enquanto outros (discutidos no Capítulo 1) caracterizaram a Bitcoin como uma bolha especulativa, cujo preço cresce para além dos fundamentos no período de ascensão, retornando ao valor fundamental durante o colapso.

Existem diferentes explicações teóricas para o período de ascensão dos preços em uma bolha, com teorias surgindo desde os anos 1950 até o período atual (GRIFFIN et al., 2011). No campo das teorias comportamentais aplicadas a Finanças, por exemplo, De Long, Shleifer, Summers e Waldmann (1990a) derivam um modelo onde a presença de *noise traders* (agentes cujas crenças acerca de ativos financeiros divergem aleatoriamente dos fundamentos) no mercado financeiro faz os preços se afastarem de seus valores fundamentais. Ao mesmo tempo, os *noise traders* podem obter retornos médios mais altos do que suas contrapartes sofisticadas. Segundo o argumento de seleção no mercado de Friedman (FRIEDMAN, 1966 apud DE LONG et al., 1990a), a existência de agentes irracionais no mercado é possível (ao menos temporariamente); no entanto, os preços seriam guiados novamente aos fundamentos e os agentes irracionais eliminados do mercado, após obterem retornos sistematicamente negativos.

De Long et al. (1990a), questionando essa perspectiva, mostram que agentes racionais avessos ao risco nem sempre serão capazes de levar os preços de volta aos fundamentos, na medida que a presença de *noise traders* no mercado eleva o risco das posições de arbitragem. Isto é, apesar de os agentes racionais saberem que o preço não reflete os fundamentos do ativo em questão, a aversão ao risco limita sua capacidade de corrigi-lo. Os *noise traders* podem fazer o preço divergir ainda mais nos períodos futuros, levando a perdas de curto prazo. Portanto, a presença de ruído (*noise*) no mercado pode levar a uma bolha na medida que os preços se afastem continuamente dos fundamentos sem possibilidade de correção (em certas circunstâncias) por parte de árbitros racionais.

Outra linha teórica, ainda dentro do campo de Finanças Comportamentais, prevê

a possibilidade de serem os agentes racionais os propulsores da bolha. Esse caso pode acontecer quando existem agentes irracionais no mercado que, diferentemente dos *noise traders* (cujo choques nas crenças são aleatórios e i.i.d.), formam suas expectativas com base em um mecanismo de *feedback* (GRIFFIN et al., 2011; DE LONG et al., 1990b; HIRSHLEIFER; SUBRAHMANYAM; TITMAN, 2006). Os *feedback traders* extrapolam um aumento de preço no presente para uma tendência de aumento de preço futuro, comprando agora para obter retornos positivos depois. Agentes racionais, cientes desse comportamento, podem desencadear uma alta de preços no presente apenas para obter retornos sobre os *feedback traders* no futuro. Essa interação, aliada a uma falha de coordenação dos árbitros (ABREU; BRUNNERMEIER, 2003) ou aversão ao risco e horizontes limitados (DE LONG et al., 1990b), impedem a correção dos preços e permitem a persistência da bolha.

No caso da bitcoin, tanto a presença de noise traders que acreditam falsamente que têm informações especiais acerca de seu preço futuro (opiniões de analistas, fóruns na Internet e notícias de jornais, por exemplo) quanto a presença de feedback traders que extrapolam tendências de subida e queda nos preços para o futuro podem explicar o comportamento de bolha dos preços. Por outro lado, também é possível que agentes racionais estejam explorando a bolha de modo a buscar retornos elevados, na expectativa de saírem do mercado antes de a bolha colapsar. Gandal et al. (2018), por exemplo, apontam a presença de bots que influenciaram os preços da Bitcoin em 2013 através de operações fraudulentas, causando um aumento nos preços e volume de transações para além de sua própria influência. Ou seja, controlando para outros fatores, um choque inicial de demanda por parte desses bots levou a aumentos subsequentes de preços, com a reversão após os bots se tornarem inativos (período em que houve o colapso da corretora Mt. Gox).

De 2014 até março de 2018, o preço da Bitcoin atingiu seu recorde histórico até então (US\$ 19.193,72 em 17/12/2017, segundo [charts.bitcoin.com](http://charts.bitcoin.com), acessado em 09/04/2018), com a subsequente reversão para menos da metade desse valor, o que também pode caracterizar uma bolha. Com uma capitalização de mais de 100 bilhões de dólares ([coinmarketcap.com](http://coinmarketcap.com), acessado em 09/04/2018) e as possibilidades que oferece em termos de inovação tecnológica para transações e como um laboratório para teorias econômicas, os fatores determinantes do preço e da demanda por bitcoins são certamente, hoje, aspectos relevantes a serem investigados por economistas. O presente estudo buscará avaliar a presença de bolhas no mercado de bitcoins e utilizar modelos comportamentais teóricos para explicar os mecanismos que as propulsionam.



# 1 Testes econométricos para a presença de bolhas

## 1.1 A limitação do teste ADF convencional e a solução de Phillips, Shi e Yu

Nesta seção, o objetivo será apresentar a metodologia de Phillips, Shi e Yu (2015), suas hipóteses de interesse e suas vantagens em relação aos testes ADF usuais. Para contextualização, o modelo teórico inicial tem a seguinte forma (PHILLIPS; SHI; YU, 2015):

$$y_t = dT^{-\eta} + \theta y_{t-1} + \epsilon_t, \quad (1.1)$$

onde  $d$  é uma constante,  $T$  é o tamanho da amostra,  $\eta$  é um coeficiente para a deriva e  $\epsilon_t$  é um termo de erro i.i.d. com média 0 e desvio-padrão  $\sigma$ . O teste de hipóteses de interesse para a raiz-unitária pode ser enunciado como:

$$H_0 : \theta = 1$$

$$H_1 : \theta > 1,$$

sendo portanto um teste de hipótese unilateral à direita, uma vez que a hipótese alternativa compreende coeficiente explosivo, enquanto os testes de Dickey-Fuller usualmente são testes unilaterais à esquerda (ou seja, de coeficiente não explosivo como hipótese alternativa (PHILLIPS; SHI; YU, 2015)). O modelo empírico a ser estimado nos testes ADF é:

$$\Delta y_t = \hat{\alpha}_{r_1, r_2} + \hat{\beta}_{r_1, r_2} y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{\rho}_{r_1, r_2} y_{t-j} + \hat{\epsilon} \quad (1.2)$$

onde  $r_1$  e  $r_2$  são as frações iniciais e finais, respectivamente, de uma janela da série de tempo em questão.

O problema de utilizar o teste ADF convencional para testar para a presença de bolhas é que, na presença de bolhas múltiplas, os períodos de colapso podem fazer a série parecer mais estacionária, com reversão à média (PHILLIPS; SHI; YU, 2015; CHEUNG; ROCA; SU, 2015)<sup>2</sup>. A metodologia de Phillips, Shi e Yu (2015) contorna o problema com a estatística GSADF ( *Generalized Supremum Augmented Dickey-Fuller*). Primeiramente, fixa-se o  $r_2$ , a fração final de uma janela dos dados, e  $r_0$ , a menor fração de janela possível. Phillips, Shi e Yu (2015) sugerem, para o cálculo de  $r_0$ , a regra :

$$r_0 = 0,01 + \frac{1,8}{\sqrt{T}}, \quad (1.3)$$

<sup>2</sup> Este problema foi explorado primeiramente por Evans (1991).

em que  $T$  é o número de observações total.

Com isso, varia-se a fração final,  $r_2$ , de  $r_0$  até 1 (uma sequência de janelas que se expande para frente). Para cada janela, a estatística ADF é calculada, e a maior delas é definida como a *Supremum Augmented Dickey-Fuller* (SADF). Mais explicitamente:

$$SADF(r_0) := \sup_{r_2 \in [r_0, 1]} \{ADF_0^{r_2}\}. \quad (1.4)$$

Agora, permitindo que  $r_1$  varie de 0 até  $r_2 - r_0$ , o maior valor da estatística ADF dessa recursão dupla será definido como a estatística GSADF. Ou seja:

$$GSADF(r_0) := \sup_{r_1 \in [0, r_2 - r_0], r_2 \in [r_0, 1]} \{ADF_{r_1}^{r_2}\}. \quad (1.5)$$

Se a estatística  $GSADF(r_0)$  para uma amostra superar seu valor crítico (calculado por simulações de Monte Carlo), o teste aponta evidências para a presença de bolhas na amostra completa (PHILLIPS; SHI; YU, 2015).

Para identificar as datas de início e fim de bolhas, a estratégia de Phillips, Shi e Yu (2015) envolve a estimação de uma série de estatísticas  $BSADF(r_0)$ . Fixando uma fração final  $r_2$  e variando-se a fração inicial de  $r_2 - r_0$  até 0, obtém-se uma sequência de janelas que se expande para trás (isto é, na direção de  $T$  para 0). Calculando-se as estatísticas ADF para cada janela, definimos a estatística  $BSADF$  para esse intervalo como a maior dessas estatísticas ADF. Isto é:

$$BSADF_{r_2}(r_0) := \sup_{r_1 \in [0, r_2 - r_0]} \{ADF_{r_1}^{r_2}\}, \quad (1.6)$$

de modo que é possível estimar, para cada observação  $r_2$  a partir da janela mínima até  $T$  (de  $r_0 T$  até  $T$ ), uma estatística  $BSADF_{r_2}(r_0)$ . De acordo com o procedimento, o início da bolha será definido como a primeira observação cronológica  $r_I T$  tal que a estatística  $BSADF_{r_I}(r_0)$  excede seu valor crítico; o fim da bolha será definido como a primeira observação  $r_F T$  tal que a estatística  $BSADF_{r_F}(r_0)$  fica abaixo de seu valor crítico. Phillips, Shi e Yu (2015) também impõem uma condição de que, para que a bolha seja identificada, sua duração seja maior que algum intervalo mínimo em função de  $T$  (por exemplo,  $\delta \log(T)$ , onde  $\delta$  é um parâmetro).

Portanto, enquanto a estatística GSADF identifica, *ex-post*, comportamento explosivo dentro de uma amostra, a série de estatísticas  $BSADF$  é capaz de datar o início e fim de bolhas em uma amostra e alertar, *ex-ante*, para o início de uma bolha nos preços de um ativo.

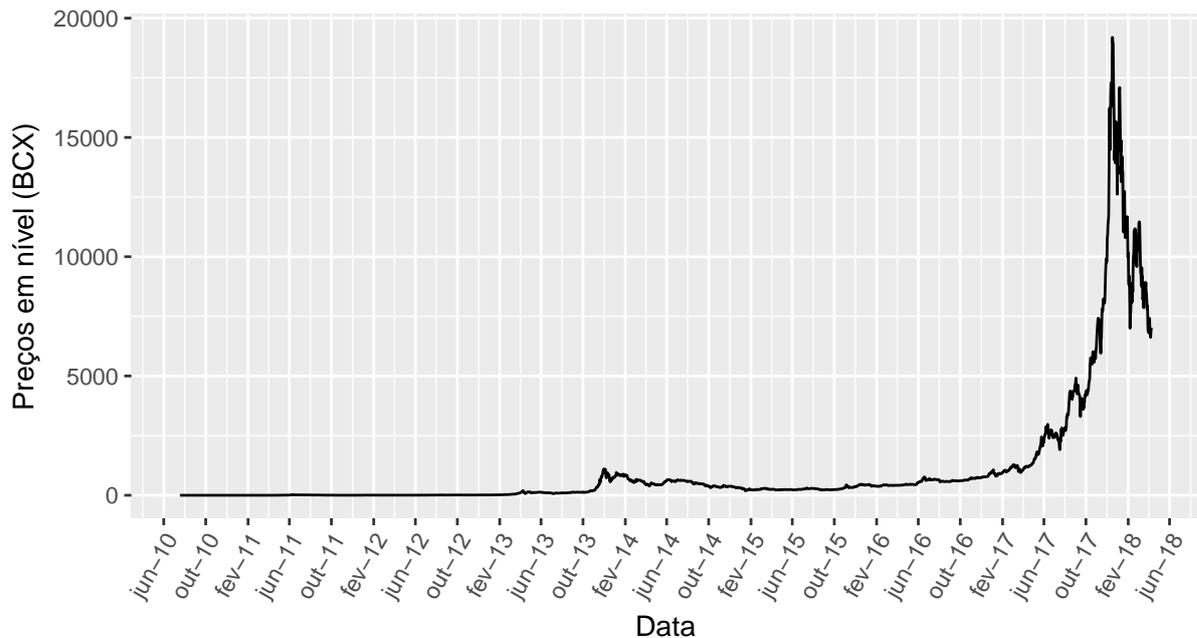
## 1.2 Base de dados e análises preliminares

Neste primeiro momento, utilizaremos a base de dados de preços diários (em dólares) do *Bitcoin.com Composite Price Index* (BCX)<sup>3</sup>, um índice composto baseado em múltiplos

<sup>3</sup> <https://charts.bitcoin.com/chart/price>

índices de preço da bitcoin (BTC). Isso é uma forma de contornar o fato de que a bitcoin é negociada sem interrupções (24h por dia, todos os dias) em diferentes *exchanges*, com diferentes preços. A série de preços começa em 18/07/2010 e termina em 09/04/2018 (2.823 observações) e é apresentada na Figura 1.

Figura 1 – Série de preços da bitcoin (BTC/USD)



Fonte: Dados de [charts.bitcoin.com](https://charts.bitcoin.com), elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

É possível observar um comportamento de subida rápida e intensa dos preços em meados de 2017, com uma subsequente reversão, sugerindo não estacionariedade e variância não constante. Isto pode ser verificado na Tabela 1, que apresenta estatísticas descritivas para a variável de preço em nível (*price*) e em logaritmo (*lprice*). O grande desvio-padrão da variável de preço em nível, maior que o dobro de sua média, sugere que realizemos as análises subsequentes com a variável em logaritmo (assim como foi feito em Cheung, Roca e Su (2015)). Além disso, as autocorrelações parciais da variável de preço em log não são estatisticamente significantes para defasagens maiores, o que não ocorre com a variável em nível. Portanto, utilizaremos a série de *lprice* para o cálculo das estatísticas GSADF e BSADF. A Figura 2 apresenta, respectivamente, o gráfico das autocorrelações e autocorrelações parciais para a variável *price* e *lprice*, assim como intervalos de confiança, para até 35 defasagens.

Para ilustrar o problema referido anteriormente sobre a falha dos testes de raiz unitária convencionais quando existem múltiplas bolhas (como a Figura 1 pode sugerir para os preços da bitcoin), realizaremos o teste ADF sobre a série *lprice* em todo o período estudado e para um subperíodo. Primeiramente, utilizamos estatísticas de seleção de

Tabela 1 – Estatísticas descritivas para *price* e *lprice*

Variável	N	média	desvio-padrão	mínimo	máximo
price	2.823	1.071	2.617	0,500	19.194
lprice	2.823	4,576	2,934	-2.996	9,862

Fonte: Dados de charts.bitcoin.com, elaboração própria.

ordem de defasagens para autorregressões de ordem 0 até 20. Os critérios considerados são o Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação Bayesiano de Schwarz (SBIC) e o Critério de Informação de Hannan e Quinn (HQIC). Pelo critério da parcimônia entre todos esses resultados, utilizaremos aquele que seleciona o menor número de defasagens, que no caso, para o período completo, é o de SBIC, com 6 defasagens. Portanto, o teste ADF será feito com 5 defasagens de controle, uma vez que, como a variável independente da regressão do ADF é a diferença da variável de interesse, a diferenciação elimina a defasagem mais alta (conforme a Equação 1.2). Ademais, também será feito um teste sem defasagens, sob a hipótese de eficiência do mercado, supondo que a defasagens maiores de  $\Delta(\log(p_t))$  não ajudam a prever seu valor contemporâneo (ELTON et al., 2014). Isto é,  $E(p_t|p_{t-1}) = p_{t-1}$ , de modo que os retornos passados não ajudam a prever os futuros. Será também incluído um termo de tendência linear em cada teste, que serão realizados tanto com a hipótese nula de estacionariedade quando a de explosividade. Os resultados da Tabela 2 sugerem que a hipótese nula de raiz unitária é aceita em todas as situações, com p-valores altos para todos os casos.

Tabela 2 – Testes de raiz unitária para *lprice*, série completa

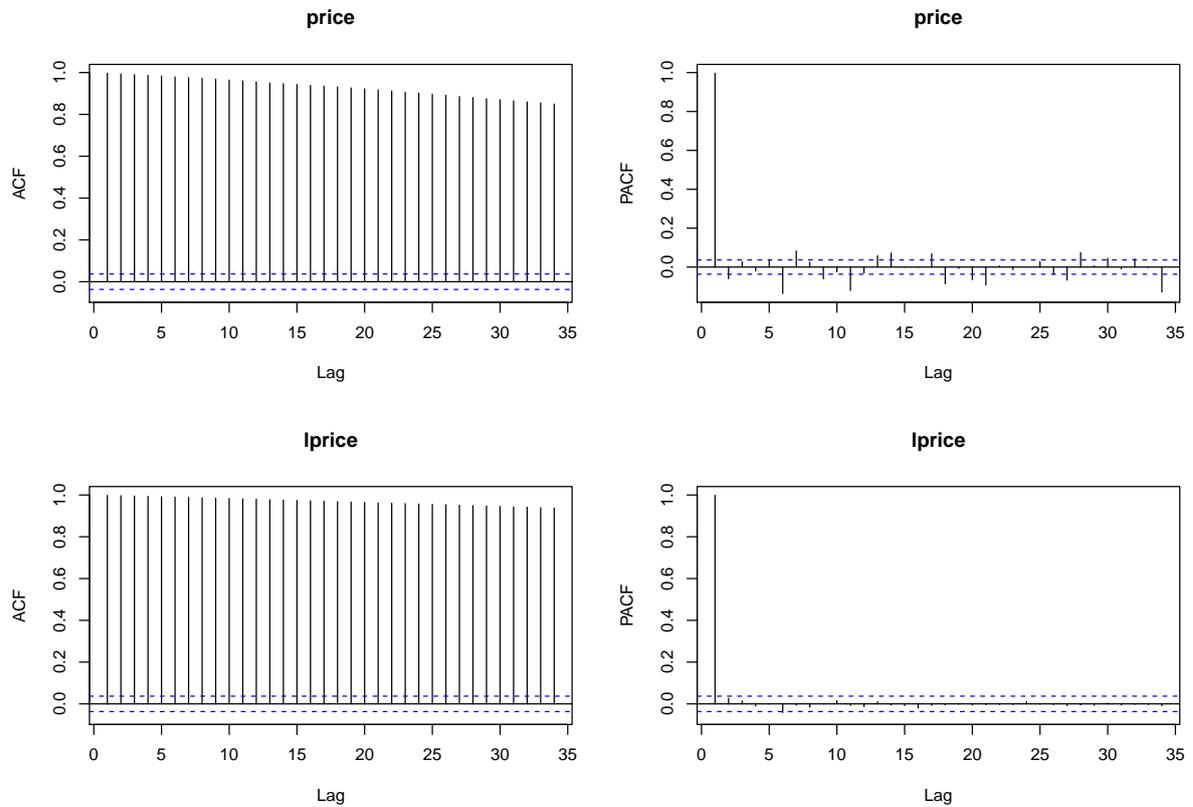
Teste	Hipótese	Defasagens	p-valor
1	Explosiva	0	0.6475
2	Explosiva	5	0.6258
3	Estacionária	0	0.3525
4	Estacionária	5	0.3742

Variável: *lprice*; Período: (18/07/2010 a 09/04/2018)

Fonte: Dados de charts.bitcoin.com, elaboração própria.

Repetiremos agora o mesmo procedimento, mas considerando apenas o subperíodo de 01/07/2017 até 09/04/2018, com 283 observações. A Tabela 3 apresenta os resultados, que rejeitam a hipótese nula de raiz unitária em favor da hipótese alternativa explosiva

Figura 2 – Autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) para a série de preços em nível (price) e em log (lprice)



Fonte: Dados de charts.bitcoin.com, elaboração própria com o pacote *forecast* (HYNDMAN; KHANDAKAR, 2008).

(isto é,  $\beta > 1$  na Equação 1.2), tanto com 5 defasagens quanto com 0 defasagens. Os testes 3 e 4 da Tabela 3 não rejeitam a hipótese de raiz unitária contra a alternativa estacionária. Esses exemplos ilustram a necessidade de recorrer à estatística GSADF para uma conclusão mais fundamentada à respeito da explosividade dos preços da bitcoin no período analisado.

Tabela 3 – Testes de raiz unitária para *lprice*, subperíodo da série original

Teste	Hipótese	Defasagens	p-valor
1	Explosiva	0	0.02067
2	Explosiva	5	0.02852
3	Estacionária	0	0.9793
4	Estacionária	5	0.9715

Variável: *lprice*; Período: 01/07/2017 a 09/04/2018

Fonte: Dados de charts.bitcoin.com, elaboração própria.

### 1.3 Estimação das estatísticas GSADF, BSADF e datação das bolhas

Considerando novamente a hipótese de que mais defasagens de  $\Delta lprice_t$  (além de  $lprice_{t-1}$ , conforme a Equação 1.2) não ajudam a explicar a variação do log do preço em  $t$  (i.e.,  $\Delta lprice_t$ ), as regressões dos ADF recursivos serão feitas com uma constante e sem termo de tendência (novamente, conforme indica a Equação 1.2). Dessa forma, segue-se também a recomendação de Phillips, Shi e Yu (2015) de se usarem ADFs com defasagens pequenas e fixas, em cada um dos testes recursivos. Portanto, as estatísticas GSADF e BSADF serão calculadas a partir de ADFs com defasagem fixa e igual a zero.

O  $r_0$  obtido a partir da regra da Equação 1.3, usando todas as 2.823 observações, é igual a 0,0439. Portanto, perdem-se 122 observações para o cálculo das estatísticas BSADF<sup>4</sup>. A estatística GSADF é igual a 8,1, excedendo largamente o valor crítico assintótico a 99% (2,74, calculado a partir de  $r_0 = 0,055$ ). A partir de 100 simulações de Monte Carlo para a amostra, o valor crítico da estatística GSADF a 99% compatível com o  $r_0$  utilizado nesta análise é de 2,99. Portanto, a partir dessa estatística, podemos concluir que há evidências sobre a existência de subperíodos explosivos na série  $lprice$ .

Os valores críticos para as estatísticas BSADF foram calculados a partir de simulações de Monte Carlo sobre as 2.823 observações e 100 replicações<sup>5</sup>. A Figura 3 apresenta a série de estatísticas BSADF, em preto, para cada dia, assim como a respectiva série de valores críticos, em vermelho. Se, no período  $t$ , a estatística BSADF excede seu valor crítico, há evidência de explosividade em  $t$ . Os períodos de bolha são definidos como os períodos ininterruptos em que a estatística BSADF excede seu valor crítico, conforme explicado na Seção 1.1<sup>6</sup>.

Para deixar mais claro os períodos identificados como explosivos pelo método PSY, definiremos uma variável *dummy*, que chamaremos de *bolha*, assumindo valor -4 no período  $t$  se a estatística BSADF nesse período exceder seu valor crítico correspondente, e -6 caso contrário.<sup>7</sup> A Figura 4 apresenta a série  $lprice$ , em azul, acompanhada de *bolha*, em vermelho. O mais longo período de *bolha* assumindo sucessivos valores -4 tem início

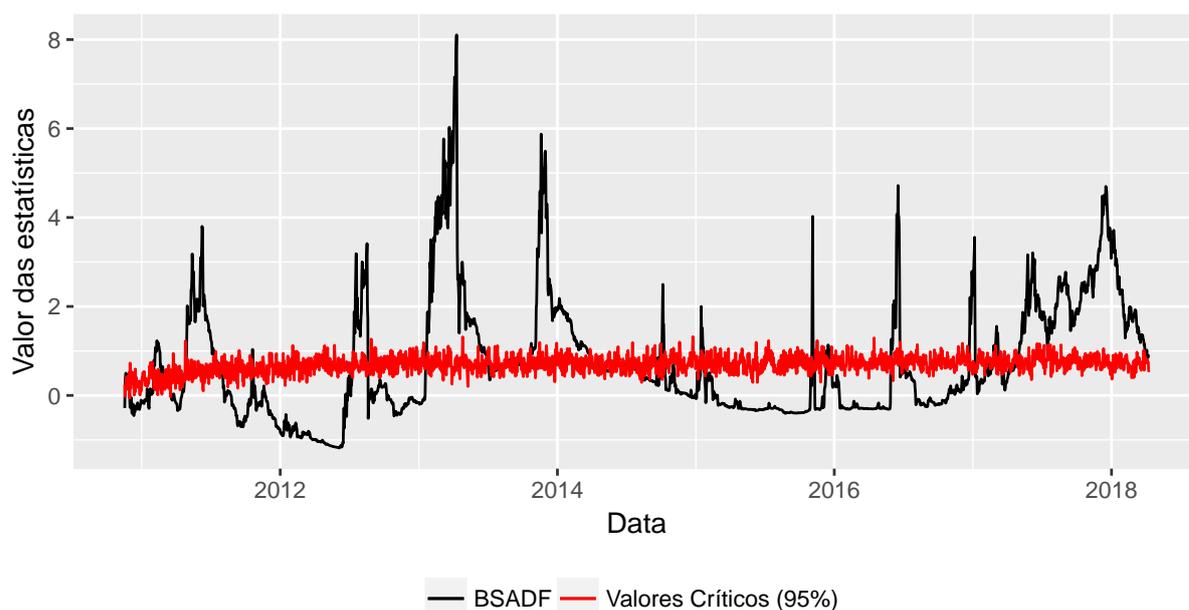
<sup>4</sup> Os testes foram implementados no R (R Core Team, 2018), utilizando o pacote *MultipleBubbles* (LACERDA; PHILLIPS; SHI, 2018). Uma modificação na função *sadf\_gsadf* foi feita para que os ADFs fossem calculados com ordem de defasagem fixa, em vez de escolhida por AIC ou BIC.

<sup>5</sup> Embora tenha sido usado um padrão de 2000 replicações para as aplicações empíricas em Phillips, Shi e Yu (2015), a capacidade computacional se tornaria muito complexa para o cálculo em um computador pessoal (considerando também que a série  $lprice$  tem 2.823 observações, contra 1.680 de Phillips, Shi e Yu (2015)). A previsão de realizar as 2000 replicações, em um *Intel(R) Core(TM) i7-4510U CPU @ 2.00GHz*, com 6GB de RAM, foi calculada em cerca de 37 dias. O cálculo dos valores críticos das estatísticas GSADF e BSADF com 100 replicações já durou mais de 48 horas. Portanto, o cálculo de valores críticos de forma mais precisa exigiria provavelmente um *hardware* apropriado para simulações.

<sup>6</sup> Como apontam Phillips, Shi e Yu (2015), a exigência mínima de duração da bolha para que esta seja definida como tal é arbitrária. Nesta análise, buscaremos identificar os maiores períodos da amostra.

<sup>7</sup> A escolha desses valores é apenas para melhor visualização gráfica.

Figura 3 – Série de estatísticas BSADF e seus valores críticos

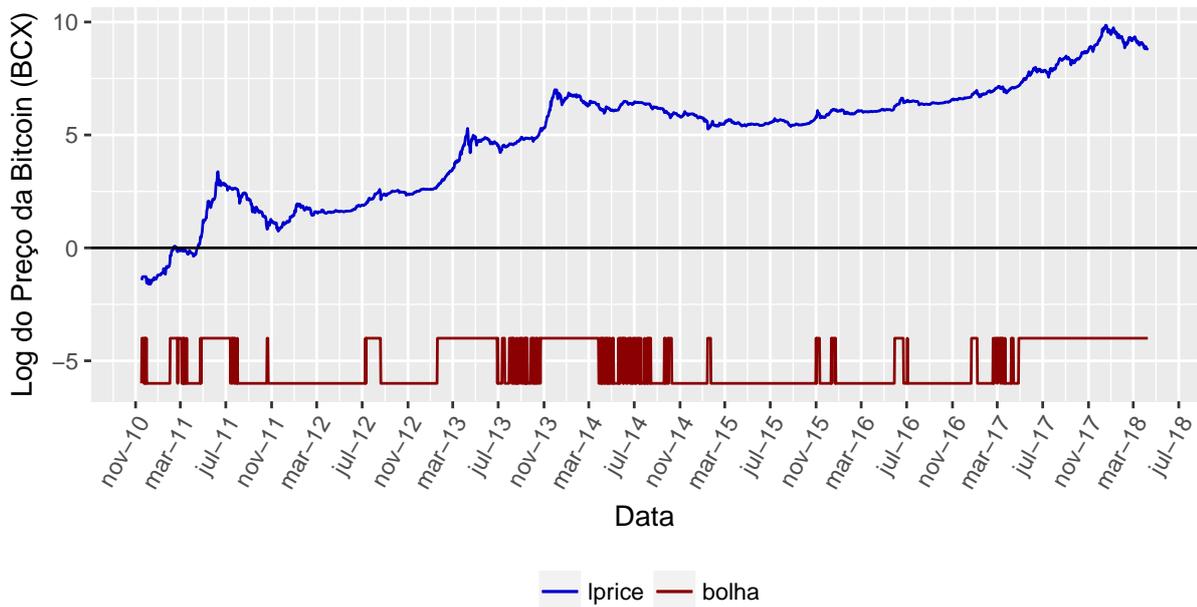


Fonte: Dados de preços de [charts.bitcoin.com](https://charts.bitcoin.com), elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

em 28/04/2017 e continua até a última observação da análise, 09/04/2018, com 347 ocorrências. Esse é o período em que os preços atingem seus valores históricos mais altos: o preço da Bitcoin, conforme medido pelo BCX, passa de U\$ 1.300,72, no dia 27/04/2017, para U\$ 1.332,63 no seguinte, chegando a U\$ 2.039,08 no dia 21/05/2017. De 05/08/2017 para o dia seguinte, o preço salta de U\$ 2.863,03 para U\$ 3.278,08, atingindo U\$ 4.591,82 no fim do mês. Depois, o preço ultrapassa U\$ 5.000,00 no início de outubro e U\$ 6.000,00 no fim do mês. Com algumas subidas e quedas bruscas no mês de novembro, ultrapassa U\$ 8.000,00 em 20/11/2017, atingindo U\$ 9.305,80 poucos dias depois, em 27/11/2017.

A partir daí, o preço apresenta comportamento ainda mais explosivo em termos absolutos, aumentando praticamente de forma consistente até U\$ 19.193,72 (o maior preço no período observado) no dia 17/12/2017. Posteriormente, há uma reversão e o preço inicia um movimento de queda, que se torna mais notável a partir de 2018. A Figura 5 permite visualizar melhor o comportamento dos preços a partir do início de 2017. Ela mostra a evolução dos preços (variável *price*) em azul, e a variável *bolha* reescalada para melhor visualização no gráfico, que chamaremos de *bolha2*. Com a Figura 5, é mais fácil identificar a mudança de trajetória nos preços da bitcoin: no fim de maio se elevam em relação ao patamar mais ou menos estável anterior, acelerando rapidamente e continuando em patamares elevados (mesmo no período posterior de queda).

Nesse período, a Bitcoin também teve extensiva cobertura da mídia e vários veículos

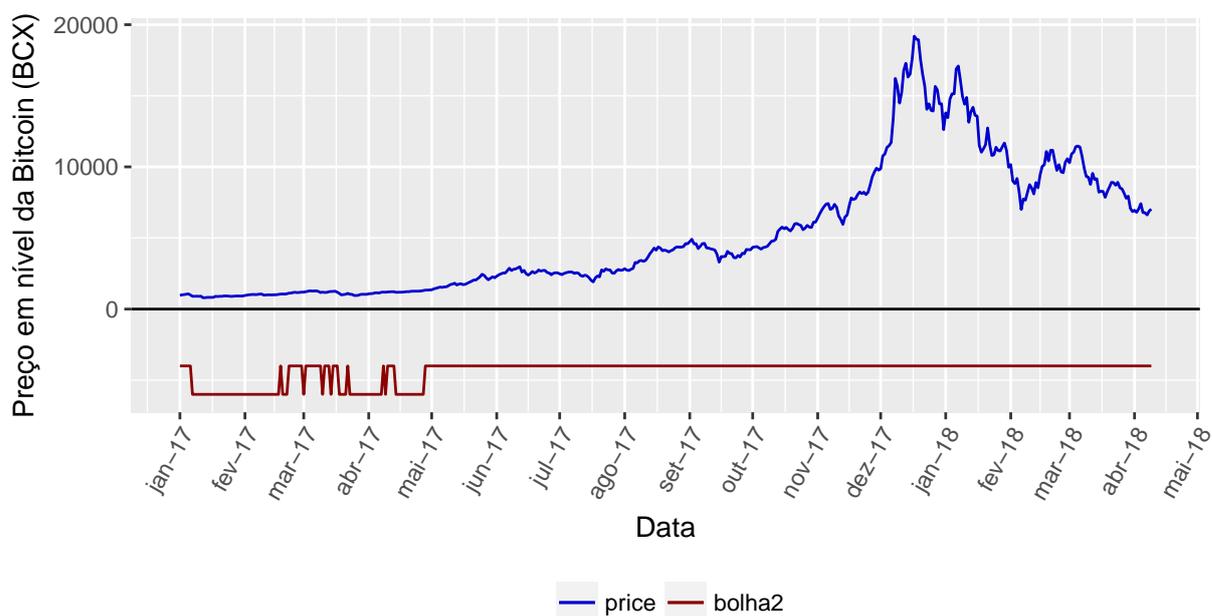
Figura 4 – Série  $\ln price$  com a variável dummy  $bolha$ 

Fonte: Dados dos preços de [charts.bitcoin.com](https://charts.bitcoin.com), elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

começaram a especular a respeito de uma bolha. O site da *CNBC* publicou em 13/09/2017 uma notícia intitulada "*Bitcoin is in a bubble, and here's how it's going to crash*", afirmando que a Bitcoin é uma bolha por sua incapacidade de ser reserva de valor e meio de troca, além de apontar um otimismo exagerado da tecnologia disruptiva impulsionando os preços para além de seus fundamentos (INSANA, 2017). Nesse notícia, também é reportada a famosa fala do CEO da *JPMorgan Chase*, Jamie Dimon, afirmando que a Bitcoin é uma fraude<sup>8</sup>.

No dia 01/11/2017, *The Economist* publicou "*The bitcoin bubble*", levantando a hipótese de que a demanda por bitcoins é estimulada pelos aumentos nos preços; portanto, isso significaria que as pessoas não compram bitcoins para transações, e sim para especular sobre sua valorização (BUTTONWOOD, 2017). Já a *Forbes*, no dia 06/11/2017, publicou *Why Buffett Sees Bitcoin Bubble*, referindo-se a, e defendendo, a posição negativa de Warren Buffet a respeito da Bitcoin, que a caracterizou como uma bolha por não ser um ativo produtor de valor (WASIK, 2017). No dia 02/12/2017, o jornal britânico *The Guardian* publicou duas matérias, "*Bitcoin: is it a bubble waiting to burst or a good investment?*" e "*Bitcoin bubble? The warnings from history*", chamando atenção à valorização meteórica dos preços da bitcoin no ano de 2017 e fazendo comparações com outras bolhas na história (PARTINGTON, 2017a; PARTINGTON, 2017b). Ademais, no mesmo período, o presidente do Banco Central, Ilan Goldfajn, caracterizou a Bitcoin como bolha e pirâmide, alertando

<sup>8</sup> Em janeiro de 2018, Jamie Dimon faria uma declaração diferente, arrependendo-se de ter chamado a Bitcoin de fraude e valorizando a tecnologia que ela incorpora (KIM, 2018).

Figura 5 – Série *price* com a variável dummy *bolha2*

Fonte: Dados de charts.bitcoin.com, elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

sobre seus riscos para os reguladores (RODRIGUES; CASTRO; FERNANDES, 2017). É, portanto, notável o aumento da atenção pública tanto aos ganhos extraordinários quanto à possibilidade de uma bolha, especialmente no fim de 2017 (um período com preços e estatísticas BSADF elevadas, de modo que, mesmo com quedas em ambos, as estatísticas permaneceram superando seus valores críticos a 95%).

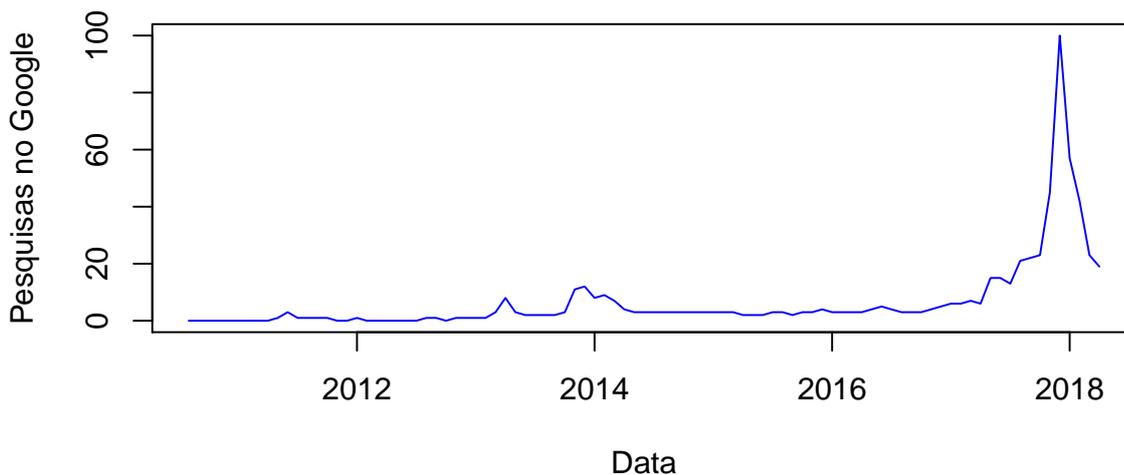
Outras bolhas, em períodos semelhantes aos reportados por Cheung, Roca e Su (2015), são também identificadas. A bolha de início em 27/04/2011 e fim em 14/07/2011, encontrada aqui, é semelhante à encontrada por Cheung, Roca e Su, de 24/04/2011 a 03/07/2011 (com o *crash* da corretora *Mt. Gox* associado a seu colapso). Outra, de início em 19/01/2013 e fim em 29/06/2013, encontrada neste estudo, engloba a segunda bolha identificada por Cheung, Roca e Su, de 27/01/2013 a 15/04/2013 (cujo colapso os autores associam à suspensão das negociações na *Mt. Gox*). Finalmente, uma bolha datada aqui de 23/10/2013 a 28/03/2014 engloba a bolha de Cheung, Roca e Su que vai de 05/11/2013 a 18/02/2014. Portanto, as três bolhas de Cheung, Roca e Su (2015) têm correspondência com as mais importantes identificadas também nesta análise, entre o início da série e o primeiro trimestre de 2014 (que é o período de análise do estudo de Cheung, Roca e Su (2015))<sup>9</sup>.

<sup>9</sup> As diferenças entre a datação exata deste estudo e a de Cheung, Roca e Su (2015) pode vir de diferentes configurações do teste BSADF utilizado. Por exemplo, do número de defasagens nos testes ADF e da presença ou não de constante ou tendência. Cheung, Roca e Su (2015) não deixam claro qual foi a especificação utilizada. Além disso, Cheung, Roca e Su (2015) utilizam os valores críticos a 99% para

## 1.4 A influência de notícias sobre a bitcoin

Após os resultados da seção anterior terem sido apresentados, uma questão direta diz respeito à influência de notícias e artigos midiáticos sobre bitcoin na evolução de seu preço e volume. É possível que informações a seu respeito e notícias positivas influenciem positivamente a demanda; nesse sentido, discussões *online* podem afetar o preço da criptomoeda, que passa a incorporar o nível de interesse do mercado em relação à bitcoin e as reações da mídia a eventos recentes (CIAIAN; RAJCANIOVA; KANCS, 2016). De fato, é perceptível uma relação entre a evolução do preço da bitcoin, na Figura 1, e o interesse relativo mensal de pesquisas no Google pelo termo "bitcoin", conforme apresentado na Figura 6.

Figura 6 – Interesse de pesquisa relativo mensal do termo "bitcoin" no Google



Fonte: Dados de trends.google.com, elaboração própria.

A mídia também pode ser responsável por coordenar opiniões semelhantes em grupos grandes e divulgar ideias, provocando grandes mudanças de preços ao promover coberturas em sequência sobre algum assunto (SHILLER, 2015). O papel da mídia como uma força de coordenação, por sua vez, pode contribuir para o colapso de uma bolha, que depende de um consenso no mercado para ocorrer (ABREU; BRUNNERMEIER, 2003).

Com o objetivo de medir as inter-relações entre o sentimento da mídia a respeito da bitcoin, o preço da bitcoin e seu volume transacionado, estimaremos nesta seção um VAR, tendo como referência (TETLOCK, 2007). No entanto, enquanto o foco de Tetlock

---

fazer a datação, enquanto aqui utilizamos 95% (que também é o critério utilizado por Phillips, Shi e Yu (2015) em seu exercício empírico de datação).

(2007) é sobre o pessimismo midiático, o foco aqui será sobre o otimismo. Isso porque o otimismo pode estar mais associado aos fatores psicológicos que afetam a bolha em seu período de expansão (confiança exagerada, crenças irrealistas em recuperação, expectativas de retornos crescentes, etc. (SHILLER, 2015)).

Para captar e avaliar o sentimento a respeito da Bitcoin presente nas notícias, foi utilizado a ferramenta de processamento de linguagem natural *AYLIEN News API*<sup>10</sup>. Essa ferramenta extrai, analisa e classifica o conteúdo de notícias publicadas diariamente na *Internet*. Foi solicitado à *API* contar o número de notícias sobre Bitcoin, em inglês, classificadas conforme o sentimento (negativo ou positivo) para o período de 01/07/2017 até 09/04/2018 (subperíodo também analisado na Seção 2.3 e identificado como período de bolha pelo teste BSADF, conforme apresentado na Figura 4). Portanto, foram definidas duas séries diárias de contagem de notícias, classificadas de acordo com o sentimento contido no corpo: *poscount* e *negcount* (respectivamente, notícias positivas e negativas). Para o volume diário, utilizaremos dados do *coinmarketcap*<sup>11</sup>. O volume será tomado em logaritmo, e essa série será chamada de *lVol*. Para uma medida de volatilidade, utilizaremos a série de volatilidade diária de preços de *charts.bitcoin.com*, calculada como o desvio-padrão do log retorno nos últimos 31 dias, anualizada através da multiplicação pela raiz quadrada de 365, e expressa em porcentagem. Esta série será chamada de *pvolat* e será uma variável exógena no VAR. Para os preços, consideraremos, neste primeiro momento, a série *price* para o subperíodo analisado. A Figura 7 apresenta a série *poscount* (em azul) e a série *negcount* (em vermelho).

Para todas as séries (*poscount*, *negcount*, *lVol*, *price*), foi realizado o teste ADF com intercepto, com número de defasagens selecionado pelo critério AIC. Para os quatro casos, a hipótese nula de que existe raiz unitária não foi rejeitada aos níveis usuais de significância. O resultado sugere que seja realizada a primeira diferença. Aplicaremos, portanto, a primeira diferença às séries *lVol*, *pvolat*, *poscount* e *negcount*. Para os preços, utilizaremos a taxa diária de retorno (*ret*), em que  $ret_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}}$ . Testando as novas séries com o procedimento ADF anterior, a hipótese nula é rejeitada nos quatro testes a 1%, indicando que as novas séries são estacionárias.

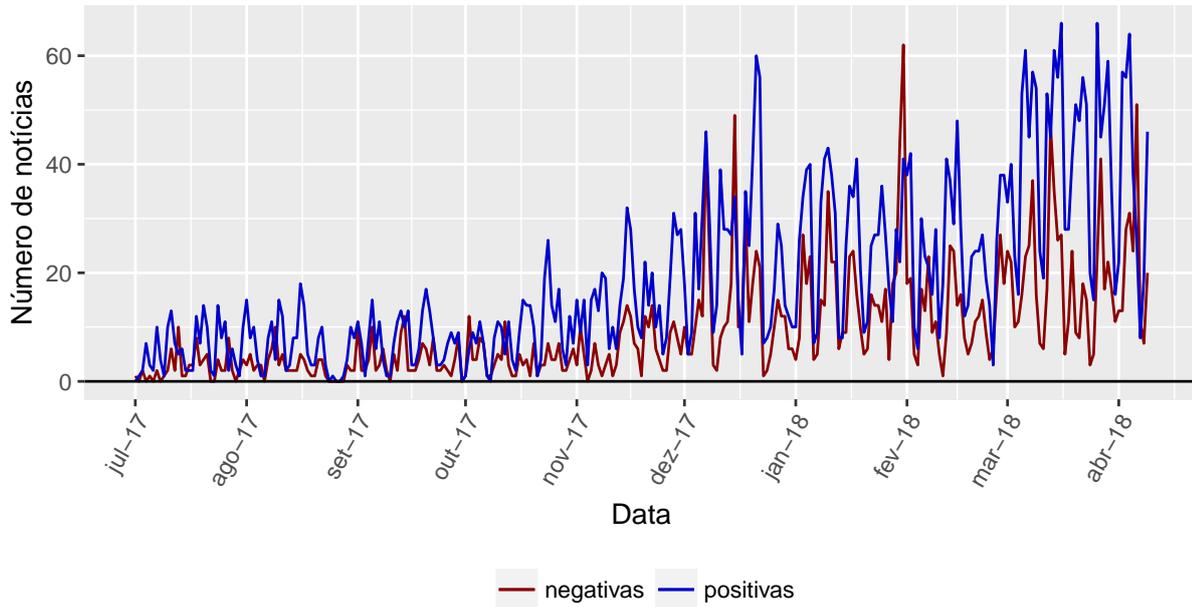
A seleção do número de defasagens do VAR foi realizada considerando os critérios AIC, SBIC e HQIC. Novamente, pelo critério da parsimônia, utilizamos o critério SBIC, que seleciona 1 defasagem. Portanto, as equações do VAR a ser estimado têm a forma:

$$ret_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta poscount_{t-1} + \alpha_2 \Delta negcount_{t-1} + \alpha_3 ret_{t-1} + \alpha_4 \Delta lVol_{t-1} + \alpha_5 \Delta pvolat_{t-1} + \alpha_6 t + \epsilon_{1t} \quad (1.7)$$

<sup>10</sup> <https://newsapi.aylien.com/>

<sup>11</sup> <https://coinmarketcap.com/>

Figura 7 – Contagem diária de notícias positivas e negativas sobre Bitcoin



Fonte: Dados obtidos com o *AYLIEN News API*, elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

$$\Delta poscount_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta poscount_{t-1} + \beta_2 \Delta negcount_{t-1} + \beta_3 ret_{t-1} + \beta_4 \Delta lVol_{t-1} + \beta_5 \Delta pvolat_{t-1} + \beta_6 t + \epsilon_{2t} \quad (1.8)$$

$$\Delta negcount_t = \gamma_0 + \gamma_1 \Delta poscount_{t-1} + \gamma_2 \Delta negcount_{t-1} + \gamma_3 ret_{t-1} + \gamma_4 \Delta lVol_{t-1} + \gamma_5 \Delta pvolat_{t-1} + \gamma_6 t + \epsilon_{3t} \quad (1.9)$$

$$\Delta lVol_t = \psi_0 + \psi_1 \Delta poscount_{t-1} + \psi_2 \Delta negcount_{t-1} + \psi_3 ret_{t-1} + \psi_4 \Delta lVol_{t-1} + \psi_5 \Delta pvolat_{t-1} + \psi_6 t + \epsilon_{4t} \quad (1.10)$$

Assumindo, como Tetlock (2007), independência entre os termos  $\epsilon_t$  das equações do VAR, cada equação poderá ser estimada separadamente por MQO. Para levar em conta autocorrelação e heterocedasticidade, a inferência será realizada com os erros-padrão robustos de Newey-West<sup>12</sup>. Os resultados das regressões se encontram na Tabela 4, com as variáveis dependentes nas colunas e as variáveis independentes nas linhas (erros-padrão entre parênteses).

<sup>12</sup> As regressões foram realizadas no R (R Core Team, 2018) com o pacote *dynlm* (ZEILEIS, 2016); a inferência foi feita com o pacote *sandwich* (ZEILEIS, 2006). O número de defasagens para os erros-padrão robustos de Newey-West foi selecionada otimamente e individualmente para cada regressão com o pacote *sandwich*, havendo também ajustes para amostra finita e *prewhitening* com o objetivo de tornar as estimativas mais conservadoras.

Tabela 4 – Resultados das regressões do VAR

<i>Variáveis dependentes:</i>				
	$ret_t$	$\Delta Vol_t$	$\Delta poscount_t$	$\Delta negcount_t$
$ret_{t-1}$	0,028 (0,055)	0,179 (0,222)	-0,358 (14,006)	-0,518 (12,014)
$\Delta Vol_{t-1}$	0,025 (0,016)	-0,312*** (0,051)	2,559 (2,118)	1,878 (1,670)
$\Delta poscount_{t-1}$	-0,00004 (0,0003)	0,003** (0,001)	-0,121** (0,060)	0,181*** (0,065)
$\Delta negcount_{t-1}$	0,0002 (0,0005)	0,001 (0,002)	0,054 (0,097)	-0,354*** (0,063)
t	-0,022 (0,013)	-0,051 (0,049)	0,135 (1,576)	-0,0004 (1,471)
$\Delta pvolat_{t-1}$	0,002** (0,001)	-0,009*** (0,004)	-0,332** (0,135)	-0,156 (0,120)
Constante	0,013** (0,006)	0,027 (0,026)	0,101 (0,532)	0,057 (0,397)

*Nota:* \*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01 ; Erros-padrão entre parênteses

Fonte: Dados sobre o retorno e volatilidade diárias da Bitcoin obtidos de *charts.bitcoin.com*. Dados sobre volume diário obtidos de *coinmarketcap.com*. Variáveis de sentimento construídas com o *AYLIEN News API*. Tabela elaborada pelo autor com o pacote *stargazer* (HLAVAC, 2018).

Como se pode ver na Tabela 4, foi identificada uma relação estatisticamente significativa e positiva entre o aumento do número de notícias positivas sobre a Bitcoin, no período  $t - 1$  em relação ao período  $t - 2$ , e o aumento do volume diário no período  $t$ , em relação ao período  $t - 1$ . Essa relação significativa também pode ser encarada como causalidade no sentido de Granger (TETLOCK, 2007). Além disso, à luz das teorias de sentimento, o resultado pode ser interpretado como choques de sentimento criando divergências entre os *noise traders* e os agentes racionais. Um choque de otimismo sobre os *noise traders* (que pode ser refletido ou amplificado pelas notícias) aumenta suas perspectivas de retorno para bitcoins, induzindo a um aumento de demanda que precisa ser absorvido por agentes racionais (pois estes não são afetados por choques de sentimento). A consequência é um aumento no volume no próximo período (TETLOCK, 2007). No entanto, uma vez controlados os outros fatores, não se encontrou a mesma relação estatisticamente significativa entre as notícias pessimistas e o volume.

Nenhuma das duas variáveis,  $\Delta poscount_{t-1}$  e  $\Delta negcount_{t-1}$ , apresentaram coeficientes estatisticamente significantes para explicar o retorno diário contemporâneo. Isso pode indicar que o sentimento contido nas notícias não tem impacto sobre os retornos futuros da bitcoin, pelo menos no curto prazo (talvez por já ter sido incorporado nos preços antes das notícias). A variável exógena  $\Delta pvolat_{t-1}$ , no entanto, apresenta coeficiente positivo e estatisticamente significativo na equação para  $ret_t$ : um aumento no risco (do período  $t$  em relação a  $t - 1$ ) da bitcoin está associado a um aumento no retorno. A variável  $\Delta pvolat_{t-1}$  também tem coeficiente estatisticamente significativo, mas negativo, na equação de  $\Delta poscount_t$ , indicando que um aumento da volatilidade leva a uma queda nas notícias positivas sobre a Bitcoin no período  $t$ , em relação ao período  $t - 1$ . O aumento na volatilidade estaria, portanto, associado a uma queda no otimismo e nas expectativas positivas em relação à Bitcoin no próximo dia. A volatilidade já foi identificada na literatura como um risco de mercado especialmente importante da Bitcoin (BÖHME et al., 2015); portanto, também é esperado que esteja associada a quedas no otimismo.

É válido notar também que, segundo os resultados das regressões, um aumento no número de notícias positivas em  $t - 1$ , em relação a  $t - 2$  (aumento em  $\Delta poscount_{t-1}$ ), leva a um aumento estatisticamente significativo do número de notícias negativas em  $t$ , em relação a  $t - 1$ . Uma hipótese explanatória poderia ser que choques de otimismo ou pessimismo gerariam uma reação oposta, posteriormente, por parte de grupos discordantes dentro do mercado. No entanto, como a relação entre  $\Delta negcount_{t-1}$  e  $\Delta poscount_t$  é não significativa, essa hipótese recebe pouco respaldo dos dados. A explicação mais coerente seria a de que choques de otimismo teriam efeitos sobre o pessimismo no próximo dia por uma reação de grupos discordantes (que não compartilham das mesmas perspectivas otimistas a respeito da Bitcoin), talvez desejando combater o otimismo não justificado verificado no dia anterior. No entanto, não parece haver reação dos grupos otimistas em relação a choques pessimistas passados, indicando uma assimetria. Finalmente, as regressões

parecem indicar um processo de reversão de opiniões, tanto positivas quanto negativas, no curto prazo: o coeficiente de  $\Delta negcount_{t-1}$ , na equação de  $\Delta negcount_t$ , é negativo e estatisticamente significativo; o coeficiente de  $\Delta poscount_{t-1}$ , na equação  $\Delta poscount_t$ , é negativo e estatisticamente significativo.

A conclusão deste capítulo é que existem evidências empíricas de bolhas no mercado de bitcoins para o período estudado, reforçando resultados semelhantes encontrados na literatura (CHEUNG; ROCA; SU, 2015; CHEAH; FRY, 2015)<sup>13</sup>. A maior bolha se iniciou em meados de 2018 e permanece até o fim do período analisado. Também foi identificada uma relação positiva entre o aumento de notícias positivas sobre a bitcoin e um aumento no volume transacionado no próximo dia, mas não entre o aumento de notícias e os retornos diários do próximo dia. Isto pode indicar que, embora haja uma pressão de demanda por parte do mercado diante de notícias positivas, ela não é suficiente para afetar sistematicamente os retornos (é absorvida por ofertantes de bitcoins) ou que as notícias estão repercutindo fatos e opiniões já incorporadas nos preços.

---

<sup>13</sup> Wheatley et al. (2018), com uma metodologia diferente (modelo LPPLS), também chegam a resultados positivos sobre a presença de bolhas. Alguns *insights* desse estudo serão utilizados na Seção 2.1, onde será buscada uma forma de avaliar o preço fundamental da bitcoin.



## 2 Modelos de bolhas e *feedback traders*

Neste Capítulo, o objetivo será analisar o mercado de bitcoins sob a lente de dois modelos comportamentais. Dessa forma, espera-se mostrar como as características específicas do mercado se inserem no modelo, de modo a fundamentar teoricamente o comportamento de bolha (estudado empiricamente no Capítulo 1). Modificações no modelo serão feitas de modo a levar em conta essas características.

Na Seção 2.1, analisa-se um modelo em que a presença de bolhas é exógena; a partir daí, as interações entre agentes racionais sequencialmente informados e os agentes irracionais (que iniciam o deslocamento dos preços em relação a seus fundamentos) ocorrem. O resultado são dois tipos de equilíbrio: colapso endógeno e exógeno. Uma análise de estática comparativa é feita após incluir-se a trajetória de evolução do preço fundamental da bitcoin ao modelo.

Já na Seção 2.2, o objetivo é endogeneizar o início da bolha com um modelo em que *noise traders* interagem com investidores sofisticados. Em contraposição aos modelos clássicos de Finanças, a limitação dos horizontes dos arbitradores pode impedir a correção dos preços. Adiciona-se um novo tipo de investidor ao modelo, e analisa-se seu impacto na análise de estática comparativa.

### 2.1 Modelo Abreu-Brunnermeier aplicado à Bitcoin

O ponto de partida será o modelo de Abreu e Brunnermeier (2003), em uma estrutura de agentes racionais interagindo com agentes comportamentais (não sofisticados). Historicamente, argumentam os autores, bolhas surgem em períodos de inovações tecnológicas inovadoras de produtividade. Nesse contexto, alguns investidores não sofisticados mantêm crenças otimistas de "mudanças de paradigma", enquanto agentes racionais gradualmente percebem que os ganhos da inovação serão limitados e não imediatos (levará tempo para que todo o seu potencial seja aplicado de forma eficiente na economia). Essa descrição se encaixa bem ao caso da Bitcoin (que incorpora também a tecnologia do *blockchain*, cujas possibilidades de aplicação são diversas).

#### 2.1.1 Ideia geral do modelo

Antes de  $t=0$ , o preço do ativo coincide com seu valor fundamental, crescendo à taxa  $r'$  (normalizamos  $p_0 = 1$ ). A partir de  $t=0$ , o ativo passa a crescer à taxa  $g > r'$ . Até  $t = t_0$  (em que  $t_0$  é uma data aleatória que segue uma distribuição exponencial), esse crescimento é justificado pelos fundamentos; a partir de  $t_0$ , apenas uma fração  $(1 - \beta(\cdot))$

do preço  $p_t$  é justificada pelos fundamentos. Assumiremos aqui o caso mais simples, em que os fundamentos coincidem com a trajetória dos preços em  $t_0$  e passam a crescer à taxa  $r$  a partir de então. Com essa hipótese,  $\beta(t - t_0) = 1 - \exp(-(g - r)(t - t_0))$ .

Se a pressão de venda de investidores racionais exceder  $\kappa$ , o preço colapsa para a fração  $\beta(\cdot)$ . Mesmo que isso nunca aconteça, o modelo assume que a bolha só continua até uma data limite  $t_0 + \hat{\tau}$ , quando a fração da bolha chega a seu tamanho máximo  $\bar{\beta}$ . Além do mais, os investidores racionais não se dão conta da precificação distoante dos fundamentos imediatamente; o modelo assume que estes recebem a informação sequencialmente. A partir de  $t_0$ , uma massa  $1/\eta$  se torna ciente do desvio dos preço em cada instante  $t$ , de modo que todos os agentes racionais estão cientes em  $t_0 + \eta$ . Evidentemente, quando o investidor se torna ciente do desvio em  $t_i$ , este não sabe qual a massa de agentes que já receberam a informação antes; o que o investidor racional faz é tentar inferir  $t_0$  a partir de sua função densidade de probabilidade  $\phi(t_0) = 1 - e^{-\lambda t_0}$ . O investidor  $t_i$  (aquele que se torna ciente do desvio em  $t_i$ ) tem em mente apenas a função de densidade truncada

$$\phi(t_0|t_i) = \frac{e^{\lambda\eta} - e^{\lambda(t_i - t_0)}}{e^{\lambda\eta} - 1}.$$

### 2.1.2 Equilíbrios

Sob certas condições, pode-se mostrar o seguinte resultado (*Sell Out Condition*) (ABREU; BRUNNERMEIER, 2003) :

**Lema 1** *Se*

$$h(t|t_i) < \frac{g-r}{\beta(t - T^{*-1}(t))},$$

*o investidor racional  $t_i$  continua com sua posição comprada máxima em  $t$  (uma hipótese é que todos os investidores racional começam na posição comprada total). O oposto estrito da desigualdade acima implica que  $t_i$  assume sua posição vendida máxima em  $t$ . A função  $h(t|t_i)$  é a hazard rate subjetiva do agente  $t_i$  (a crença de que o preço vai colapsar em  $t$ ).  $T^*(t_0)$  retorna a data de colapso em função da realização de  $t_0$  e  $T^{*-1}$  é sua inversa. O denominador da expressão ao lado direito da desigualdade é justamente a fração de bolha do preço (pré-crash) se o colapso ocorre em  $t$ .*

Conforme aumenta a diferença entre as taxas de crescimento dos preços antes e depois do colapso, mais o agente racional está disposto a continuar comprado (aproveitando racionalmente a bolha). No entanto, quanto maior é a proporção do componente bolha no

preço do ativo, maior será a perda que o agente terá ao se atrasar e vender após o colapso. Além disso, é possível mostrar também que se  $t_i$  vende todas as suas posições em  $t$ , então todos os outros agentes que se tornaram cientes do desvio do preço antes de  $t_i$  também já o terão feito. A partir do Lema 1, obtêm-se as condições para os colapsos exógenos e endógenos.

**Proposição 1** (Colapso exógeno do preço) *Se*

$$\frac{\lambda}{1 - e^{-\lambda\eta\kappa}} \leq \frac{g - r}{\bar{\beta}},$$

*então existe um equilíbrio único em que todos os investidores racionais liquidam suas posições  $\tau^1 < \bar{\tau}$  períodos após se tornarem cientes da bolha, onde*

$$\tau^1 = \bar{\tau} - \frac{1}{\lambda} \ln\left(\frac{g-r}{g-r-\lambda\bar{\beta}}\right)$$

Mesmo assim, a arbitragem dos investidores racionais não é capaz de provocar o colapso dos preços, que ocorre em  $\hat{\tau}$  de qualquer forma. Esse caso ocorre quando a dispersão de informação ( $\eta$ ) e a capacidade de absorção dos investidores comportamentais ( $\kappa$ ) são grandes.

**Proposição 2** (Colapso endógeno do preço) *Se*

$$\frac{\lambda}{1 - e^{-\lambda\eta\kappa}} > \frac{g - r}{\bar{\beta}},$$

*então existe um equilíbrio único em que todo investidor  $t_i \geq \eta\kappa$  sai do mercado*

*$\tau^* = \beta^{-1}\left(\frac{(1-e^{-\lambda\eta\kappa})(g-r)}{\lambda}\right) - \eta\kappa$  períodos depois de se tornar ciente do desvio dos preços de seus fundamentos. Todos os agentes racionais  $t_i$ , tais que  $t_i \leq \eta\kappa$ , venderão suas posições em  $\eta\kappa + \tau^*$ , de modo que a bolha colapsará quando atingir a fração*

$$\beta^* = (g - r) \frac{1 - e^{-\lambda\eta\kappa}}{\lambda}$$

*do preço pré-colapso.*

### 2.1.3 Estática comparativa

O problema de determinação dos fundamentos por trás do preço da bitcoin ainda é uma questão debatida. Ciaian, Rajcaniova e Kancs (2016) afirmam que seus fundamentos independem dos fundamentos macroeconômicos. O valor de uma moeda fiduciária depende da crença dos agentes de que ela será aceita para transacionar bens no futuro. No caso do sistema da Bitcoin, grande parte de sua credibilidade está associada à segurança das moedas

em *exchanges* (historicamente sujeitas a ataques virtuais) (CIAIAN; RAJCANIOVA; KANCS, 2016; GANDAL et al., 2018; MOORE; CHRISTIN, 2013). As *exchanges* são agentes centralizadores no mercado de bitcoins (BÖHME et al., 2015), e portanto as crenças em relação à estabilidade e segurança delas são importantes para as decisões dos investidores de aumentarem e reduzirem suas posições. Outros custos intrínsecos citados são: irrevertibilidade da transação, risco de *blacklisting* (agentes deixando de aceitar unidades específicas de bitcoin), risco de roubo de carteiras, risco de privacidade e riscos regulatórios (BÖHME et al., 2015).

Na análise a seguir, a abordagem de Wheatley et al. (2018) para o preço fundamental será seguida, usando a Lei de Metcalfe Generalizada (*Generalized Metcalfe's Law*, referida daqui em diante como LMG). Embora os autores usem o modelo Johansen-Ledoit-Sornette (SORNETTE, 2002; JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 1998) para testar a presença de bolhas, a hipótese referente ao comportamento do componente fundamental é um bom ponto de partida para aplicar as características da bitcoin aos modelos de finanças. A LMG implica que a capitalização de mercado de uma rede é dada por:

$$cap(u) = e^{\alpha_0} u^{\beta_0},$$

em que  $u$  é o número de usuários ativos. O parâmetro  $\beta_0$  mede a conectividade da rede. A Lei de Metcalfe original implica conectividade total entre os usuários ( $\beta_0 = 2$ ), enquanto que a versão generalizada permite a hipótese mais realista de conectividade parcial.<sup>14</sup> Por exemplo, a estimativa de (WHEATLEY et al., 2018) sugere que cada usuário está em média conectado a  $N^{\frac{2}{3}}$  outros usuários, sendo  $N$  o total de usuários da rede.

O preço fundamental seria, portanto, dado por:

$$p_F(t) = \frac{cap(t, u(t))}{M(t)} = \frac{e^{\alpha_0} u(t)^{\beta_0}}{M(t)},$$

onde  $M(t)$  é o número total de unidades de bitcoins emitidas até  $t$  (uma variável previsível para os agentes). Uma vez que o número de usuários ativos não é uma informação observável, pela própria estrutura da Bitcoin (só os endereços ativos são observáveis, e um usuário pode usar vários endereços (WHEATLEY et al., 2018)), haveria uma tendência à dispersão de informação no mercado de bitcoins (o que é refletido em um alto  $\eta$  no modelo Abreu e Brunnermeier (2003)).

<sup>14</sup> A Lei de Metcalfe original, atribuída a Robert Metcalfe, tenta captar o efeito de rede que ocorre pela adição de novos usuários. Esta afirma que o valor de uma rede (sua capitalização) é diretamente proporcional ao quadrado do número de usuários (SHAPIRO; VARIAN, 1998). Assumindo conectividade total entre os usuários da rede (cada usuário está conectado a todos os outros), o incremento do usuário marginal sobre o valor da rede aumenta com o número de usuários. A LMG generaliza a ideia de Metcalfe para redes mais esparsas (WHEATLEY et al., 2018).

A hipótese subjacente é que investidores comportamentais são atraídos pelos altos retornos a partir de  $t = 0$ , comprando bitcoins pela perspectiva de projeção da tendência de crescimento para o futuro. Considerando as taxas extraordinárias que a criptomoeda teve em diversos momentos, esse fator certamente exerceu um impacto relevante sobre agentes que exibem comportamentos não racionais (heurísticas, regras de bolso, etc.). Ou, possivelmente, sobre entusiastas da nova tecnologia (*early adopters*), cujas decisões de compra e venda de bitcoins não estão tão ligados a fatores econômicos (MOORE; CHRISTIN, 2013).

Conforme os agentes comportamentais entram no mercado para demandar bitcoins, tanto o preço quanto o componente fundamental crescem (pelo aumento do número de usuários). A consequência é que a entrada de investidores comportamentais de fato aumenta o valor fundamental da bitcoin em  $t$ . Em um primeiro momento, isso poderia implicar que o comportamento dos investidores não sofisticados tende a manter os preços mais próximos dos fundamentos (ao menos em relação ao caso base do modelo). No entanto, uma vez que o evento de colapso da bolha é certo (seja de forma endógena ou exógena), a decisão dos investidores racionais se baseará não na taxa de crescimento do preço fundamental da bitcoin durante o período de bolha, mas sim na taxa de crescimento do preço após o colapso ( $r$ ).

Uma vez que o colapso do preço gere um choque de pessimismo nos agentes comportamentais (fazendo-os sofrer grandes perdas e reavaliar as perspectivas dos retornos futuros para baixo), a parcela de *noise traders* que foi atraída ao mercado pelas perspectivas de altos retornos deixará o mercado. Além disso, os investidores racionais também desejarão sair do mercado antes do colapso. Logo, nesse contexto, o colapso não só faz os preços retornarem a  $p_F$ , como também reduz  $p_F$  e sua taxa de crescimento durante o período pós-colapso (em relação ao período de bolha). As bolhas são, portanto, especialmente danosas no mercado de bitcoins, pois seu colapso reduz o valor fundamental da rede como um todo.

Em termos do modelo, denotando  $\gamma := g - r$ , as características supracitadas tenderiam a gerar um alto valor de  $\gamma$  no caso da bitcoin. A partir da Proposição 1, temos que:

$$\frac{d}{d\gamma} \tau^1 = \bar{\beta} \times \frac{\gamma - \lambda \bar{\beta}}{\gamma} \times \frac{1}{(\gamma - \lambda \bar{\beta})^2} > 0,$$

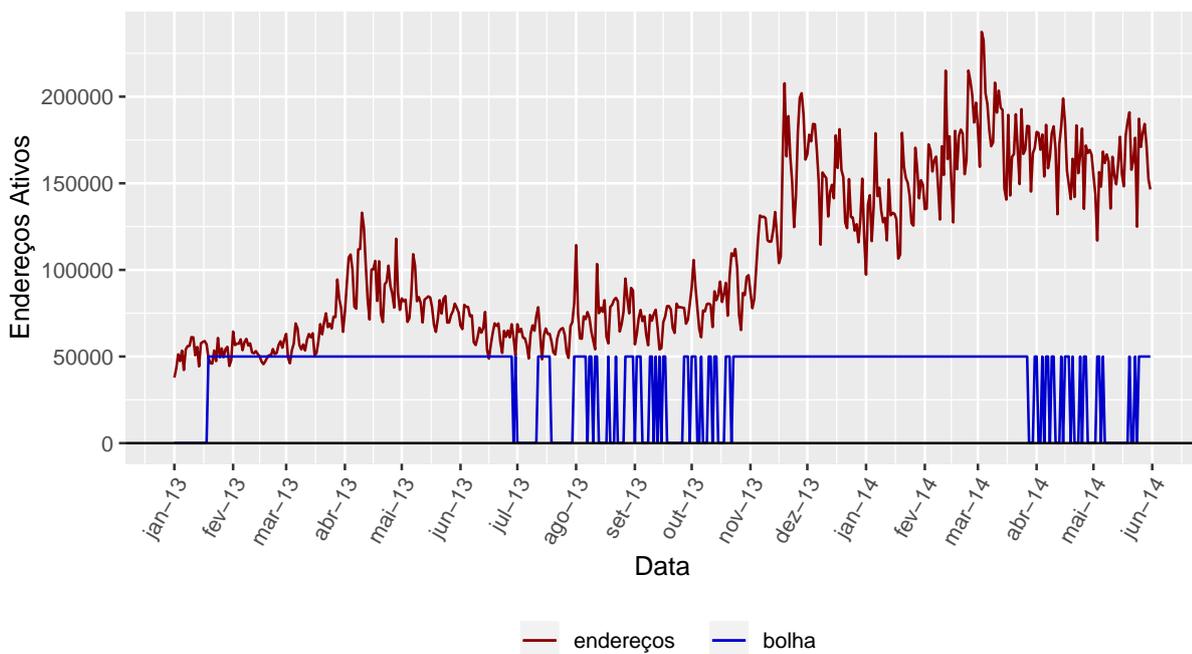
pois o primeiro termo é positivo pela hipótese da função  $\beta(\cdot)$  crescente, enquanto os outros dois são positivos em decorrência da condição da Proposição 1 e do fato de todos os parâmetros serem finitos.

Logo, para o caso de um colapso exógeno, em equilíbrio os investidores racionais retardariam suas vendas de forma a explorar os retornos elevados ao máximo (*ride the*

*bubble*). Isso faria com que a data da liquidação das posições dos investidores racionais e a data de colapso da bolha se aproximassem, concentrando num intervalo de tempo menor duas quedas em  $p_F$ . Um resultado similar é encontrado para o caso endógeno. A partir da Proposição 2, tanto  $\beta^*$  quanto  $\tau^*$  aumentam com o aumento do diferencial  $\gamma$  (o último novamente pelo fato de  $\beta(\cdot)$  ser crescente e também sua inversa). Haveria, assim, uma tendência a uma queda proporcional maior do preço no momento do colapso, assim como um prolongamento da duração da bolha, *ceteris paribus*.

De fato, graficamente é possível observar uma relação entre os períodos de bolha identificados na Seção 2.3 e quedas no número de endereços ativos (uma *proxy* para usuários ativos (WHEATLEY et al., 2018)). A Figura 8 indica uma queda dos endereços ativos a partir do meio da bolha que começa no início de 2013. Já para a bolha iniciada no fim de 2013, o número de endereços ativos cai perto do momento de seu colapso.

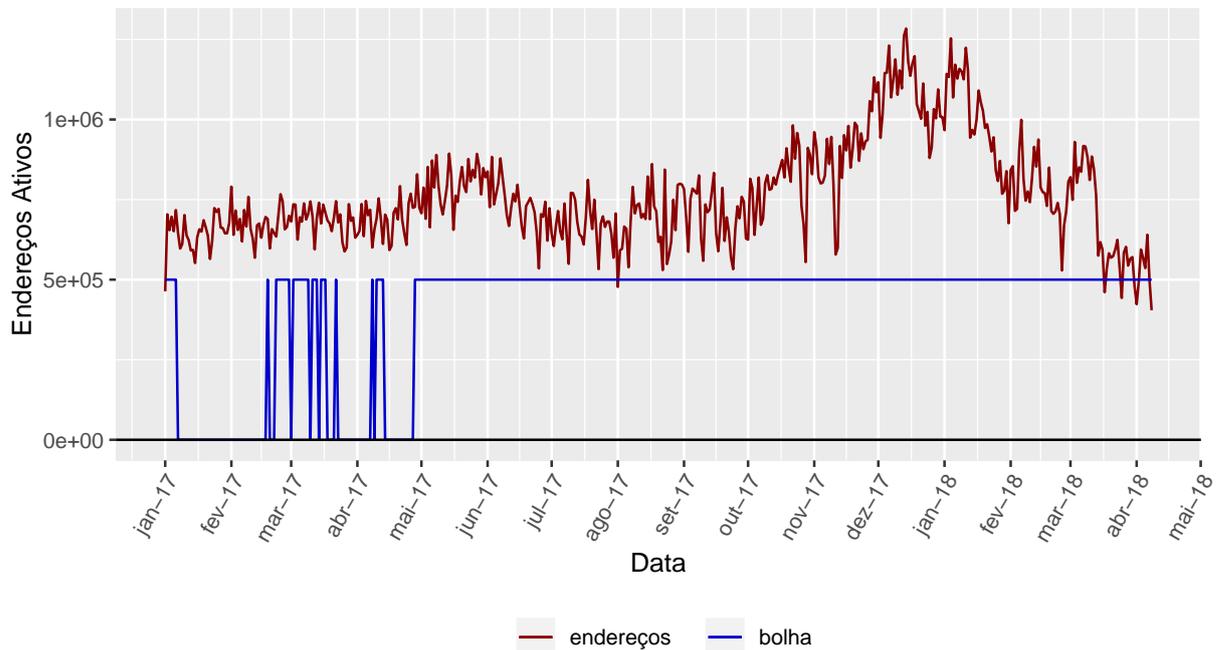
Figura 8 – Número de endereços ativos e períodos de bolha (2013-2014)



Fonte: Dados de endereços ativos de [coinmetrics.io](http://coinmetrics.io), elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

Já a Figura 9 aponta uma queda acentuada de dezembro de 2017 até o fim da série. Apesar de não ter sido verificado estatisticamente o colapso dessa bolha na série analisada, a Figura 3 aponta para uma queda brusca das estatísticas BSADF, o que pode indicar um colapso próximo no futuro. Portanto, a hipótese do modelo de saída de agentes do mercado de bitcoin com o colapso da bolha recebe algum respaldo dos dados, sustentando as conclusões de estática comparativa de um prolongamento das bolhas no mercado de bitcoins pelo aumento do diferencial na taxa de crescimento do ativo antes e após o colapso.

Figura 9 – Número de endereços ativos e períodos de bolha (2017-2018)



Fonte: Dados de endereços ativos de [coinmetrics.io](https://coinmetrics.io), elaboração própria com o pacote *ggplot2* (WICKHAM, 2009).

## 2.2 Um modelo de *noise trader risk* aplicado ao mercado de bitcoins

Na Seção 3.1, foi utilizado um modelo que assume a presença de um comportamento de separação dos preços em relação a seus fundamentos, e como investidores sofisticados, interagindo com investidores não sofisticados (*noise traders*) podem amplificar o movimento de bolha no mercado de bitcoins. Nesta seção, o objetivo será apresentar um modelo que fundamente o distanciamento dos preços em relação a seus fundamentos (também pela interação entre investidores sofisticados e *noise traders*).

O ponto de partida será o modelo seminal de De Long et al. (1990a), em que arbitradores racionais interagem com investidores não sofisticados (que reagem a ruído, *noise*, em vez de somente a informação), cujas crenças se desviam da racionalidade Bayesiana (DHAMI, 2016). Pelo fato de os agentes terem horizontes curtos no modelo, a presença dos investidores não sofisticados cria um risco adicional que pode dificultar a arbitragem dos investidores racionais. Existe um risco associado às crenças dos investidores não sofisticados se tornarem mais extremas, e só se reverterem em horizontes mais longos; além disso, um dos resultados do modelo é que os investidores não sofisticados podem até mesmo obter retornos esperados mais altos que as contrapartes sofisticadas (contrariando o argumento clássico de finanças de que os agentes irracionais seriam necessariamente

expulsos do mercado, por não conseguirem sustentar perdas indeterminadamente (DE LONG et al., 1990a; DHAMI, 2016)).

### 2.2.1 Ideia geral do modelo

Consideramos um modelo simplificado de gerações superpostas em que os agentes vivem dois períodos. A única decisão feita pelos agentes é a de montar seu portfólio quando jovens. Os agentes jovens recebem uma dotação  $y$  do único bem de consumo com preço normalizado em 1 (sendo assim o bem numérico).

Existem dois ativos que pagam dividendos iguais: um arriscado e um sem risco. No presente contexto, o ativo arriscado representa bitcoins, e o ativo não arriscado representa o investimento alternativo. Ambos geram dividendos  $r$  no período seguinte a sua compra<sup>15</sup>. O elemento central de distinção entre os ativos é que o ativo sem risco tem oferta infinitamente elástica e pode ser convertido na proporção de um para um em um bem de consumo em cada período. Portanto, o preço do ativo sem risco fica normalizado em 1, de modo que  $r$  é a taxa livre de risco. Por outro lado, o ativo arriscado tem oferta fixa e normalizada em 1 (o que é adequado, como simplificação, para uma análise de curto prazo do mercado de bitcoins, em que a expansão monetária de um período para o próximo é pequena em relação à base monetária existente).

Existem dois tipos de investidores:

1. *Noise traders* (denotados pelo tipo  $i = n$ ) que mantêm crenças distoantes dos fundamentos sobre o preço do ativo arriscado (em nossa análise, da bitcoin), existentes na proporção  $\mu \in [0, 1]$  da população;
2. Investidores sofisticados (arbitradores, do tipo  $i = a$ ), mantendo crenças fundamentais sobre os preços, mas que levam a influência dos *noise traders* em conta ao tomarem suas decisões de investimento, existentes em proporção  $1 - \mu$ ;

Em cada período, cada agente jovem demanda  $\lambda_t^i$  unidades do ativo arriscado ao preço  $P_t$ , e o resto de sua riqueza ( $y - \lambda_t^i P_t$ ) é gasta no ativo sem risco. As demandas dos dois tipos devem somar 1 a cada período. A riqueza líquida de cada agente, quando velho, será dada, portanto, por:

$$w_{t+1}^i = (y - \lambda_t^i P_t)(1 + r) + \lambda_t^i (P_{t+1} + r) - y = yr + \lambda_t^i (P_{t+1} + r - P_t(1 + r))$$

A diferença entre o comportamento de ambos, como já explicitado na introdução da Seção, está na formação das expectativas de cada tipo. Seja  $E_t^i(\cdot)$  a expectativa tomada pelo

<sup>15</sup> Para o caso da bitcoin, seria possível interpretar  $r$  como o valor transacional do ativo como moeda. Assumir que a bitcoin também paga a mesma quantidade de dividendos é apenas uma simplificação e não altera a estrutura do modelo, como será verificado à frente.

agente  $i$  com base em todas as informações disponíveis em  $t$ . Temos que, para o investidor sofisticado  $E_t^a(P_{t+1}) = \bar{P}_{t+1}$ , enquanto que para o *noise trader*  $E_t^a(P_{t+1}) = \bar{P}_{t+1} + \rho_t$ , em que  $\rho_t \sim N(\rho^*, \eta^2)$ . O único fator de incerteza no mercado é, portanto, o mecanismo estocástico de formação das crenças sustentadas pelos *noise traders*.

### 2.2.2 Solução do modelo

Assume-se que os dois tipos de agente têm funções de utilidade da riqueza da forma  $U(w_{t+1}) = -exp(-2\gamma w_{t+1})$  quando velhos, sendo  $2\gamma > 0$  o coeficiente de Arrow-Pratt (idêntico para os dois tipos). Uma vez que a riqueza do agente velho é normalmente distribuída (pelo termo  $\rho$ ), maximizar a riqueza esperada é equivalente à maximizar

$$E_t(w_{t+1}) - \gamma Var_t(w_{t+1}),$$

em que  $Var_t(w_{t+1}) = (\lambda_t^i)^2 \sigma_{P_{t+1}}^2$  (com  $i = n, a$ ) é a variância da riqueza futura condicionada à informação em  $t$  (note que as variâncias são análogas, pois dependerão de  $\rho_{t+1}$  (DHAMI, 2016)<sup>16</sup>) e  $\sigma_{P_{t+1}}$  a variância de  $P_{t+1}$  condicionada à informação em  $t$ . O problema de cada agente (e sua respectiva solução, denotada com o asterisco) será, portanto:

#### 1. Para o investidor sofisticado:

$$\max_{\lambda_t^a \in [0,1]} [ry + \lambda_t^a (r + \bar{P}_{t+1} - P_t(1+r)) - \gamma (\lambda_t^a)^2 \sigma_{P_{t+1}}^2] \implies \lambda_t^{a*} = \frac{r + \bar{P}_{t+1} - P_t(1+r)}{2\sigma_{P_{t+1}}^2}$$

#### 2. Para o *noise trader*:

$$\begin{aligned} \max_{\lambda_t^n \in [0,1]} [ry + \lambda_t^n (r + \bar{P}_{t+1} + \rho_t - P_t(1+r)) - \gamma (\lambda_t^n)^2 \sigma_{P_{t+1}}^2] \implies \\ \lambda_t^{n*} = \frac{r + \bar{P}_{t+1} + \rho_t - P_t(1+r)}{2\sigma_{P_{t+1}}^2} \end{aligned}$$

A partir dessas condições de primeira ordem, obtemos, pela Lei de Walras,

$$\mu \lambda_t^{n*} + (1 - \mu) \lambda_t^{a*} = 1 \implies P_t = \frac{r + \bar{P}_{t+1} + \mu \rho_t - 2\gamma \sigma_{P_{t+1}}^2}{1+r}.$$

Combinando esse resultado com a condição de steady-state ( $\bar{P}_{t+1} = \bar{P}_{t+j}$  e  $\sigma_{P_{t+1}}^2 = \sigma_{P_{t+j}}^2$ ,  $\forall j > 0$ ) (DHAMI, 2016), temos finalmente que:

$$P_t = 1 + \mu \frac{\rho^*}{r} + \frac{1}{(1+r)} \mu (\rho_t - \rho^*) - \frac{1}{r} \left( \frac{\mu}{1+r} \right)^2 \eta^2 (2\gamma), \quad (\star)$$

é a solução de steady-state para o preço do ativo arriscado.

<sup>16</sup> O termo  $\rho_t$  já é conhecido ao fim de  $t$ .

### 2.2.3 Estática comparativa

Analisando a expressão para  $P_t$  em equilíbrio, é evidente como as crenças dos *noise traders* ( $\rho_t$ ) geram uma profecia autorrealizável: conforme os investidores não sofisticados se tornam mais otimistas, sua demanda aumenta e eleva os preços dos ativos em  $t$ . Além disso, outros mecanismos podem contribuir para dar sequência às crenças otimistas desses investidores. Por exemplo, é possível que investidores não sofisticados projetem os retornos presentes para o futuro e ancorem suas expectativas nos níveis altos de retorno (gerando um efeito de feedback positivo) (SHILLER, 2015; DE LONG et al., 1990b; DHAMI, 2016). Isto é especialmente relevante para o caso da bitcoin, que experimentou retornos altos durante vários subperíodos (o que pode ter induzido expectativas de retornos permanentemente altos para *noise traders* que entraram no mercado).

Tal comportamento pode ter contribuído para sustentar o crescimento dos preços em níveis altos e iniciar o período de separação dos preço da bitcoin em relação a seus fundamentos (que ocorre de forma exógena no modelo Abreu-Brunnermeier discutido na Seção 2.1). Portanto, o modelo De Long et al. (1990a) fornece a fundamentação para tornar endógeno o início do movimento de bolha nos preços.

### 2.2.4 Introduzindo HODLers

Há, no entanto, um tipo de agente específico no mercado de bitcoins que pode ser analisado sob à luz do modelo exposto nesta Seção. Esse tipo se tornou conhecido na cultura de criptomoedas como "HODLer" (KAMINSKA, 2017; SHIN, 2017), do acrônimo "Hold On for Dear Life". Estes investidores têm horizontes longos, em vez dos horizontes curtos do modelo De Long et al. (1990a). As variações de curto prazo de preços não são relevantes para suas decisões, e a "filosofia" desse tipo de investidor é a de nunca vender suas posições (uma forma mais extrema de *buy and hold*). Isto é, a demanda desses agentes é insensível a variações nos preços.

A demanda de bitcoins por suas características específicas (em oposição a ganhos de curto prazo por aumentos nos preços) já havia sido referida em artigos seminais, como Grinberg (2011). Neste artigo, o autor destaca alguns tipos de demandantes de bitcoin em seu ecossistema inicial: entusiastas da tecnologia, da criptografia e privacidade, além de indivíduos desconfiados da influência governamental sobre a moeda (GRINBERG, 2011). Além disso, um relatório da empresa de pesquisa em criptomoedas, Chainalysis, com dados até agosto de 2018, concluiu que a quantidade de bitcoins para investimento (incluindo em posse de HODLers e novos investidores) totaliza 30% da base monetária em circulação (Chainalysis Team, 2018); entre 2016 e 2018, a proporção se manteve estável em aproximadamente 40% (MURPHY, 2018). Torna-se, portanto, necessário levar em conta também a influência desse tipo de investidor sobre a trajetória dos preços, se modo a obter uma perspectiva mais completa do mercado de bitcoins e as origens de suas flutuações.

Nesta subseção, o objetivo será introduzir a presença de HODLers no modelo De Long et al. (1990a) de uma forma simples: como choques positivos na demanda de mercado. Portanto, pela Lei de Walras, temos:

$$\mu\lambda_t^{n*} + (1 - \mu)\lambda_t^{a*} + \lambda_t^H = 1,$$

em que  $\lambda_t^H = \bar{h} \geq 0$  é a demanda em  $t$  da massa de HODLers<sup>17</sup>. Naturalmente, a suposição é que a demanda é factível para esses agentes; o efeito prático no modelo é um choque negativo na quantidade de bitcoins disponíveis para os *noise traders* e investidores sofisticados. Com essa modificação, a partir de (\*), a expressão para o preço de steady-state se torna:

$$P_t = 1 + \mu\frac{\rho^*}{r} + \frac{1}{(1+r)}\mu(\rho_t - \rho^*) - \frac{1}{r}\left(\frac{\mu}{1+r}\right)^2\eta^2(2\gamma) + \frac{\bar{h}}{r}\left(\frac{\mu}{1+r}\right)^2\eta^2(2\gamma) \quad (**)$$

É também direto notar que:

$$P_h = \frac{1}{r}\left(\frac{\mu}{1+r}\right)^2\eta^2(2\gamma), \text{ e portanto } P_{h,\mu} = 4\mu\frac{\gamma}{r}\left(\frac{\eta}{1+r}\right)^2 \geq 0,$$

em que os subscritos indicam derivadas parciais. Desta forma, a presença de HODLers no mercado de bitcoins acentua o efeito dos *noise traders* sobre os preços e contribui para o aumento da volatilidade no mercado, em vez de sua estabilização. Em outras palavras, o efeito de um aumento da proporção de *noise traders* sobre os preços será maior, tanto maior seja o impacto da demanda de HODLers sobre o mercado a cada período. O comportamento dos HODLers, ao diminuir a base de bitcoins disponíveis para transações de curto prazo, dificulta a queda dos preços e, desta forma, contribui para sustentar as expectativas de retornos elevados dos *noise traders*. Esta pode ser uma explicação para o início do descolamento dos preços em relação aos fundamentos no modelo Abreu e Brunnermeier (2003), no caso em que as expectativas positivas dos *noise traders* são fortes e seu efeito sobre os preços é amplificado pelos HODLers.

No contexto do modelo Abreu e Brunnermeier (2003), o aumento da proporção de investidores insensíveis às variações de curto prazo nos preços implica num aumento da capacidade de absorção do mercado, uma vez que HODLers estariam dispostos a transferir partes de sua riqueza para bitcoins a cada período. Já que agentes HODLers são insensíveis a mudanças de preços de curto prazo, quedas no preço causadas por aumentos na pressão

<sup>17</sup> Uma modelagem mais complexa poderia, por exemplo, assumir que a demanda por bitcoins entra como o bem linear em uma função de utilidade quasilinear, de modo que o agente transfere toda a sua renda adicional para bitcoins (quando a renda é suficientemente grande). A solução, no entanto, envolveria raízes de segundo grau com muitos termos, de modo que a expressão final para os preços de steady-state não seria muito clara.

de venda dos arbitradores racionais induziriam os HODLers a comprarem mais unidades de bitcoins. Assim, o resultado disso em termos de estática comparativa seria um aumento em  $\kappa$  e durações mais longas do período de bolha, reforçando as conclusões da Seção 2.1.

Diante dos argumentos apresentados, o mercado de bitcoins apresenta elementos que, analisados à luz dos modelos comportamentais expostos, contribuem não só para a instabilidade dos preços e a dificuldade de arbitradores corrigirem as distorções causadas por crenças irracionais (Seção 2.2), mas também para o surgimento e prolongamento de bolhas (Seção 2.1). A fundamentação teórica deste capítulo, portanto, contribui para uma compreensão mais profunda dos mecanismos por trás dos resultados empíricos acerca da existência de bolhas (Capítulo 1).

### 3 Conclusão

O presente estudo investigou a presença de bolhas no mercado de bitcoins empiricamente, complementando-o com modelos teóricos comportamentais que explicam o comportamento explosivo dos preços. Em consonância com estudos anteriores, também foi verificada a presença de múltiplos períodos de bolha no mercado; uma inovação em relação ao estudo de Cheung, Roca e Su (2015) foi identificar a maior bolha do período analisado, iniciada em meados de 2017 e ativa (embora em processo de colapso) até o fim da série. A conclusão é reforçada, visto que o resultado de Wheatley et al. (2018), usando a metodologia LPPLS (SORNETTE, 2002; JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 1998), é semelhante. Uma possível linha de pesquisa para trabalhos futuros seria, portanto, verificar como a duração e intensidade das bolhas evolui ao longo do tempo; se o mercado converge para mais estabilidade ou não; investigar mais profundamente as causas das bolhas; e quais as melhores técnicas para datações dos períodos de bolha (uma vez que, embora semelhantes, os períodos encontrados nos trabalhos variam).

De modo a analisar o impacto do sentimento midiático sobre o mercado de bitcoins, o presente estudo estimou um VAR (seguindo Tetlock (2007)) com variáveis captando o sentimento sobre bitcoin (otimismo ou pessimismo) contido em notícias. Embora não se tenha encontrado uma relação sistemática entre o sentimento presente e o retorno futuro, foi encontrada uma relação positiva entre o otimismo presente e o volume transacionado futuro. Uma interpretação possível é que, embora as notícias positivas gerem uma pressão positiva de demanda sobre o mercado, esta é absorvida, não sendo suficiente para afetar sistematicamente os retornos. Outra explicação é que as notícias estão repercutindo informações já incorporadas ao preço. De qualquer forma, os resultados indicam uma relação assimétrica entre otimismo e pessimismo, o que reforça a importância maior do otimismo em períodos de expansão de bolhas (SHILLER, 2015).

Passando para a análise teórica, dois modelos principais foram analisados e modificados, de modo a incorporar características relevantes do mercado de bitcoins. No modelo de Abreu e Brunnermeier (2003), os preços crescem acima dos fundamentos exogenamente, e agentes racionais se tornam cientes disso de forma sequencial. A análise de estática comparativa mostra que as características do mercado contribuem para um prolongamento da bolha e para quedas especialmente fortes no período de colapso. No segundo modelo (DE LONG et al., 1990a), investidores sofisticados interagem com investidores comportamentais em um mercado com oferta inelástica do ativo especulativo (o que se encaixa bem ao caso da bitcoin, em que há um aumento pré-determinado da base monetária). Incorporando a presença de investidores HODLers (uma forma extrema de *buy and hold*) como um choque positivo de demanda, o resultado é um reforço do efeito dos investidores comportamentais

(*noise traders*) sobre os preços. Isto provê uma explicação para o início do movimento de bolha no modelo Abreu e Brunnermeier (2003). A unificação dos modelos comportamentais ainda é um desafio (e também uma linha de pesquisa promissora para trabalhos futuros).

O mercado de bitcoins é um objeto de interesse para o estudo tanto da economia monetária, quanto de finanças e da economia comportamental (e para os pontos de intersecção entre estas áreas). Ainda é incerto se seu impacto sobre as relações econômicas será limitado ou ainda se ampliará ainda mais. No entanto, uma vez que as tecnologias que a Bitcoin incorpora (como o *blockchain*) podem também ser aplicadas posteriormente a novos instrumentos financeiros, e a compreensão de mercados de moedas descentralizadas ainda é incompleta, o mercado de bitcoins se mostra um terreno fértil para investigação e teste de teorias por parte dos economistas.

# Referências

- ABADI, J.; BRUNNERMEIER, M. K. *Blockchain Economics*. New Jersey, EUA: [s.n.], 2018. Working Paper. Disponível em: <<https://scholar.princeton.edu/markus/publications/blockchain-economics>>.
- ABREU, D.; BRUNNERMEIER, M. K. Bubbles and crashes. *Econometrica*, The Econometric Society, v. 71, n. 1, p. 173–204, jan 2003.
- BUTTONWOOD. The bitcoin bubble. *The Economist*, 2017. Disponível em: <<https://www.economist.com/buttonwoods-notebook/2017/11/01/the-bitcoin-bubble>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- BÖHME, R. et al. Bitcoin: Economics, technology, and governance. *Journal of Economic Perspectives*, American Economic Association, v. 29, n. 2, p. 213–238, may 2015.
- Chainalysis Team. Bitcoin investors and speculators hold their positions over the summer. *Chainalysis*, 2018. Disponível em: <<https://blog.chainalysis.com/reports/money-supply-q3>>. Acesso em: 30 apr. 2018.
- CHEAH, E.-T.; FRY, J. Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, Elsevier BV, v. 130, p. 32–36, may 2015.
- CHEUNG, A. W.-K.; ROCA, E.; SU, J.-J. Crypto-currency bubbles: an application of the Phillips–Shi–Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices. *Applied Economics*, Informa UK Limited, v. 47, n. 23, p. 2348–2358, 2015.
- CIAIAN, P.; RAJCANIOVA, M.; KANCS d’Artis. The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, v. 48, n. 19, p. 1799–1815, 2016.
- DE LONG, J. B. et al. Noise trader risk in financial markets. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, v. 98, n. 4, p. 703–738, aug 1990.
- DE LONG, J. B. et al. Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation. *The Journal of Finance*, Wiley-Blackwell, v. 45, n. 2, p. 379–395, jun 1990.
- DHAMI, S. *The Foundations of Behavioral Economic Analysis*. Oxford University Press, 2016. ISBN 0198715536. Disponível em: <<https://www.amazon.com.br/Foundations-Behavioral-Economic-Analysis/dp/0198715536?>>
- ELTON, E. J. et al. *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*. 9. ed. EUA: Wiley, 2014. ISBN 978-1-118-46994-1.
- EVANS, G. W. Pitfalls in testing for explosive bubbles in asset prices. *The American Economic Review*, American Economic Association, v. 81, n. 4, p. 922–930, 1991. ISSN 00028282. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2006651>>.
- FRIEDMAN, M. *Essays in Positive Economics*. [S.l.]: University of Chicago Press, 1966. ISBN 0226264033.

- GANDAL, N. et al. Price manipulation in the bitcoin ecosystem. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier BV, jan 2018.
- GLASER, F. et al. Bitcoin - asset or currency? revealing users' hidden intentions. *ECIS 2014 Proceedings - 22nd European Conference on Information Systems*, 01 2014.
- GRIFFIN, J. M. et al. Who drove and burst the tech bubble? *The Journal of Finance*, Wiley-Blackwell, v. 66, n. 4, p. 1251–1290, jul 2011.
- GRINBERG, R. Bitcoin: An innovative alternative digital currency. *Hastings Science & Technology Law Journal*, v. 4, 12 2011.
- HAYEK, F. *Desestatização do dinheiro (Portuguese Edition)*. LVM Editora, 2017. ISBN 978-85-62816-24-6. Disponível em: <<https://www.amazon.com/Desestatiza%C3%A7%C3%A3o-do-dinheiro-Portuguese-Hayek-ebook/dp/B078J5BKDK?SubscriptionId=AKIAIOBINVZYXZQZ2U3A&tag=chimb05-20&linkCode=xm2&camp=2025&creative=165953&creativeASIN=B078J5BKDK>>.
- HIRSHLEIFER, D.; SUBRAHMANYAM, A.; TITMAN, S. Feedback and the success of irrational investors. *Journal of Financial Economics*, Elsevier BV, v. 81, n. 2, p. 311–338, aug 2006.
- HLAVAC, M. *stargazer: Well-Formatted Regression and Summary Statistics Tables*. Bratislava, Slovakia, 2018. R package version 5.2.1. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=stargazer>>.
- HYNDMAN, R. J.; KHANDAKAR, Y. Automatic Time Series Forecasting: TheforecastPackage for R. *Journal of Statistical Software*, Foundation for Open Access Statistic, v. 27, n. 3, 2008.
- INSANA, R. Bitcoin is in a bubble, and here's how it's going to crash. *CBNC*, 2017. Disponível em: <<https://www.cnbc.com/2017/09/13/bitcoin-is-in-a-bubble-and-heres-how-its-going-to-crash-ron-insana.html>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- JOHANSEN, A.; LEDOIT, O.; SORNETTE, D. Crashes at critical points. *Anderson Graduate School of Management, UCLA, University of California at Los Angeles, Anderson Graduate School of Management*, v. 03, 10 1998.
- KAMINSKA, I. The hodl. *Financial Times*, 2017. Disponível em: <<https://ftalphaville.ft.com/2017/12/22/2197074/the-hodl/>>. Acesso em: 30 apr. 2018.
- KIM, T. Jamie dimon says he regrets calling bitcoin a fraud and believes in the technology behind it. *CBNC*, 2018. Disponível em: <<https://www.cnbc.com/2018/01/09/jamie-dimon-says-he-regrets-calling-bitcoin-a-fraud.html>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- LACERDA, P. A. G.; PHILLIPS, P. C.; SHI, S.-P. *MultipleBubbles: Test and Detection of Explosive Behaviors for Time Series*. [S.l.], 2018. R package version 0.1.0. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=MultipleBubbles>>.
- MOORE, T.; CHRISTIN, N. Beware the middleman: Empirical analysis of bitcoin-exchange risk. In: . [S.l.: s.n.], 2013. v. 7859, p. 25–33.

- MURPHY, H. Who really owns bitcoin now? *Financial Times*, 2018. Disponível em: <<https://www.ft.com/content/29259448-69b3-11e8-b6eb-4acfcfb08c11>>. Acesso em: 30 apr. 2018.
- NAKAMOTO, S. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Cryptography Mailing list at https://metzdowd.com*, 03 2009.
- PARTINGTON, R. Bitcoin bubble? the warnings from history. *The Guardian*, 2017. Disponível em: <<https://www.theguardian.com/business/2017/dec/02/bitcoin-bubble-the-warnings-from-history>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- PARTINGTON, R. Bitcoin: is it a bubble waiting to burst or a good investment? *The Guardian*, 2017. Disponível em: <<https://www.theguardian.com/business/2017/dec/02/bitcoin-is-it-a-bubble-waiting-to-burst-or-a-good-investment>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- PHILLIPS, P. C. B.; SHI, S.; YU, J. Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the S&P 500. *International Economic Review*, Wiley-Blackwell, v. 56, n. 4, p. 1043–1078, 2015.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2018. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.
- RODRIGUES, E.; CASTRO, F. de; FERNANDES, A. Valorização de bitcoin é 'bolha' e 'pirâmide', diz Banco Central. *Estadão*, 2017. Disponível em: <<https://economia.estadao.com.br/noticias/seu-dinheiro,crescimento-do-bitcoin-e-bolha-e-piramide-diz-banco-central,70002118561>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- SHAPIRO, C.; VARIAN. *Information Rules*. Harvard Business Review Press, 1998. ISBN 087584863X. Disponível em: <[https://www.ebook.de/de/product/3240944/carl\\_shapiro\\_hal\\_r\\_varian\\_information\\_rules.html](https://www.ebook.de/de/product/3240944/carl_shapiro_hal_r_varian_information_rules.html)>.
- SHILLER, R. J. *Irrational Exuberance: Revised and Expanded Third Edition*. Princeton University Press, 2015. ISBN 978-0-691-16626-1. Disponível em: <<https://www.amazon.com/Irrational-Exuberance-Revised-Expanded-Third-ebook/dp/B00P6ZJ6HC?SubscriptionId=0JYN1NVW651KCA56C102&tag=techkie-20&linkCode=xm2&camp=2025&creative=165953&creativeASIN=B00P6ZJ6HC>>.
- SHIN, L. Bitcoin and taxes: If not hodling, consider donating. *Forbes*, 2017. Disponível em: <<https://www.forbes.com/sites/laurashin/2017/12/19/bitcoin-and-taxes-if-not-hodling-consider-donating/#311afe83341e>>. Acesso em: 30 apr. 2018.
- SORNETTE, D. *Why Stock Markets Crash: Critical Events in Complex Financial Systems*. Princeton University Press, 2002. ISBN 0-691-09630-9. Disponível em: <<https://www.amazon.com/Why-Stock-Markets-Crash-Financial/dp/0691096309?SubscriptionId=0JYN1NVW651KCA56C102&tag=techkie-20&linkCode=xm2&camp=2025&creative=165953&creativeASIN=0691096309>>.
- TETLOCK, P. C. Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, Wiley, v. 62, n. 3, p. 1139–1168, may 2007.

- WASIK, J. Why buffett sees bitcoin bubble. *Forbes*, 2017. Disponível em: <<https://www.forbes.com/sites/johnwasik/2017/11/06/why-buffett-sees-bitcoin-bubble/#54e6a8fc62a8>>. Acesso em: 23 jun. 2018.
- WHEATLEY, S. et al. Are bitcoin bubbles predictable? combining a generalized metcalfe's law and the lppls model. *SSRN Electronic Journal*, 03 2018.
- WICKHAM, H. *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York, 2009. ISBN 978-0-387-98140-6. Disponível em: <<http://ggplot2.org>>.
- ZEILEIS, A. Object-oriented computation of sandwich estimators. *Journal of Statistical Software*, Foundation for Open Access Statistic, v. 16, n. 9, 2006.
- ZEILEIS, A. *dynlm: Dynamic Linear Regression*. [S.l.], 2016. R package version 0.3-5. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=dynlm>>.
- ZHU, Y.; DICKINSON, D.; LI, J. Analysis on the influence factors of bitcoin's price based on VEC model. *Financial Innovation*, Springer Nature, v. 3, n. 1, mar 2017.