

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Claudia Cristina Bozza

**Análise de feedback trading
para criptoativos usando VAR**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Administração de Empresas

Orientador: Marcelo Cabús Klötzle

Rio de Janeiro

Fevereiro de 2019

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, da autora e do orientador.

Claudia Cristina Bozza

A autora é graduada em Comunicação Social, com ênfase em Jornalismo pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro em 2012. Possui MBA em Management pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro em 2017.

Ficha Catalográfica

Bozza, Claudia Cristina

Análise de feedback trading para criptoativos usando VAR /
Claudia Cristina Bozza ; orientador: Klötzle, Marcelo Cabús. – 2019.
42 f. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio
de Janeiro, Departamento de Administração, 2019.
Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Feedback trading. 3. Criptoativo. 4.
VAR. I. Klötzle, Marcelo Cabús. II. Pontifícia Universidade Católica do
Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD:658

Agradecimentos

Aos meus pais, Claudia Regina Bozza e Ronaldo Bozza, pelo apoio incondicional e por serem inspirações de como ser uma pessoa melhor a cada dia.

Aos meus queridos primos, Elizabeth Alyta e Hélio Alves de Mello, que me ajudaram a trilhar o caminho até este momento, sempre mostrando que nada é pesado para quem tem asas.

À minha querida Natassja Ferraz, por acreditar e me fazer acreditar que eu passaria bem por todos os desafios, me apoiando em todos os momentos.

Aos amigos Elizabeth Chavinski e Sérgio Marcos Ferraz, pela grande torcida pelo meu sucesso.

À minha gestora e amiga, Nayla Pires, pela compreensão e apoio ao meu tempo dedicado ao Mestrado e, acima de tudo, pela torcida para meu sucesso nessa jornada.

Ao professor Marcelo Cabús Klötzle, que com sua orientação e dedicação me conduziu pela última etapa deste curso.

Ao professor Leonardo Lima, pelo apoio desde o início da minha candidatura ao Mestrado.

Ao professor Paulo Jordão, pelo apoio na escolha do tema da minha dissertação e pelo suporte com materiais e conhecimento sobre o tópico.

Ao professor Eduardo Camilo da Silva pela torcida e carinho desde o nosso primeiro contato em um meetup de dados.

Aos professores da banca, pela disponibilidade em contribuir com este estudo.

Aos professores, amigos e funcionários da PUC, que contribuíram para o meu crescimento profissional e pessoal.

Resumo

Bozza, Claudia Cristina; Klötzle, Marcelo Cabús. **Análise de feedback trading para criptoativos usando VAR**. Rio de Janeiro, 2019. 42 p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Este trabalho tem o objetivo de avaliar a existência de feedback trading para os criptoativos BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash usando o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991). O presente estudo usa dados de alta frequência, divididos em quatro períodos (dia, hora, minuto e segundo) para captar a existência do efeito de feedback trading nos criptoativos, visando contribuir para a linha de Finanças Comportamentais, uma vez que há poucos estudos que avaliam o investimento em mercados digitais seguindo uma perspectiva comportamental. O resultado do modelo indica a existência de feedback trading negativo para todos os criptoativos nas granularidades de tempo segundo e minuto. O estudo também aponta como resultado do modelo a existência de feedback trading negativo para a granularidade de tempo hora a hora para LiteCoin e Dash.

Palavras- chave

Feedback Trading; criptoativo; VAR

Abstract

Bozza, Claudia Cristina; Klötzle, Marcelo Cabús (Advisor). **Análise de feedback trading para criptoativos usando VAR**. Rio de Janeiro, 2019. 42 p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This work evaluates the Feedback Trading effects in cryptocurrencies BitCoin, Ethereum, LiteCoin and Dash, using a vector autoregressive system as proposed by Hasbrouck (1991). The present study uses high frequency data, divided into four periods (day, hour, minute and second) in order to analyse the Feedback Trading in cryptocurrencies and it intends to collaborate for the subfield of Behavioral finance, once there are few studies evaluating the investment in digital market under a behavioral perspective. The result suggest that there is a negative feedback trading effect in all cryptocurrencies for models using data aggregated by second and minute. The results also indicates that for LiteCoin and Dash there is a negative feedback trading effect for data aggregated by hour.

Keywords

Feedback Trading; cryptocurrencies; VAR

Sumário

| | |
|--|----|
| 1. Introdução | 8 |
| 1.1. Criptoativos | 9 |
| 1.2. Delimitação do estudo | 10 |
| 1.3. Estrutura do trabalho | 10 |
| 2 Revisão da literatura | 12 |
| 2.1. Formação de preço de criptoativos | 12 |
| 2.2. Feedback trading | 13 |
| 2.3. O modelo VAR proposto por Hasbrouck | 17 |
| 2.4. Aplicação de VAR para análise de feedback trading | 19 |
| 3. Metodologia | 21 |
| 3.1. O modelo VAR para criptoativos | 21 |
| 3.2. Base de dados | 22 |
| 4. Resultados | 24 |
| 4.1. Bitcoin | 24 |
| 4.2. Ethereum | 27 |
| 4.3. Litecoin | 30 |
| 4.4. Dash | 32 |
| 5. Conclusão | 36 |
| 6. Referências bibliográficas | 40 |
| Anexo 1 | 42 |

Lista de tabelas

| | |
|--|----|
| Tabela 1: Sumário estatístico do criptoativo Bitcoin | 25 |
| Tabela 2: Resultado do modelo VAR Bitcoin | 27 |
| Tabela 3: Sumário estatístico do criptoativo Ethereum | 28 |
| Tabela 4: Resultado do modelo VAR Ethereum | 30 |
| Tabela 5: Sumário estatístico do criptoativo LiteCoin | 31 |
| Tabela 6: Resultado do modelo VAR LiteCoin | 32 |
| Tabela 7: Sumário estatístico do criptoativo Dash | 33 |
| Tabela 8: Resultado do modelo VAR Dash | 35 |
| Tabela 9: Análise de feedback trading do modelo para os criptoativos | 36 |

1. Introdução

Apesar do crescente interesse de investidores por criptoativos, há poucos estudos acadêmicos que avaliam o investimento em mercados digitais seguindo uma perspectiva comportamental. Este trabalho busca, portanto, contribuir para a linha de Finanças Comportamentais avaliando a existência do efeito de feedback trading para criptoativos usando o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991), uma avaliação inédita até o momento.

O feedback trading está relacionado a estratégias de negociação baseadas na busca de padrões de preço no passado. Esta estratégia pode estar relacionada a motivos comportamentais como, por exemplo, viés de disponibilidade (quando indivíduos julgam a frequência ou a probabilidade de um evento pela facilidade com que lembram de exemplos) e heurística da representatividade (evidenciando uma tendência em realizar julgamentos por meio de estereótipos. Um exemplo desta heurística é acreditar que o bom desempenho de uma empresa no passado é representativo de um desempenho geral que a empresa terá no futuro).

O feedback trading pode ser positivo, quando o investidor superestima sua capacidade de escolha de ativos após vivenciar um ganho imediato e decide comprar mais desse ativo, ou negativo, quando o investidor vende (compra) um ativo após ter vivenciado um aumento (queda) no retorno. Observando tal padrão de comportamento, é possível analisar o nível de maturidade dos investidores nesse mercado, bem como comparar o efeito de feedback trading entre criptoativos.

Os criptoativos utilizam criptografia em seus algoritmos, o que viabiliza a criação de novos ativos, bem como a validação de transações feitas para compra e venda. Entre as vantagens desses novos ativos estão o fato de ser um modelo descentralizado, com menos riscos de fraude e pelas transações ocorrerem de forma mundial, sem barreiras entre países.

Por esses pontos positivos e pela crescente valorização desses ativos, tem aumentado o interesse de investidores em realizar transações no mercado digital

e a hipótese deste estudo é de que em investimentos em ativos mais populares, como o BitCoin, seja possível identificar um efeito maior de feedback trading. Para esta análise, será utilizado o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991), apontado em outros estudos acadêmicos como uma solução para avaliar o efeito de feedback trading. Este estudo usa dados de alta frequência, divididos em quatro períodos (dia, hora, minuto e segundo) para captar esse efeito. Este trabalho busca entender como o feedback trading se manifesta nos criptoativos BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash, pela relevância desses ativos no mercado digital.

1.1. Criptoativos

1.1.1. Bitcoin

O BitCoin é uma moeda eletrônica criada em 2009 por alguém ou grupo sob o codinome Satoshi Nakamoto. O criptoativo é open source e utiliza tecnologia peer-to-peer para operar sem uma autoridade central ou banco. Dessa maneira, as transações de BitCoins são gerenciadas por uma rede coletiva que registra as transações de data e hora, transformando-as em uma cadeia contínua de prova de trabalho baseada em hash, formando um registro que não pode ser alterado sem refazer a prova de trabalho. A emissão de BitCoins também é realizada por uma rede coletiva, que "minera" BitCoins resolvendo problemas complexos de matemática. Por meio de marketplaces chamados de exchanges os investidores podem comprar ou vender BitCoins. Além de transações de compra e venda, os usuários podem realizar transferência de BitCoins para outras pessoas, de forma similar a uma transação de transferência digital de dinheiro. Os BitCoins são salvos em uma carteira digital na nuvem ou em um computador pessoal que funciona como um banco, permitindo que os usuários transfiram ou recebam BitCoins, paguem por serviços ou produtos ou poupem dinheiro.

1.1.2. Litecoin

O LiteCoin foi lançado em 2011 e é baseado em uma rede global de pagamento de código aberto. O criptoativo também não é controlado por nenhuma autoridade e possui outras características semelhantes ao do BitCoin. O LiteCoin, no entanto, apresenta uma taxa de criação de blocos mais rápida e, dessa maneira, permite que as transações sejam confirmadas mais rapidamente

1.1.3. Ethereum

O Ethereum é uma plataforma descentralizada lançada em 2015 que permite que contratos inteligentes e aplicações distribuídas (DApps) sejam criados e executados sem fraude, sem controle ou interferência de terceiros e sem tempo de inatividade. A plataforma é usada para codificar, descentralizar, proteger e comercializar praticamente qualquer coisa e suas aplicações são executadas por um token criptográfico, o ether. O Ether é utilizado por desenvolvedores para desenvolvimento e execução de aplicações dentro do Ethereum e por investidores que desejam efetuar compras de outras moedas digitais. Comparando com o BitCoin, no Ethereum as transações são confirmadas mais rapidamente (em segundos para o Ethereum e em minutos para BitCoin). Outra diferença entre o Ethereum e o BitCoin é a escassez. O Ethereum pode ser minerado indefinidamente, enquanto o BitCoin (o mesmo ocorre com o LiteCoin) possui um limite de tokens, ou seja, em algum momento não serão gerados novos BitCoins. Em 2016, o Ethereum foi dividido em Ethereum (ETH) and Ethereum Classic (ETC). Este trabalho analisa o efeito de feedback trading no Ethereum (ETH).

1.1.4. Dash

O Dash, originalmente darkcoin, é uma versão de BitCoin lançada em 2014 que proporciona maior anonimato, uma vez que opera em uma rede de código mestre descentralizada, tornando as transações praticamente não rastreáveis. Em 2015, passou a ser chamado de dash (*digital cash*), mantendo as funcionalidades existentes no darkcoin, como o DarkSend e o InstantX.

1.2. Delimitação do estudo

Este estudo será pautado em avaliar a existência de feedback trading usando apenas o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) e não tem por objetivo comparar os resultados usando diferentes modelos. Este trabalho também não pretende comparar o efeito de feedback trading entre criptoativos e ativos tradicionais ou avaliar a lucratividade desse tipo de estratégia.

1.3. Estrutura do trabalho

A estrutura deste trabalho divide-se em cinco capítulos. O primeiro Capítulo de introdução evidencia o problema, contextualizando a necessidade de um melhor entendimento do efeito de feedback trading em criptoativos, bem como destaca os objetivos principais e intermediários e as delimitações do estudo. O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico, abordando estudos sobre feedback trading e o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) e a aplicação do modelo VAR para avaliação de feedback trading. A terceira parte do trabalho apresenta a metodologia usando VAR para análise de feedback trading em criptoativos. O Capítulo 4 apresenta as análises e resultados encontrados e, por fim, no Capítulo 5 apresenta-se as conclusões do estudo.

2 Revisão da literatura

2.1. Formação de preço de criptoativos

A alta volatilidade de preços do BitCoin desde seu surgimento no mercado em 2009 até os dias atuais não é um comportamento comum entre moedas convencionais. Essa volatilidade atípica sugere a existência de fatores específicos na formação de preço de moedas e ativos digitais. No intuito de entender tais fatores, estudos foram feitos para avaliar o impacto de diferentes determinantes na formação de preço do BitCoin, como fatores tradicionais de oferta e demanda que afetam o movimento de preços de moedas convencionais, fatores específicos para ativos digitais, como a atratividade do criptoativo para investidores, e por fatores macro-financeiros.

Buchholz et al. (2012), por exemplo, investigam o impacto da oferta e demanda no movimento de preços do BitCoin. Os autores apontam que, assim como para moedas convencionais, grande parte do movimento de preços do Bitcoin pode ser explicado pela interação entre oferta e demanda pelo criptoativo.

Por outro lado, van Wijk (2013) estuda o movimento de preços de BitCoin com uma perspectiva macro-financeira. Segundo o autor, a longo prazo fatores como o índice Dow Jones, a taxa de câmbio euro-dólar e o preço do petróleo têm um impacto significativo no valor do BitCoin.

Para Bouoiyour and Selmi (2015) o movimento de preços do BitCoin é altamente desassociado de fatores macroeconômicos e apresenta um comportamento mais semelhante ao de uma bolha especulativa. Evidências encontradas pelos autores mostram que a especulação (fator usado como uma *proxie* para a atratividade dos investidores pelo Bitcoin) é um forte determinante de preço para o Bitcoin, superando o impacto de fatores como as forças de oferta e demanda do mercado.

Pavel Ciaian, Miroslava Rajcaniova e d'Artis Kancs (2015) investigam o movimento de preços do criptoativo BitCoin avaliando tanto determinantes tradicionais de formação de preço de moedas convencionais, quanto

determinantes específicos para o mercado digital. O estudo dos autores evidencia os seguintes aspectos para a formação de preço do criptoativo:

- Como encontrado por Buchholz et al. (2012), oferta e demanda por BitCoin tem um importante papel no preço do criptoativo. A conclusão dos autores aponta que grande parte da formação de preço do BitCoin pode ser explicada por um modelo econômico padrão de formação de preço de moedas;
- Os autores apontam também que novas informações afetam positivamente o preço do BitCoin. Além disso, eles concluem que, inicialmente, quando o BitCoin era pouco conhecido entre os investidores, as buscas por informação sobre BitCoin (visualizações na Wikipedia foram usados como *proxie* para esse fator) exerciam forte impacto no preço do BitCoin. A longo prazo, entretanto, as visualizações na Wikipedia não impactam o preço do criptoativo;
- Os autores falham em rejeitar a hipótese de que especulações afetam o preço do BitCoin. Segundo Pavel Ciaian, Miroslava Rajcaniova e d'Artis Kancs (2015), o impacto de visualizações na Wikipedia e conteúdos sobre Bitcoin são estatisticamente significativos a curto prazo e pode indicar um comportamento especulativos dos investidores.
- Por fim, ao contrário das descobertas apontadas por van Wijk (2013), os autores não encontraram evidências que concluam que determinantes macro-financeiros impactam o preço do BitCoin a longo prazo. Segundo os autores, o índice Dow Jones, a taxa de câmbio euro-dólar e o preço do petróleo são significativos apenas a curto prazo.

2.2. Feedback trading

O impacto de feedback traders no equilíbrio dos preços tem sido tema de estudos em Finanças ao longo dos anos, principalmente com a perspectiva de estratégias de feedback trading positivo, em que os investidores compram (vendem) quando preços sobem (caem), em busca de uma tendência do mercado.

Muitos modelos sobre feedback trading foram propostos para avaliar padrões de autocorrelação dos retornos, sendo os modelos de Hasbrouck (1991) e de Sentana e Wadhvani (1992) os principais.

Sentana e Wadhvani buscam investigar a existência de feedback trading no mercado de ações nos Estados Unidos e a abordagem dos autores é baseada no pressuposto que alguns investidores são "*smart-money*", cujo comportamento espera a maximização da utilidade e "*trend-following*", investidores que utilizam estratégias de feedback trading. Segundo SW (1992), a demanda por ações pelo primeiro grupo ("*smart-money*") é dada pela seguinte equação:

$$S_t = \frac{E_{t-1}(R_t) - \omega}{\theta(\sigma_t^2)} \quad (1)$$

Onde:

- S_t é a proporção de ações do grupo "smart-money";
- $E_{t-1}(R_t)$ é a expectativa de retorno no tempo t , baseada na informação disponível em $t - 1$;
- ω é a taxa de retorno de um ativo livre de risco;
- σ é a variância condicional (risco) em t ;
- θ é o coeficiente fixo de aversão a risco. Se θ é positivo, o produto $\theta(\sigma_t^2)$ é o prêmio de risco exigido.

O outro grupo de investidores, os feedback traders, reagem a mudanças anteriores de preço. Sua função de demanda é dada por:

$$F_t = \gamma R_{t-1} \quad (2)$$

Onde:

- R_{t-1} é o retorno real da ação no tempo $t - 1$;
- γ é a resposta marginal de feedback traders sobre o retorno passado.

A estratégia de feedback trading positivo é a crença de que a performance do passado irá continuar no futuro e, com isso, compram após um aumento do

preço e vendem após uma queda no preço ($\gamma > 0$). A estratégia de feedback trading negativo compra (vende) quando o preço cai (sobe) para refletir a crença de que a tendência irá reverter em breve ($\gamma < 0$).

Se todos os investidores forem 'smart-money', então o equilíbrio do mercado leva para o modelo padrão CAPM:

$$E_{t-1}(R_t) - \omega = \theta(\sigma_t^2) \quad (3)$$

Entretanto, a existência dos dois tipos de investidores leva a:

$$E_{t-1}(R_t) - \omega = \theta(\sigma_t^2) - \gamma[\theta(\sigma_t^2)]R_{t-1} \quad (4)$$

Assim, para investigar a presença e o papel de feedback traders, SW assumem o seguinte modelo:

$$R_t = \omega + \theta(\sigma_t^2) + (\varphi_0 + \varphi_1 \sigma_t^2)R_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Onde, $\varphi_1 = -\gamma$. Assim, a presença de feedback trading positivo (negativo) implica que φ_1 é negativo (positivo) e estatisticamente significativa. O coeficiente φ_0 captura a autocorrelação induzida por uma potencial fricção/ineficiência do mercado.

Outro modelo bastante utilizado na detecção de feedback trading é o modelo proposto por Hasbrouck (1991). Hasbrouck sugere que as interações entre negociações de títulos e revisões de cotações podem ser modeladas por um sistema de vetor autoregressivo que permite avaliar a relação entre os retornos dos ativos e atividades de negociação, cuja equação pode ser descrita por:

$$R_t = \alpha_1 + \beta F_t + \phi_{11}R_{t-1} + \phi_{12}F_{t-1} + \varepsilon_t^R \quad (6)$$

$$F_t = \alpha_2 + \phi_{21}R_{t-1} + \phi_{22}F_{t-1} + \varepsilon_t^F$$

Onde:

- R_t é o retorno do ativo no período t, definido como o log da primeira diferença de preços;
- F_t é o fluxo de transação no período t, definido como o número de compradores menos vendedores que iniciaram transações no intervalo de tempo;
- ε_t^R e ε_t^F , erros independentes, não correlacionados em série, com variância $\theta_{\varepsilon^R}^2$ e $\theta_{\varepsilon^F}^2$, respectivamente.

A existência de uma estratégia de feedback trading positivo é evidenciada por uma correlação positiva significativa no coeficiente do lag do retorno estimativa da equação de transações. Por outro lado, o efeito de feedback trading negativo ocorre quando o retorno do mercado passado e o fluxo de transações atuais são negativamente correlacionados, evidenciado pela existência de uma correlação negativa significativa no coeficiente do lag do retorno na estimativa da equação de transações.

Frankie Chau, Jing-Ming Kuo e Yukun Shi (2015), por exemplo, estudam a presença de feedback trading no mercado de emissões e energia e até que ponto esse comportamento está associado a uma oportunidade de arbitragem utilizando o modelo proposto por Sentana e Wadhvani (1992). Os autores encontraram evidências de feedback trading nos mercados de carvão e eletricidade na Europa, mas não identificaram tal comportamento no mercado de carbono, onde instituições de investimento dominam as transações. Para os autores, a conclusão do estudo é consistente com a premissa de que instituições de investimento são menos suscetíveis a adotar estratégias de feedback. Os autores também concluíram que o efeito de feedback trading está relacionado ao nível de oportunidades de arbitragem e que a intensidade dessa relação está associada ao tipo de regime do mercado.

Também utilizando o modelo proposto por Sentana e Wadhvani (1992), Martin T. Bohl, Arne C. Klein e Pierre L. Siklos (2013) estudaram a relação entre short sellers e positive feedback traders. Durante a crise financeira global, entre 2008-2009, políticos, reguladores e a mídia culpavam a atuação de short sellers na ampliação da desaceleração do mercado de ações. Nesse cenário, os

autores investigaram os regimes de venda a descoberto no Reino Unido, EUA, Alemanha, França, Coréia do Sul e Austrália durante o período da crise financeira global e concluíram que para a maioria dos mercados estudados as restrições à venda a descoberto aumentam o efeito de feedback trading positivo durante um período de alta volatilidade, ao invés de mitigá-lo. Com isso, os autores apontam que as proibições de vendas a descoberto não contribuem para aumentar a estabilidade financeira.

Frankie Chau, Rataporn Deesomsak e Macro C.K. Lau (2011) ampliam o modelo de feedback trading proposto por Sentana and Wadhwani (1992) com o intuito de incluir a variável de sentimento na demanda por ações por feedback traders. O objetivo dos autores era investigar se e em qual grau o sentimento dos investidores influencia no nível de feedback trading em três grandes Exchange-traded Fund (ETF) nos Estados Unidos. Os autores concluíram que existe o efeito de feedback trading positivo nesses mercados e que a intensidade, geralmente, está ligada ao sentimento do investidor, principalmente quando os investidores estão otimistas.

Martin T. Bohl e Stefan Reitz (2002) investigam a influencia de feedback trading positivo no retorno do mercado de ações da Alemanha a partir do modelo proposto por Sentana and Wadhwani (1992). Os autores concluíram que uma parcela significativa dos investidores são feedback traders positivos e que o efeito do feedback trading positivo aparenta ter uma autocorrelação negativa com o retorno durante períodos de alta volatilidade no mercado alemão.

2.3. O modelo VAR proposto por Hasbrouck

Segundo Hasbrouck (1991), a percepção de que em um mercado em que haja agentes com assimetria de informação e que as negociações transmitem informação e, conseqüentemente, provocam um impacto no preço do ativo é crucial para análises de microestrutura de mercado. Para o autor, a magnitude do efeito do preço geralmente é uma função positiva sobre a proporção de potenciais negociadores informados, a probabilidade de que esses negociadores tenham de fato informação e a precisão da informação privada. Nesse cenário, o objetivo do autor é determinar o impacto da assimetria de informação, estabelecendo uma caracterização da dinâmica pela qual as cotações e

negociações interagem.

Para Hasbrouck (1991), as teorias sobre a extensão da assimetria de informação geram duas previsões empíricas: a primeira, que a assimetria é positivamente relacionado ao spread e a segunda, que a assimetria é positivamente relacionada ao impacto do preço de uma transação.

No artigo *Measuring the Information Content of Stock Trades*, Hasbrouck sugere que as interações entre negociações de títulos e revisões de cotações podem ser modeladas por um sistema de vetor autoregressivo que permite avaliar a relação entre os retornos dos ativos e atividades de negociação, cuja equação pode ser descrita por:

$$R_t = \alpha_1 + \beta F_t + \phi_{11} R_{t-1} + \phi_{12} F_{t-1} + \varepsilon_t^R \quad (6)$$

$$F_t = \alpha_2 + \phi_{21} R_{t-1} + \phi_{22} F_{t-1} + \varepsilon_t^F$$

Onde:

- R_t é o retorno do ativo no período t, definido como o log da primeira diferença de preços;
- F_t é o fluxo de transação no período t, definido como o número de compradores menos vendedores que iniciaram transações no intervalo de tempo;
- ε_t^R e ε_t^F , erros independentes, não correlacionados em série, com variância $\theta_{\varepsilon^R}^2$ e $\theta_{\varepsilon^F}^2$, respectivamente.

Com esse modelo, o autor chega às seguintes conclusões:

- O impacto total de uma transação no preço do ativo não é sentido instantaneamente, mas com um atraso prolongado;
- Como uma função do tamanho da inovação na transação, o impacto final da inovação na cotação é não-linear, positivo e crescente, porém, côncavo;
- O fluxo de compra é afetado por revisões anteriores da cotação;
- O tamanho do *spread* demonstra uma resposta à atividade de transação. Transações grandes são particularmente associadas com um amplo *spread*;

- Transações que ocorrem frente a spreads relativamente amplos apresentam maior impacto no preço do que aquelas que ocorrem quando os *spreads* são estreitos;
- Entre empresas, o impacto do preço e a extensão da assimetria da informação é mais significativo para empresas com menor valor de mercado.

2.4. Aplicação de VAR para análise de feedback trading

A metodologia mais comum para avaliar a informação contida no fluxo de transações é o modelo de Vetores Autoregressivos proposto por Hasbrouck (1991), assim, Jón Danielsson e Ryan Love (2006) utilizaram esse modelo para analisar o spot USD/EUR no mercado de câmbio internacional com o intuito de avaliar a importância do parâmetro de feedback trading na estimativa de preços em fluxos transacionais. Os autores consideraram duas amostras com frequências de um e cinco minutos. A partir dessas amostras eles estimaram VARs com e sem feedback trading. Os autores encontraram dependência positiva dos retornos com os fluxos de transações contemporâneos. Eles concluem também que o fluxo de transações parece depender positivamente dos retornos contemporâneos, sugerindo que os agentes compram a moeda no mesmo período, possivelmente porque eles esperam que o preço varie na mesma direção. Segundo os autores, os resultados do VAR para frequências maiores que um minuto são similares, mas mais acentuados.

Benjamin H Cohen e Hyun Song Shin (2002) analisam a existência de feedback trading positivo no mercado de títulos do Tesouro Americano, utilizando alterações de cotação e negociações assinadas de notas do Tesouro dos EUA de 2 anos, 5 anos e 10 anos em circulação. A investigação utiliza o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) com o intuito de saber se a instituição pode ser substanciada a partir de dados de mercado. Os autores concluem que em condições tranquilas de mercado, com negociações ordenadas e com baixa frequência de negociação, é possível replicar grande parte das conclusões qualitativas encontradas para o mercado de ações. Segundo os autores, a principal diferença encontrada por eles e por Hasbrouck é que Hasbrouck conclui que as mudanças de preços passadas geralmente têm um efeito negativo no fluxo de compra. No trabalho de Cohen e Shin isso só foi evidenciado para notas

de 10 anos. Para as notas de dois e cinco anos, o efeito é significativo e positivo. Outra conclusão de Cohen e Shin (2002) é que em períodos de alta volatilidade de preços e de transações ativas, parece haver uma mudança na dinâmica do mercado. Segundo os autores, nesses períodos é reforçado o efeito positivo do fluxo de compra passado no preço atual e vice-versa. Assim, ordens de compra provocam preços mais altos e o aumento de preços provoca mais ordens de compra, tornando o movimento dos preços mais positivamente autocorrelacionados em horizontes curtos. Isso ocorre, apesar das negociações assinadas tenderem a ser menos positivamente autocorrelacionadas nesses períodos.

Os autores Chia-Lin Chang e Yu-Pei Ke (2014) também utilizam o modelo VAR para investigar a relação entre fluxos e retornos de cinco Exchange Traded Funds (ETF) do setor de energia dos Estados Unidos. Os autores analisam quatro hipóteses sobre o setor, incluindo hipótese sobre pressão do preço, hipótese de informação, hipótese de feedback trading e hipótese de suavização. A conclusão é que os retornos de energia e os fluxos subsequentes de ETF de energia apresentam uma relação negativa, suportando a hipótese de suavização. Os autores apontam também que o efeito de suavização ficou evidenciado para XLE e IYE durante a crise financeira global. Contudo, não foram encontradas evidências para as hipóteses de pressão de preço, hipótese de informação ou hipótese de feedback trading.

3. Metodologia

3.1. O modelo VAR para criptoativos

Este trabalho, portanto, irá também utilizar o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) para analisar o efeito de feedback trading para BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash e comparar a diferença do efeito entre eles. Esses criptoativos foram selecionados para este estudo pela relevância deles entre os criptoativos existente atualmente e pela diversidade entre eles, tanto em termos estratégicos, quanto em termos de tempo no mercado. Tais diferenças podem atrair perfis distintos de investidores e, conseqüentemente, serem impactados de forma diversa pelo efeito de feedback trading.

O modelo estatístico de Hasbrouck (1991) permite avaliar a relação entre os retornos dos ativos e atividades de negociação, cuja equação pode ser descrita por:

$$R_t = \alpha_1 + \beta F_t + \phi_{11} R_{t-1} + \phi_{12} F_{t-1} + \varepsilon_t^R$$

$$F_t = \alpha_2 + \phi_{21} R_{t-1} + \phi_{22} F_{t-1} + \varepsilon_t^F$$

(6)

Será utilizado o preço do criptoativo para o cálculo do retorno, onde $retorno = \ln(preço_t / preço_{t-1})$ e os volumes de compras e vendas para calcular o volume de compradores menos vendedores, onde $volume = compras - vendas$.

O modelo requer dados de alta frequência e, portanto, as transações foram agregadas em hora, dia, minuto e segundo. Foram separados quatro grupos com diferentes frequências para cada criptoativo, com o intuito de avaliar se a granularidade da frequência dos dados potencializa o efeito de feedback trading. Essa diferença de impacto dependendo da granularidade da base de dados foi encontrada no estudo de Jón Danielsson e Ryan Love (2006), citado anteriormente. Segundo os autores, os resultados do VAR para frequências menos granulares que um minuto são similares, porém são mais evidenciadas.

Este trabalho avalia o efeito de feedback trading utilizando uma variável dummy, como proposto por Hasbrouck (1991), que indica a direção da transação, sendo +1, para uma compra e -1, para uma venda. Como no trabalho de Hasbrouck (1991), caso o volume seja < 0 , então -1, volume > 0 , +1, volume = 0, então 0.

Neste trabalho, utiliza-se VAR com lag 1, visto que para dados de alta frequência o lag 1 é satisfatório para analisar o efeito de feedback trading nos criptoativos.

3.2. Base de dados

Os dados deste trabalho foram extraídos da exchange Kraken via API disponibilizada pelo marketplace. A Kraken é uma exchange com sede nos Estados Unidos e opera no Canadá, União Europeia, Japão e EUA e é uma exchange bastante relevante em termos de volume e liquidez para Euro, além de ser a exchange que fornece informação de preço para a Bloomberg.

A Kraken fornece uma REST API¹ onde após "pair=" deve ser inserida a sigla do criptoativo e após "since=" deve ser inserido o timestamp inicial do período que se deseja extrair os dados. O resultado dessa API é um json que contém informações sobre as transações, temporalmente ordenadas, e um parâmetro chamado "last" que contém o timestamp da última transação. Para extrair a próxima sequência de transações, o "since=" deve conter o "last" da última requisição. Cada requisição a essa API retorna um número limitado de transação, sendo necessário gerar uma função que permita extrair essas informações de forma mais automática, viabilizando processar e armazenar dados para um intervalo extenso de tempo. No Anexo deste trabalho encontra-se um link para um arquivo armazenado em um Google Drive que contém o código em Python utilizado neste trabalho para armazenar os dados de criptoativos.

Assim, para cada transação a exchange disponibiliza o timestamp, se foi uma transação de compra ou venda, o preço do criptoativo, o volume comprado ou vendido na transação e se a transação foi limit (por um preço fixo ou melhor) ou market (melhor média de preço de mercado). Para este trabalho, foram utilizadas apenas transações limit, pois além dessa opção contar com o maior número de transações para todos os criptoativos, ainda há a hipótese de que este dado é

¹ <https://api.kraken.com/0/public/Trades?pair=&since=>

mais qualificado para avaliar a existência de feedback trading, uma vez que expressa a aposta do investidor sobre o criptoativo. Outro filtro para este trabalho foi a escolha do dólar como moeda de compra e venda dos criptoativos.

Este trabalho utilizou dados dos seguintes períodos para gerar o modelo: BitCoin (2013-10-07 a 2018-09-20); Ethereum (2015-08-07 a 2018-09-20); Litecoin (2013-11-04 a 2018-09-20) e Dash (2017-04-12 a 2018-09-21). Para as agregações de segundo, minuto, hora e dia, foram somados os volumes criptoativos comprados e vendidos e o preço escolhido para a agregação foi o preço do maior timestamp daquele intervalo de tempo.

4. Resultados

Este Capítulo avalia a existência de feedback trading para os criptoativos BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash. Caso exista o efeito para os criptoativos, será possível avaliar se o retorno do mercado e o fluxo de transações atuais são positivamente ou negativamente correlacionados. O efeito de feedback trading positivo ocorre quando o retorno do mercado e o fluxo de transações atuais são positivamente correlacionados. Assim, quando o retorno do mercado é positivo (negativo), os investidores estão otimistas (pessimistas) sobre a perspectiva do mercado e, com isso, suas expectativas sobre o mercado futuro continua a crescer (diminuir). Dessa maneira, os investidores escolhem comprar (vender) ativos, fazendo com que o fluxo de transações do ativo aumente (diminua). A existência de uma correlação positiva significativa no coeficiente do lag do retorno na estimativa da equação de transações, indicaria, portanto, a existência de feedback trading positivo para o criptoativo.

Por outro lado, o efeito de feedback trading negativo ocorre quando o retorno do mercado e o fluxo de transações atuais são negativamente correlacionados. A existência de uma correlação negativa significativa no coeficiente do lag do retorno na estimativa da equação de transações, indicaria, portanto, a existência de feedback trading negativo para o criptoativo.

4.1. Bitcoin

Foram coletados dados de BitCoin nos períodos de 2013-10-07 a 2018-09-20. Como aponta o sumário estatístico presente na Tabela 1, a média do log do retorno é próxima a zero e a volatilidade do log to retorno do ativo é alta, para as agregações de tempo segundo (3,776,169 observações), minuto (862,130 observações), hora (31,623 observações) e dia (1,794 observações). A média de preço do ativo ficou em \$6,287.95 (agregação segundo), \$5,259 (agregação minuto), \$3,015.22 (agregação hora) e \$2,339.10 (agregação dia), com alta volatilidade de preços para todas as agregações de tempo.

| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
|-------|-------------|-------|-------------|-------|-------------|-------|-------------|-------|
| | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço |
| count | 3,776,169 | | 862,130 | | 31,623 | | 1,794 | |

| | | | | | | | | |
|-------------|----------|-------------|------------|----------|------------|-------------|------------|-------------|
| mean | \$0 | \$6,287.95 | \$0.00001 | \$5,259 | \$0.00015 | \$3,015.22 | \$0.00034 | \$2,339.10 |
| std | \$0.003 | \$4,286.25 | \$0.00569 | \$4,212 | \$0.03004 | \$3,792.65 | \$0.10798 | \$3,484.26 |
| min | -\$3.962 | \$123.61 | -\$3.94545 | \$124 | -\$3.94545 | \$123.61 | -\$3.94545 | \$123.61 |
| 25% | \$0 | \$2,479.84 | -\$0.00049 | \$1,204 | -\$0.00347 | \$454.70 | -\$0.01494 | \$379.19 |
| 50% | \$0 | \$6,452.50 | \$0.00000 | \$4,406 | \$0.00000 | \$826.70 | \$0.00229 | \$620.90 |
| 75% | \$0 | \$9,140.00 | \$0.00053 | \$8,026 | \$0.00395 | \$5,784.65 | \$0.01983 | \$2,547.26 |
| max | \$0.304 | \$19,660.00 | \$0.31649 | \$19,660 | \$2.39641 | \$19,539.30 | \$1.11791 | \$19,356.90 |

Tabela 1: Sumário estatístico do criptoativo Bitcoin

Fonte: Elaboração própria

Os dados apresentados na Tabela 2 apontam que para o criptoativo BitCoin os resultados são diferentes se a base de dados for agregada por segundo, minuto, hora ou dia.

O modelo gerado pela agregação de tempo segundo a segundo evidencia que existe uma autocorrelação positiva significativa nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações. Existe também uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno.

O resultado do modelo segundo a segundo está em linha com as descobertas empíricas feitas por Hasbrouck (1991). Como aponta o autor, as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas, sugerindo que compras tendem a levar a compras e vendas a vendas, e os retornos negativamente autocorrelacionados. Por outro lado, segundo Hasbrouck (1991), o lag de transações tende a exercer um efeito positivo no retorno em t , ou seja, os movimentos de preços seguem o fluxo de compra, contudo esse efeito não foi encontrado no modelo segundo a segundo do Bitcoin.

O resultado do modelo também aponta para uma autocorrelação negativa significativa entre lag do retorno e transações em t , como aponta o coeficiente do lag do retorno na equação de transações, apontando a existência de feedback trading negativo para BitCoin na agregação segundo a segundo.

Assim como o modelo segundo a segundo, o modelo gerado pela agregação minuto a minuto aponta que existe uma forte autocorrelação positiva nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações e uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno.

Diferentemente do que ocorre com o modelo segundo a segundo, o resultado minuto a minuto aponta também uma significativa autocorrelação positiva nas transações e no retorno, como observa-se pelo coeficiente do lag das transações na estimativa da equação de retorno

O resultado do modelo minuto a minuto está em linha com as descobertas feitas por Hasbrouck (1991). Para o autor, o lag de transações tende a exercer um efeito positivo no retorno em t , ou seja, os movimentos de preços seguem o fluxo de compra. Igualmente em linha com Hasbrouck (1991), as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas, sugerindo que compras tendem a levar a compras e vendas a vendas, e os retornos negativamente autocorrelacionados.

O resultado minuto a minuto também apresenta uma autocorrelação negativa significativa entre lag do retorno e transações em t , como aponta o coeficiente do lag do retorno na equação de transações, novamente evidenciando a existência de feedback trading negativo.

Nos resultados com granularidade menor de tempo (hora a hora e dia a dia), é mantido o padrão de autocorrelação positiva entre transações. Nos resultados hora a hora, observa-se uma autocorrelação negativa entre retornos, em linha com Hasbrouck (1991) e com os resultados encontrados nos dados minuto a minuto, mas o mesmo efeito não é encontrado na granularidade dia a dia. Não foi encontrado para as granularidades hora a hora e dia a dia o efeito negativo do retorno nas transações. Também não foi encontrada autocorrelação positiva de transações e retorno para hora a hora e dia a dia.

Esses resultados apontam que não existe o efeito de feedback trading positivo para BitCoin para nenhuma granularidade de tempo e que existem diferenças na relação entre fluxo de transações e retorno dependendo de como os dados são agrupados. Os resultados segundo a segundo e minuto a minuto apontam que existe efeito de feedback trading negativo no BitCoin, ou seja, ocorrem vendas seguidas de retornos positivos e compras após retornos negativos.

| BitCoin | | | | | | | | |
|--|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|
| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
| | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob |
| Resultado da Equação de Transações (dummy) | | | | | | | | |
| Trans | 0.922691*** | 0.000 | 0.460673*** | 0.000 | 0.216461*** | 0.000 | 0.171288*** | 0.000 |
| Retorno | -2.747799*** | 0.000 | -3.558732*** | 0.000 | -0.337471 | 0.100 | -0.285207 | 0.186 |
| Resultado da Equação de Retorno | | | | | | | | |
| Trans | -0.000002 | 0.107 | 0.000031*** | 0.000 | -0.000102 | 0.546 | 0.186 | 0.675 |
| Retorno | -0.102846*** | 0.000 | -0.071323*** | 0.000 | -0.046377*** | 0.000 | -0.014498 | 0.542 |
| Código para nível de significância: 1% '***' 5% '**' 10% '*' | | | | | | | | |

Tabela 2: Resultado do modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) para o criptoativo Bitcoin

Fonte: Elaboração própria

4.2. Ethereum

Foram coletados dados de Ethereum nos períodos de 2015-08-07 a 2018-09-20. Como aponta o sumário estatístico presente na Tabela 3, a média do log do retorno é próxima a zero e a volatilidade do log to retorno do ativo é alta, para as agregações de tempo segundo (2,609,289 observações), minuto (653,148 observações), hora (23,408 observações) e dia (11,132 observações). A média de preço do ativo ficou em \$465.87 (agregação segundo), \$390.46 (agregação minuto), \$245.24 (agregação hora) e \$213.28 (agregação dia), com alta volatilidade de preços para todas as agregações de tempo.

| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
|-------|-------------|-------|-------------|-------|-------------|-------|-------------|-------|
| | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço |
| count | 2,609,289 | | 653,148 | | 23,408 | | 1,132 | |

| | | | | | | | | |
|-------------|----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| mean | \$0 | \$465.87 | \$0.00001 | \$390.46 | \$0.00022 | \$245.24 | -\$0.00015 | \$213.28 |
| std | \$0.006 | \$326.92 | \$0.00895 | \$297.53 | \$0.04578 | \$288.37 | \$0.17498 | \$282.72 |
| min | -\$4.321 | \$0.15 | -\$4.32059 | \$0.15 | -\$4.32059 | \$0.15 | -\$5.20410 | \$0.42 |
| 25% | \$0 | \$228.48 | -\$0.00079 | \$199.10 | -\$0.00568 | \$11.23 | -\$0.02951 | \$9.75 |
| 50% | \$0 | \$370.17 | \$0.00000 | \$315.48 | \$0.00000 | \$96.61 | \$0.00000 | \$18.69 |
| 75% | \$0 | \$691.97 | \$0.00082 | \$564.59 | \$0.00616 | \$403.16 | \$0.03616 | \$337.33 |
| max | \$1.467 | \$1,451.00 | \$1.46692 | \$1,440.00 | \$2.59929 | \$1,435.00 | \$0.77122 | \$1,398.99 |

Tabela 3: Sumário estatístico do criptoativo Ethereum

Fonte: Elaboração própria

Como ocorre com o BitCoin, os resultados apresentados na Tabela 4 apontam que para o criptoativo Ethereum há diferenças se a base de dados for agregada por segundo, minuto, hora ou dia.

O modelo gerado pela agregação segundo a segundo apontou as mesmas autocorrelações do resultado segundo a segundo do criptoativo Bitcoin. Assim, ficou evidenciado que existe uma autocorrelação positiva significativa nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações e uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno. O modelo apontou também a existência de autocorrelação negativa significativa entre lag do retorno e transações em t, como aponta o coeficiente do lag do retorno na equação de transações. Como ocorre com Bitcoin, não existe autocorrelação positiva para o modelo segundo a segundo entre o lag de transações na equação de retorno.

O modelo gerado pela agregação minuto a minuto aponta que existe uma forte autocorrelação positiva nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações. O resultado aponta também uma significativa autocorrelação positiva nas transações e no retorno, como observa-se pelo coeficiente do lag das transações na estimativa da equação de retorno e uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno. O modelo também mostra que existe autocorrelação negativa significativa entre lag

do retorno e transações em t , como aponta o coeficiente do lag do retorno na equação de transações.

Os resultados do Ethereum para a agregação minuto a minuto, assim como ocorre com o BitCoin, estão em linha com as descobertas de Hasbrouck (1991):

- o lag de transações tende a exercer um efeito positivo no retorno em t , ou seja, os movimentos de preços seguem o fluxo de compra;
- as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas, sugerindo que compras tendem a levar a compras e vendas a vendas;
- os retornos são negativamente autocorrelacionados;
- o efeito negativo do lag do retorno na estimativa da equação da transação implica na existência de causalidade Granger-Sims, partindo de revisões de cotação para transações.

Os dados hora a hora do Ethereum diferem dos resultados encontrados hora a hora para BitCoin e dos resultados minuto a minuto para o Ethereum. Os resultados hora a hora apontam que existe somente uma forte autocorrelação positiva nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações. Como visto anteriormente na análise de resultados do criptoativo BitCoin, observa-se que os retornos são negativamente autocorrelacionados, resultado condizente com Hasbrouck (1991). Contudo, esse efeito nos retornos não é significativo para o Ethereum para a granularidade de tempo hora a hora.

Os dados dia a dia apontam também que existe somente uma forte autocorrelação positiva nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações. Esse resultado para o modelo dia a dia também foi encontrado para o BitCoin dia a dia e para os dados hora a hora do Ethereum.

Como encontrado na análise dos dados para BitCoin, não existe o efeito de feedback trading positivo para Ethereum em nenhuma granularidade de tempo. O que pode-se observar é a presença de feedback trading negativo apenas para

os dados com granularidade segundo a segundo e minuto a minuto. Para outros agrupamentos de tempo, não existe efeito de feedback trading.

| Ethereum | | | | | | | | |
|--|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|
| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
| | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob |
| Resultado da Equação de Transações (dummy) | | | | | | | | |
| Trans. | 0.937097*** | 0.000 | 0.528712*** | 0.000 | 0.202034*** | 0.000 | 0.166062*** | 0.000 |
| Retorno | -1.000481*** | 0.000 | -2.033556*** | 0.000 | -0.170531 | 0.229 | -0.116053 | 0.497 |
| Resultado da Equação de Retorno | | | | | | | | |
| Trans. | 0.00000 | 0.363 | 0.000105*** | 0.000 | 0.000020 | 0.946 | -0.004847 | 0.350 |
| Retorno | -0.287735*** | 0.000 | -0.098972*** | 0.000 | 0.003047 | 0.646 | 0.041538 | 0.165 |
| Código para nível de significância: 1% '***' 5% '**' 10% '*' | | | | | | | | |

Tabela 4: Resultado do modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) para o criptoativo Ethereum
Fonte: Elaboração própria

4.3. Litecoin

Foram coletados dados de Litecoin nos períodos de 2013-11-04 a 2018-09-20. Como aponta o sumário estatístico presente na Tabela 5, a média do log do retorno é próxima a zero e a volatilidade do log to retorno do ativo é alta, para as agregações de tempo segundo (978,374 observações), minuto (356,697 observações), hora (19,744 observações) e dia (1,586 observações). A média de preço do ativo ficou em \$106.85 (agregação segundo), \$101.87 (agregação minuto), \$64.50 (agregação hora) e \$36.67 (agregação dia), com alta volatilidade de preços para todas as agregações de tempo.

| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
|--------------|-------------|----------|-------------|----------|-------------|---------|-------------|---------|
| | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço |
| count | 978,374 | | 356,697 | | 19,744 | | 1,586 | |
| mean | \$0.000002 | \$106.85 | \$0.00001 | \$101.87 | \$0.00012 | \$64.50 | -\$0.00017 | \$36.67 |
| std | \$0.007761 | \$77.68 | \$0.01224 | \$77.20 | \$0.04777 | \$69.70 | \$0.13033 | \$58.58 |
| min | -\$2.905078 | \$1.20 | -\$2.90508 | \$1.20 | -\$2.90508 | \$1.20 | -\$2.90508 | \$1.20 |
| 25% | -\$0.000049 | \$46.00 | -\$0.00108 | \$45.68 | -\$0.00716 | \$4.68 | -\$0.03053 | \$3.69 |
| 50% | \$0 | \$74.70 | \$0.00000 | \$68.70 | \$0.00000 | \$45.97 | -\$0.00076 | \$5.10 |

| | | | | | | | | |
|------------|------------|----------|-----------|----------|-----------|----------|-----------|----------|
| 75% | \$0.000132 | \$163.00 | \$0.00111 | \$152.56 | \$0.00719 | \$87.70 | \$0.02724 | \$48.15 |
| max | \$1.062445 | \$368.00 | \$1.06245 | \$367.50 | \$1.87643 | \$364.32 | \$1.16029 | \$353.65 |

Tabela 5: Sumário estatístico do criptoativo Litecoin

Fonte: Elaboração própria

Os resultados encontrados pelo modelo segundo a segundo (Tabela 6) apresentam as mesmas autocorrelações dos resultados segundo a segundo para Bitcoin e Ethereum. O modelo segundo a segundo do Litecoin aponta que existe uma autocorrelação positiva significativa nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações e uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno. O modelo apontou também a existência de autocorrelação negativa significativa entre lag do retorno e transações em *t*, como aponta o coeficiente do lag do retorno na equação de transações. Como ocorre com Bitcoin e Ethereum, não existe autocorrelação positiva para o modelo segundo a segundo entre o lag de transações na equação de retorno.

Assim como ocorre no resultado encontrado para BitCoin e Ethereum, o modelo minuto a minuto (Tabela 6) aponta que existe forte autocorrelação positiva entre volume de transações e o lag do volume de transações. Existe também forte autocorrelação positiva entre o lag do volume de transações e o retorno e forte autocorrelação negativa entre o lag do retorno e o retorno, em linha com as descobertas de Hasbrouck (1991).

Assim como ocorre com os criptoativos BitCoin e Ethereum, o modelo aponta também que existe uma forte autocorrelação negativa entre o lag do retorno e o fluxo de transação. Esse resultado aponta a existência de feedback trading negativo para Litecoin.

Os resultados hora a hora (Tabela 6) diferem dos resultados encontrados para BitCoin e Ethereum. O modelo aponta que existe forte autocorrelação positiva entre o lag do volume de transações e as transações; forte autocorrelação positiva entre o lag de transações e o retorno e forte autocorrelação negativa entre retornos, resultados em linha com o estudo de Hasbrouck (1991). O

modelo aponta ainda para a existência de forte autocorrelação negativa entre o lag do retorno e o fluxo de transação, evidenciando a existência de feedback trading negativo para LiteCoin também para a agregação hora a hora.

Os resultados dos modelos dia a dia (Tabela 6) para LiteCoin também diferem dos resultados encontrados nos modelos dos criptoativos BitCoin e Ethereum. Além da forte autocorrelação positiva entre transações, também presente nos criptoativos analisados anteriormente, existe forte autocorrelação negativa entre retornos.

Dessa maneira, como encontrado na análise dos dados para BitCoin e Ethereum, não existe também o efeito de feedback trading positivo para LiteCoin em nenhuma granularidade de tempo. Observa-se pelos dados a existência de feedback trading negativo nas granularidades segundo a segundo, minuto a minuto e hora a hora, resultado não encontrado para Bitcoin e Ethereum.

| LiteCoin | | | | | | | | |
|--|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|
| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
| | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob |
| Resultado da Equação de Transações (dummy) | | | | | | | | |
| Trans. | 0.958139*** | 0.000 | 0.641159*** | 0.000 | 0.273428*** | 0.000 | 0.157378*** | 0.000 |
| Retorno | -0.582366*** | 0.000 | -1.586331*** | 0.000 | -0.452187*** | 0.002 | -0.170932 | 0.374 |
| Resultado da Equação de Retorno | | | | | | | | |
| Trans. | 0.000007 | 0.336 | 0.000138*** | 0.000 | 0.000368 | 0.274 | -0.003104 | 0.338 |
| Retorno | -0.166462*** | 0.000 | -0.189757*** | 0.000 | -0.178968*** | 0.000 | -0.167296*** | 0.000 |
| Código para nível de significância: 1% '***' 5% '**' 10% '*' | | | | | | | | |

Tabela 6: Resultado do modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) para o criptoativo LiteCoin

Fonte: Elaboração própria

4.4. Dash

Foram coletados dados de Dash nos períodos de 2017-04-12 a 2018-09-21. Como aponta o sumário estatístico presente na Tabela 7, a média do log do retorno é próxima a zero e a volatilidade do log to retorno do ativo é alta, para as agregações de tempo segundo (237,969 observações), minuto (111,781

observações), hora (11,257 observações) e dia (526 observações). A média de preço do ativo ficou em \$106.85 (agregação segundo), \$491.70 (agregação minuto), \$382.56 (agregação hora) e \$367.67 (agregação dia), com alta volatilidade de preços para todas as agregações de tempo.

| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
|--------------|-------------|----------|-------------|------------|-------------|------------|-------------|------------|
| | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço | log_retorno | preço |
| count | 237,969 | | 111,781 | | 11,257 | | 526 | |
| mean | \$0.000004 | \$106.85 | \$0.00001 | \$491.70 | \$0.00009 | \$382.56 | \$0.00206 | \$367.67 |
| std | \$0.006333 | \$77.68 | \$0.00891 | \$318.06 | \$0.02477 | \$263.24 | \$0.06858 | \$259.48 |
| min | -\$1.14862 | \$1.20 | -\$1.14862 | \$66.67 | -\$1.14862 | \$66.85 | -\$0.22925 | \$71.02 |
| 25% | -\$0.000034 | \$46.00 | -\$0.00141 | \$230.00 | -\$0.00850 | \$193.00 | -\$0.03473 | \$189.21 |
| 50% | \$0 | \$74.70 | \$0.00000 | \$390.17 | \$0.00000 | \$302.56 | \$0.00036 | \$295.51 |
| 75% | \$0.000017 | \$163.00 | \$0.00126 | \$703.20 | \$0.00854 | \$478.81 | \$0.03558 | \$444.92 |
| max | \$0.237091 | \$368.00 | \$0.22373 | \$1,570.00 | \$0.38105 | \$1,568.00 | \$0.34731 | \$1,524.00 |

Tabela 7: Sumário estatístico do criptoativo Dash

Fonte: Elaboração própria

Assim como ocorre com os outros criptoativos, existe diferença nos resultados dos modelos dependendo da granularidade de tempo. Os resultados encontrados pelo modelo segundo a segundo (Tabela 8) apresentam as mesmas autocorrelações dos resultados segundo a segundo para Bitcoin, Ethereum e Litecoin. O modelo segundo a segundo do Litecoin aponta que existe uma autocorrelação positiva significativa nas transações, evidenciado pelo *lag* do coeficiente das transações na estimativa da equação de transações e uma autocorrelação negativa significativa entre retornos, evidenciado pelo *lag* do coeficiente do retorno na estimativa da equação de retorno. O modelo apontou também a existência de autocorrelação negativa significativa entre *lag* do retorno e transações em *t*, como aponta o coeficiente do *lag* do retorno na equação de transações. Como ocorre com Bitcoin e Ethereum, não existe autocorrelação positiva para o modelo segundo a segundo entre o *lag* de transações na equação de retorno.

O resultado encontrado para o modelo com granularidade minuto a minuto é similar aos resultados encontrados para BitCoin, Ethereum e Litecoin. O

resultado do modelo minuto a minuto aponta que existe forte autocorrelação positiva entre volume de transações e o lag do volume de transações, forte autocorrelação positiva entre o lag do volume de transações e o retorno e forte autocorrelação negativa entre o lag do retorno e o retorno, em linha com o estudo de Hasbrouck (1991).

Assim como ocorre nos modelos dos criptoativos BitCoin, Ethereum e LiteCoin, além das correlações encontradas acima, o modelo evidencia a existência de uma forte autocorrelação negativa entre o lag do retorno e o fluxo de transação, indicando a existência de feedback trading negativo também para Dash.

O modelo hora a hora, aponta para as mesmas correlações do modelo minuto a minuto:

- o lag de transações tende a exercer um efeito positivo no retorno em t (com significância menor);
- as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas;
- os retornos são negativamente autocorrelacionados;
- efeito negativo do lag do retorno na estimativa da equação da transação (com significância menor).

O modelo dia a dia apresenta também resultados semelhantes ao modelo hora a hora, com nível de significância menor, com exceção da autocorrelação negativa entre retorno e transação, que não é significativa para os dados com granularidade dia a dia.

Como encontrado na análise dos dados para BitCoin, Ethereum e LiteCoin, não existe também o efeito de feedback trading positivo para Dash em nenhuma granularidade de tempo. Observa-se pelos dados a existência de feedback trading negativo nas granularidades segundo a segundo, minuto a minuto e hora a hora, resultado encontrado apenas para LiteCoin e Dash.

| Dash | | | | | | | | |
|---|--------------|------|--------------|------|--------------|------|--------------|------|
| | Segundo | | Minuto | | Hora | | Dia | |
| | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob | Coefficiente | Prob |
| Resultado da Equação de Transações (dummy) | | | | | | | | |

| | | | | | | | | |
|--|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|------------|-------|
| Trans. | 0.971135*** | 0.000 | 0.760284*** | 0.000 | 0.241705*** | 0.000 | 0.104152** | 0.020 |
| Retorno | -1.074801*** | 0.000 | -3.876753*** | 0.000 | -1.304055*** | 0.001 | 0.309763 | 0.631 |
| Resultado da Equação de Retorno | | | | | | | | |
| Trans. | 0.000011 | 0.392 | 0.000085*** | 0.001 | 0.000491** | 0.039 | 0.006087** | 0.050 |
| Retorno | -0.136935*** | 0.000 | -0.121065*** | 0.000 | -0.058621*** | 0.000 | -0.119970* | 0.007 |
| Código para nível de significância: 1% '***' 5% '**' 10% '*' | | | | | | | | |

Tabela 8: Resultado do modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991) para o criptoativo Dash

Fonte: Elaboração própria

5. Conclusão

Como visto na análise de resultados, é possível concluir que existem diferenças nos resultados dependendo se o dado é agregado por segundo, minuto, hora ou dia. Conclui-se também que existem diferenças nos resultados dependendo do criptoativo avaliado, como evidencia a Tabela 9.

| | | Segundo | Minuto | Hora | Dia |
|-----------------|---|---------|--------|-------|-------|
| Bitcoin | lag transação > equação transação | *** + | *** + | *** + | *** + |
| | lag retorno > equação transação | *** - | *** - | | |
| | lag transação > equação retorno | | *** + | | |
| | lag retorno > equação retorno | *** - | *** - | *** - | |
| Ethereum | lag transação > equação transação | *** + | *** + | *** + | *** + |
| | lag retorno > equação transação | *** - | *** - | | |
| | lag transação > equação retorno | | *** + | | |
| | lag retorno > equação retorno | *** - | *** - | | |
| LiteCoin | lag transação > equação transação | *** + | *** + | *** + | *** + |
| | lag retorno > equação transação | *** - | *** - | *** - | |
| | lag transação > equação retorno | | *** + | | |
| | lag retorno > equação retorno | *** - | *** - | *** - | *** - |
| Dash | lag transação > equação transação | *** + | *** + | *** + | ** + |
| | lag retorno > equação transação | *** - | *** - | *** - | |
| | lag transação > equação retorno | | *** + | ** + | ** + |
| | lag retorno > equação retorno | *** - | *** - | *** - | * - |

Tabela 9: Análise de feedback trading do modelo para os criptoativos

Fonte: Elaboração própria

Os resultados dos modelos segundo a segundo são similares para todos os criptoativos e estão em linha com as descobertas feitas por Hasbrouck (1991). Como já evidenciado pelo autor, os dados apontam para as seguintes relações entre as equações de retorno e fluxo de transação:

- as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas, sugerindo que compras tendem a levar a compras e vendas a vendas;
- os retornos são negativamente autocorrelacionados;

- o efeito negativo do lag do retorno na estimativa da equação da transação implica na existência de causalidade Granger-Sims, partindo de revisões de cotação para transações.

Para nenhum criptoativo no modelo segundo a segundo foi significativa a autocorrelação positiva entre o lag de transações no retorno em t . Esse ponto difere das descobertas feitas por Hasbrouck (1991)

Os resultados dos modelos minuto a minuto são similares para todos os criptoativos e estão em linha com as descobertas feitas por Hasbrouck (1991). Como já evidenciado pelo autor, os dados apontam para as seguintes relações entre as equações de retorno e fluxo de transação:

- o lag de transações tende a exercer um efeito positivo no retorno em t , ou seja, os movimentos de preços seguem o fluxo de compra;
- as transações se mostraram positivamente autocorrelacionadas, sugerindo que compras tendem a levar a compras e vendas a vendas;
- os retornos são negativamente autocorrelacionados;
- o efeito negativo do lag do retorno na estimativa da equação da transação implica na existência de causalidade Granger-Sims, partindo de revisões de cotação para transações.

Os resultados para os modelos hora a hora e dia a dia apresentam resultados distintos dependendo do criptoativo analisado e, dependendo do criptoativo, não apresentam todas as correlações encontradas no estudo de Hasbrouck (1991).

O objetivo deste trabalho, contudo, é avaliar a existência de feedback trading para os criptoativos BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash, usando o modelo VAR proposto por Hasbrouck (1991). O resultado dessa análise ajuda a avaliar o nível de maturidade dos investidores nesse mercado, comparando o uso dessa estratégia entre os criptoativos.

O resultado encontrado na análise dos dados para BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash evidencia que não existe efeito de feedback trading positivo em nenhuma

granularidade de tempo. Observa-se, por outro lado, a existência de feedback trading negativo na granularidade segundo a segundo e minuto a minuto para BitCoin, Ethereum, LiteCoin e Dash e na granularidade hora a hora apenas para LiteCoin e Dash. Para a granularidade de tempo dia a dia não é observada a existência de feedback trading.

Negociação por feedback trading negativo ocorrem quando os investidores compram ativos na baixa e vendem ativos na alta. Essas negociações podem ser estratégias de obtenção de lucro à medida em que os mercados evoluem ou estratégias de investimento que especificam uma meta de lucro em um portfólio.

Uma hipótese sobre a existência de feedback trading negativo para os criptoativos pode ser devido ao uso de bots (programas de computador que utilizam diversos indicadores para reconhecer tendências de mercado e executar negociações automaticamente) pelos investidores. Devido a alta volatilidade do mercado de criptoativos, os bots ficaram muito populares entre investidores por permitir que eles tenham controle dos seus ativos o tempo todo, além de conseguirem executar negociações de maneira mais rápida e eficiente do que os investidores se estiverem com especificações corretas. Além disso, os bots não estão suscetíveis a negociações emocionais provocadas pela alta volatilidade do mercado de criptoativos, o que pode explicar a presença de feedback trading negativo e não feedback trading positivo.

Uma análise sobre a existência de feedback trading comparando diferentes períodos de tempo pode ser um interessante tema de estudo para trabalhos futuros e pode evidenciar o amadurecimento da estratégia dos investidores para esses criptoativos. Como evidenciado no estudo realizado por Pavel Ciaian, Miroslava Rajcaniova e d'Artis Kancs (2015) inicialmente, quando o BitCoin era pouco conhecido entre os investidores, as buscas por informação sobre BitCoin (visualizações na Wikipedia foram usados como *proxie* para esse fator) exerciam forte impacto no preço do BitCoin. A longo prazo, entretanto, as visualizações na Wikipedia não impactam o preço do criptoativo. Isso pode indicar um amadurecimento dos investidores ao longo do tempo.

Ainda como sugestão para trabalhos futuros, é possível comparar períodos com diferentes volatilidades com o intuito de avaliar se em períodos com alta volatilidade é possível perceber a existência de feedback trading. Esta sugestão se baseia em evidências encontradas por Cohen e Shin (2002), cujo estudo aponta que em períodos de alta volatilidade de preços e de transações ativas é reforçado o efeito positivo do preço passado no fluxo de compra atual, o que significa que o aumento de preços provoca mais ordens de compra.

6. Referências bibliográficas

BOHL M.T., REITZ, S. **The Influence of Positive Feedback Trading on Return Autocorrelation: Evidence for the German Stock Market**. 2004. In: Geberl S., Kaufmann HR., Menichetti M.J., Wiesner D.F. (eds) Aktuelle Entwicklungen im Finanzdienstleistungsbereich. Physica, Heidelberg.

BOUOUIYOUR, J., SELMI, R., TIWARI, A. e OLAYENI, O. **What drives Bitcoin price?**. 2016. Economics Bulletin. 36. 843-850.

BUCHHOLZ, M., DELANEY, J. e WARREN, J. **Bits and Bets - Information, Price Volatility, and Demand for Bitcoin**. 2012. Working Paper.

CHAU, F., KUO, J.M. e SHI, Y. **Arbitrage opportunities and feedback trading in emissions and energy markets**. 2015. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, vol 36, pp. 130-147.

CHANG, C.-L. e Y.-P. Ke. **Testing Price Pressure, Information, Feedback Trading, and Smoothing Effects for Energy Exchange Traded Funds**. 2014. Annals of Financial Economics. 9(2). 1-26.

CHAU, F., DEESOMSAK, R. e LAU, M. **Investor sentiment and feedback trading : evidence from the exchange-traded fund markets**. 2011. International review of financial analysis. 20 (5). pp. 292-305.

COHEN, B.H., SHIN, H.S. **Positive feedback trading under stress: Evidence from the US Treasury securities market**. 2002. AFA 2003 Washington, DC Meetings; BIS Working Paper No. 122.

DANIELSSON, J. e LOVE, R. **Feedback trading**. 2006. International Journal of Finance and Economics 11(1), 35–53.

HASBROUCK, J. **Measuring the information content of stock trades**. 1991. The Journal of Finance, 46:179–207.

PAVEL, C., MIROSLAVA, R. e D'ARTIS, K. **The economics of BitCoin price formation**. 2016. Applied Economics. 48:19. 1799-1815.

SENTANA, E., e WADHWANI, S. **Feedback traders and stock return autocorrelations: Evidence from a century of daily data**. 1992. Economic Journal 102, 415-425

VAN WIJK, D. **What can be expected from the BitCoin?**. 2013. Working Paper No. 345986. Rotterdam: Erasmus Rotterdam Universiteit.

Anexo 1

Endereço para acessar código em Python para coleta e armazenamento dos dados de criptoativos da exchange Kraken:

<https://colab.research.google.com/drive/1UHMPqUlk-fBdK0IT8ijjrwZB8GMsSsEJ>