

**ANÁLISE DOS DISCURSOS CONTIDOS NOS TWEETS PÚBLICOS DE CRIPTOATIVOS
DOS RAMOS DE MASTERNODES E FINANÇAS DESCENTRALIZADAS E SUA
INFLUÊNCIA NOS PREÇOS E VOLUMES NEGOCIADOS**

KAMYR GOMES DE SOUZA
UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA (UFU)

ANÁLISE DOS DISCURSOS CONTIDOS NOS *TWEETS* PÚBLICOS DE CRIPTOATIVOS DOS RAMOS DE MASTERNODES E FINANÇAS DESCENTRALIZADAS E SUA INFLUÊNCIA NOS PREÇOS E VOLUMES NEGOCIADOS

1 INTRODUÇÃO

Consideradas como uma das evoluções tecnológicas emergentes mais disruptivas da última década (Zetzsche, Arner, & Buckley, 2020), as criptomoedas e ativos digitais têm despertado o interesse de investidores em busca de retornos assimétricos (Kraaijeveld & De Smedt, 2020; Stepanova & Eriņš, 2021) proporcionados pela relativa ineficiência desse mercado (Gregoriou, 2019), explicada por sua juventude, pelos vieses comportamentais trazidos pelos investidores de varejo e pela diversidade de expectativas dos vários públicos.

Na literatura sobre o tema, têm sobressaído uma crescente discussão sobre o poder preditivo de algumas mídias sociais sobre o preço, volume ou volatilidade de algumas criptomoedas (Kaplan, Aslan, & Bulbul, 2018; Kraaijeveld & De Smedt, 2020; Mohapatra, Ahmed, & Alencar, 2019; Naeem, Mbarki, Suleman, Vo, & Shahzad, 2020; Pant, Neupane, Poudel, Pokhrel, & Lama, 2018; Shen, Urquhart, & Wang, 2019).

Por outro lado, a partir da definição de discurso fornecida por Hong (2018) – a prática da linguagem como ação social que ganha o apoio público para a difusão e institucionalização de determinado valor –, essa possível relação entre as mídias sociais e os *books* de ofertas pode ser melhor compreendida. Pois, servindo ao propósito de difundir e impregnar coletivamente opiniões, valores e sentimentos, as interfaces de mídia social com alto nível de interatividade como Twitter oportunizam gerar ou compartilhar discursos em mensagens que espalham amplamente na rede online, podendo interferir nas atitudes de investidores com diferentes níveis de racionalidade.

Assim, diversos *scripts* e plataformas de previsão de preço de criptomoeda usando dados em tempo real do Twitter podem ser consultadas no Github, a exemplo de Drabble (2021) e Ahmed (2021). Adicionalmente, a atividade de alguns *influencers* como o finado John McAfee e Elon Musk no Twitter têm despertado inquietações sobre a efetividade e a extensão do potencial manipulativo desses atores sobre os preços das criptomoedas (Pearson, 2018; Ante, 2021; Drabble, 2021), particularmente aquelas de baixa capitalização e/ou com foco principalmente especulativo, como por exemplo as chamadas moedas 'memes'.

Entretanto, muito além de um meio especulativo para ganhos anormais, uma significativa parcela das criptomoedas existentes defende como propósito de criação a implementação de soluções para o mundo real, com foco no projeto e na usabilidade para os usuários da rede. Diante das inquietações expostas anteriormente, levantam-se as seguintes questões de pesquisa: Qual o nível de alinhamento entre os discursos predominantes sobre esses criptoativos em mídias sociais não estruturadas e suas propostas de diferenciação e geração de valor? E como o mercado reage a essas manifestações?

Com esse propósito, o objetivo geral desta pesquisa foi analisar os discursos contidos nos *tweets* públicos de algumas criptomoedas/tokens e sua influência em seu comportamento. Como objetivos específicos, delimitou-se: (a) examinar os discursos predominantes nos *tweets* de cada ativo digital; (b) avaliar a influência dos *tweets* nos preços e no volume de negociação; (c) investigar a direção/causalidade e sincronicidade dos efeitos percebidos.

Foram escolhidas moedas de duas categorias, Masternodes e Finanças Descentralizadas (DeFi). A categoria de Masternodes tem sua rede baseada no algoritmo *Proof of Stake* - PoS (ou prova de participação), na qual o mecanismo de consenso seleciona validadores proporcional-

mente à quantidade de moedas travadas em sua posse, incentivando a montagem e manutenção dos nós que garantem a sustentabilidade da rede (Furfaro, Argento, Sacca, Angiulli, & Fassetti, 2019) com a geração de renda passiva para seus detentores (Lehner, Hunzeker, & Ziegler, 2017). Já as DeFi caracterizam-se pela aplicação do conceito de *smart contracts* ou contratos inteligentes de execução autônoma para criar protocolos que podem reproduzir os mais diversos serviços financeiros (Schär, 2021) sem intermediação, ou seja, de forma descentralizada (Stepanova & Eriņš, 2021).

Justifica-se a escolha desses nichos específicos porque ambos implementaram evoluções importantes ao modelo de *Proof of work* (PoW) do Bitcoin (Lehner et al., 2017) e trazem contribuições relevantes tanto para o mercado financeiro e as FinTech (Zetzsche et al., 2020) quanto para a segurança e escalabilidade da rede (Wang, 2020), com incentivos consistentemente atraentes para que cada ponta da cadeia se mantenha motivada para prover liquidez/segurança para a rede, em consonância com a Teoria dos Jogos (Easley, O'Hara, & Basu, 2019).

Este trabalho traz como contribuição a verificação do nível de alinhamento do que é veiculado com repercussão nas mídias sociais sobre os ativos digitais com a essência do que eles se propõem a entregar. Em segundo lugar, a análise qualitativa dos assuntos que recebem o maior engajamento do público possibilita identificar quanto de importância de fato é dada para o projeto, ou se o maior foco dos usuários ainda está no potencial de especulação/arbitragem. Por fim, o estudo confirma a associação existente entre o comportamento do mercado de criptomoedas com a interação nas mídias sociais e com o sentimento expresso nos *tweets*, verificando a direção e a temporalidade dos efeitos entre os micro discursos publicados no Twitter e os preços e volumes de negociação desses ativos. Assim, além de contribuir com o arcabouço teórico sobre esta categoria de ativos e sobre uma vertente das finanças comportamentais, o artigo pode ser relevante para investidores individuais ou gestores institucionais que desejem compreender o comportamento desse mercado.

Este estudo está organizado da seguinte forma. Além desta introdução, um breve arcabouço teórico do assunto está descrito na Seção 2; na Seção 3 apresenta-se o processo de coleta, tratamento e análise dos dados; os resultados e discussão em torno da pesquisa está disponível na Seção 4; e, por fim, as conclusões encontram-se na Seção 5.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Por ser um campo recente, boa parte das pesquisas sobre aspectos financeiros das criptomoedas busca subsídios nas teorias consolidadas para o mercado acionário. Sobre os determinantes dos retornos, a literatura sobre a previsibilidade das ações inclui vários preditores, dentre os quais uma vertente enfoca o sentimento do investidor (Naeem et al., 2020). E por tratar-se de um fator não observável, que inclui emoções, sentimentos e atitudes comportamentais, foram criadas algumas *proxies*, índices de felicidade (Naeem et al., 2020) e *softwares* (Drabble, 2021; Ahmed, 2021) para sua mensuração.

A Análise de Sentimentos, ou mineração de opinião, é um subcampo do Processamento de Linguagem Natural (PNL) que tenta identificar e aferir aspectos subjetivos de um texto a partir de tratamentos computacionais (Kaplan et al., 2018). Aplicada às mídias sociais, as pesquisas podem se limitar em classificar a linguagem natural como um sentimento positivo ou negativo ou podem fazer uma classificação de polaridade, que possui uma alta precisão na previsão de mudanças ou tendências no sentimento público (Drabble, 2021). E, posto que os dados do Twitter não sejam estruturados e contenham altos níveis de ruído (Kraaijeveld & De Smedt, 2020), constituem-se em uma rica fonte de análise da opinião e dos discursos livres de amarras.

Naeem et al. (2020) analisaram a habilidade preditiva de um índice de felicidade do

Twitter para seis criptomoedas, comprovando que o sentimento de felicidade prevê o retorno de cinco delas em diferentes quantis. Adicionalmente, constataram que o sentimento de felicidade prevê fracamente os retornos durante os períodos tanto de *bull market* (estados de alta) quanto de *bear market* (baixa do mercado), evidenciando a ineficiência no mercado de criptomoedas e que o sentimento do investidor expresso nas mídias impulsiona o movimento dos preços das criptomoedas. Em linha com esses achados, Kraaijeveld and De Smedt (2020) encontraram poder preditivo nos sentimentos do Twitter para os retornos do Bitcoin, Bitcoin Cash e Litecoin, trazendo também a constatação da presença e representatividade das contas de *bot* dentre os *tweets* coletados, o que causa algum ruído nessa fonte de dados.

A partir de seis *tweets* do Elon Musk sobre criptomoedas, Ante (2021) realizou um estudo de eventos e comparou com os preços de fechamento, volume e número de *trades* na corretora Binance minuto a minuto antes e depois dos eventos selecionados. Apesar de reconhecer o impacto das mídias sociais e a influência do sentimento e da atenção do investidor nos mercados de criptomoedas, o autor colocou como ressalva que a frequência excessiva de *tweets* de um mesmo *influencer* seria provavelmente interpretado pelo mercado como ruído a médio prazo. Complementarmente, Aharon, Demir, Lau, and Zaremba (2020) exploraram a relação entre duas medidas de incerteza econômica e de mercado baseadas no Twitter e o desempenho do Bitcoin, Ethereum, Bitcoin Cash e Ripple. Foi identificada forte ligação causal entre a incerteza expressa nas mídias sociais e os retornos das criptomoedas, com ênfase nas caudas de distribuições de retorno.

Trazendo a técnica da análise de discurso para as criptomoedas, Hong (2018) examinou o impacto dos pseudo-eventos do governo nas mudanças no discurso público sobre a tecnologia *blockchain* e a regulamentação de transações domésticas de criptomoedas utilizando matrizes, redes semânticas e análises de correlação convergente para a detecção de discursos sobre o tema. O autor evidenciou que a engenharia dos vazamentos de informações desperta os diferentes atores sociais a se posicionarem sobre um assunto, o que desenvolve e confere poder aos discursos arquitetados. Em linha com essa proposta, a presente pesquisa também pretende trazer a análise de discurso para compreender os impactos do que é veiculado sobre as DeFi e masternodes, seguindo os critérios e procedimentos descritos a seguir na Seção 3.

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Este estudo foca na análise dos discursos contidos nos *tweets* públicos referentes a criptomoedas de nichos com foco no projeto e na usabilidade e sua influência em seu comportamento. Delimitou-se como objeto desta pesquisa as seis principais criptomoedas/tokens de cada nicho (masternodes/ DeFi) por *Market Cap*, de acordo com as tags do site CoinMarketCap (Tabela 1) em consulta realizada na data de 08/05/2021. Vale ressaltar que o token que ocupava nesta ocasião a terceira posição em DeFi, o Wrapped Bitcoin (WBTC), foi excluído da amostra por se tratar apenas de uma versão tokenizada do Bitcoin (BTC) transacionada na rede do Ethereum.

O preço e o volume das moedas foram coletados no site <https://coinmarketcap.com/>, que traz o histórico consolidado das principais *exchanges*. O período foi delimitado entre 2019 a 2021, embora um pouco menor para a AAVE, Chainlink e Uniswap, que foram criadas ou renomeadas com a atual denominação no ano de 2020.

A mineração de dados no Twitter foi realizada por meio do pacote *Tweepy* do *Python*. No caso da PAC Protocol e da Dash, cujos nomes/siglas são genéricos e com múltiplos significados em várias línguas, foi necessária uma pesquisa preliminar para identificar os principais perfis ligados à essas moedas antes de realizar a coleta propriamente dita. Os *tweets* e seus atributos (data de postagem, usuário, número de *likes*, respostas e *retweets*, idioma, etc.) foram salvos em

Tabela 1: Criptomoedas/Tokens selecionados para a pesquisa, categoria e posição relativa e absoluta no ranking e número de tweets coletados

Code	Cryptocurrency	Type	Rank (T)	Rank (G)	Tweets
1	Aave (AAVE)	Decentralized finance (Defi)	6°	33°	121
2	PancakeSwap (CAKE)	Decentralized finance (Defi)	5°	28°	87
3	Dash (DASH)	Masternodes (MN)	1°	45°	296
4	Divi (DIVI)	Masternodes (MN)	5°	287°	92
5	Firo (FIRO)	Masternodes (MN)	4°	279°	14
6	Chainlink (LINK)	Decentralized finance (Defi)	2°	12°	169
7	Terra (LUNA)	Decentralized finance (Defi)	4°	27°	141
8	PAC Protocol (PAC)	Masternodes (MN)	6°	317°	192
9	Syscoin (SYS)	Masternodes (MN)	3°	169°	37
10	Uniswap (UNI)	Decentralized finance (Defi)	1°	11°	76
11	Horizen (ZEN)	Masternodes (MN)	2°	82°	136

Notas: Rank(T) corresponde a posição em que cada criptomoeda/token estava no ranking (por categoria e por capitalização de mercado) do CoinMarketCap em 08/05/2021. Rank(G) corresponde a posição de cada criptomoeda/token no ranking absoluto do CoinMarketCap em 08/05/2021. Tweets corresponde ao número de *tweets* coletados com pelo menos 10 *likes* e *replies*.

planilhas do Excel.

Em relação à AAVE, identificou-se apenas em estágio posterior que sua sigla também é utilizada com referência à *African American Vernacular English*, utilizado para se referir ao inglês vernáculo afro-americano, ao qual se vinculam muitos discursos de ódio e racismo. Procedeu-se, então, a filtragem e leitura individual dos *tweets* relacionados a AAVE para excluir as mensagens que não pertenciam ao escopo.

Foram coletados apenas *tweets* com pelo menos 10 *likes* e 10 respostas, a fim de priorizar conteúdos com algum nível de visibilidade e engajamento. Não foi definida uma nota de corte muito alta, tendo em vista que as criptomoedas selecionadas apresentam grande diversidade em relação a sua presença nas mídias sociais.

Para possibilitar a análise quantitativa da influência dos *tweets* nos preços das criptomoedas, foi realizada análise de sentimentos a partir do pacote Vader (*Valence Aware Dictionary and SEntiment Reasoner*), uma ferramenta de análise de sentimento baseada em léxico e regras sintonizada com os sentimentos expressos nas redes sociais, que classifica os sentimentos em positivos, negativos e neutros, e também quantifica a intensidade dos sentimentos, com uma variação entre -1 (negativo mais extremo) e +1 (positivo mais extremo) (Drabble, 2021).

A seguir, o texto dos *tweets* foi tratado, procedendo-se à exclusão de caracteres especiais, figuras, pontuações e excesso de letras característicos da linguagem informal do Twitter. Depois de sua preparação, o conteúdo dos *tweets* e suas relações semânticas foram analisados quantitativa e qualitativamente por meio do KH Coder, um *software* que processa textos e usa métodos de análise de coocorrência e de redes para inferir proximidade entre palavras (Higuchi, 2016).

Utilizou-se o sistema *Snowball stemmer* para o reconhecimento das palavras e, a partir da lista de palavras geradas pelo *software* e suas respectivas frequências, foram reunidos os termos centrais presentes nas postagens, conforme a Tabela 2. Dessa forma, os conceitos contidos nos dados puderam ser investigados olhando para grupos de palavras que aparecem juntos ou grupos de postagens com as mesmas palavras, a partir de matrizes de coocorrência e redes semânticas identificadas pela análise multivariada, assim como (Hong, 2018).

Para responder ao segundo e terceiro objetivos específicos desta pesquisa, utilizou-se o teste de causalidade de Granger e análise de dados em painel. Estudos anteriores já indicaram os

Tabela 2: Termos centrais contidos nos tweets

Termos centrais	Palavras resgatadas
Hold	hold
Trade	buy or sell or send or transact or trader
Investment	portfolio or diversifi or portofflio or invest
Masternodes	masternode or masternodes or mn
Passive income	stake or reward or profit or farm or compound or return or stakingreward or passiv or passiveincom or autocompound
Payment	payment or pay or paid
Adoption	use or adopt
Descentralization	defi or decentr or descentraland or decentralization
Account	address or wallet or account or deposit
Price movimentations	bullish or bull or bullmarket or bearisch or bearrun or pullback or predict or price or valu or undervalu
Fee	fee
Team	team or manag or support or partnership or network or partner
Community	people or communiti or person or everyon or group or social or everybodi or community
Launch	launch or releas or announc or news or announcement or pronounc
Exchanges	binance or exchange or coinbase or coingecko or bitrue or gemini or huobi or digibyt or kucoin or bitcointoyou or bilaxy or bitfxt or bitmex or bitstamp or bittrex or ftx or hotbit or hitbtc
Period	week or day or month or tomorrow
Development	build or grow or develop or provid or goal or ecosystem or roadmap or technolog or platform
Blockchain	blockchain
Join	join or come
Share	share or shared or sharing
Media	follow or rt or retweet or telegram or post or twitter or media
Appreciation	like or love or best or great or happi or better or appreci or proud or nice or congrat or enjoy
Thouht	believ or think or guess or hope
Talk	call or say or talk or comment
Bitcoin	btc or bitcoin or btcusd
Coin	coin or token or altcoin or asset
Ethereum	ethereum or eth or eth2
Top	biggest or top or top10 or top20

testes de causalidade de Granger e testes de previsibilidade direcional para analisar relações de causalidade com mídias sociais (Kraaijeveld & De Smedt, 2020; Shen et al., 2019; Aharon et al., 2020).

Para tanto, as variáveis foram tratadas e ou geradas conforme as fórmulas contidas na Tabela 3. Para garantir a estacionalidade da série, foram calculados os retornos diários no lugar dos preços de fechamento *close*.

O número de *likes*, respostas e *retweets* foram somados para a contabilização do número total de interações de cada *tweet*, renomeado como engajamento. Como só foram considerados *tweets* com pelo menos 10 *likes* e 10 respostas, para todos os períodos em que as moedas não receberam menções com esse engajamento mínimo foi atribuído o valor 0.

Os *scores* negativos, positivo, neutro e *compound* foram processados automaticamente pelo Vader a partir do conteúdo dos *tweets* analisados. Já as últimas variáveis (engajamento negativo e positivo) foram calculadas pela multiplicação da quantidade de interações que cada *tweet* recebeu pelo *score* atribuído pelo *software*.

Foram realizado o teste de causalidade de Granger para cada moeda, testando se as

Tabela 3: Variáveis e métricas utilizadas

Variable	Interpretation	Formula
P_r	Price returns	$(close - l1.close)/l1.close$
S_t	Sentiment Twitter	VADER compound score
V_t	Volume of trades	$\ln(\text{volume of negotiation})$
V_m	Volume of messages	$\ln(1 + \text{volume of tweets})$
E_t	Engagement of tweets	$\ln(1 + \sum(\text{likes, replies, retweets}))$
E_{tp}	Engagement of positive tweets	$\ln(1 + (\text{VADER positive score} * \text{engagement}))$
E_{tn}	Engagement of negative tweets	$\ln(1 + (\text{VADER negative score} * \text{engagement}))$

Notas: *Close* significa o valor de "Fechamento" diário

variáveis independentes Sentimento S_t , Volume de mensagens V_m , Engajamento E_t , Engajamento positivo e E_{tp} e Engajamento negativo E_{tn} apresentam poder preditivo para as variáveis dependentes Retorno P_r e Volume de negociação V_t .

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise do discurso contido nos tweets

A Figura 1 mostra um diagrama no qual palavras semelhantes para a execução de análise de *cluster* foram classificadas em uma estrutura hierárquica, a fim de capturar combinações de palavras com padrões de aparência semelhantes, enquanto a Figura 2 traz a escala de proximidade dos termos em duas dimensões.

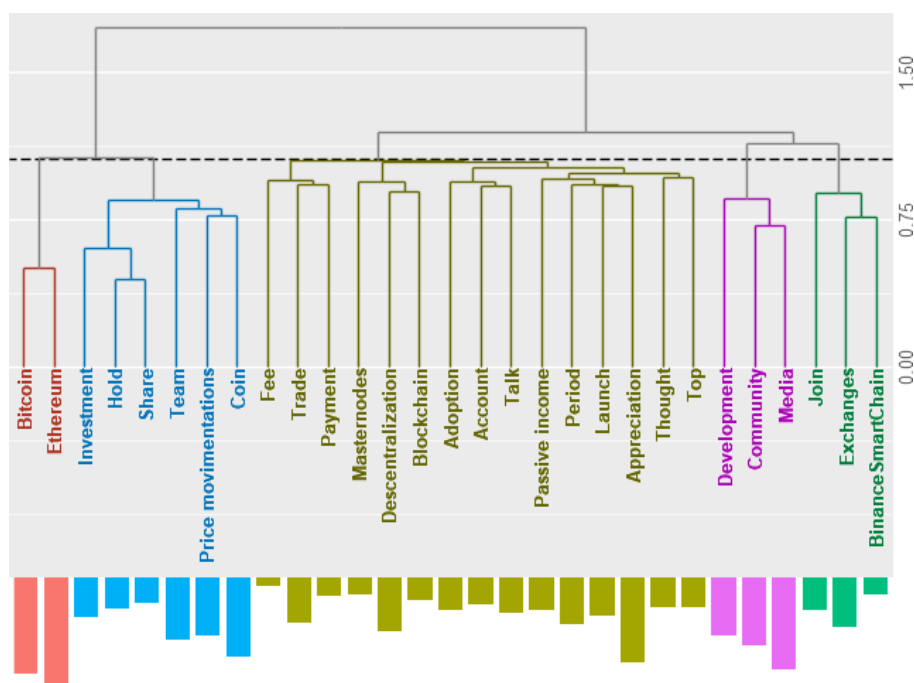


Figura 1: Análise hierárquica em clusters dos códigos mais citados.

Foram definidos cinco *clusters*, dos quais o primeiro (Bitcoin/Ethereum) não tem relação direta com as moedas analisadas, mas como são primeiras e mais conhecidas criptomoedas (Kaplan et al., 2018), o efeito de rede as coloca em evidência como o assunto mais comentado

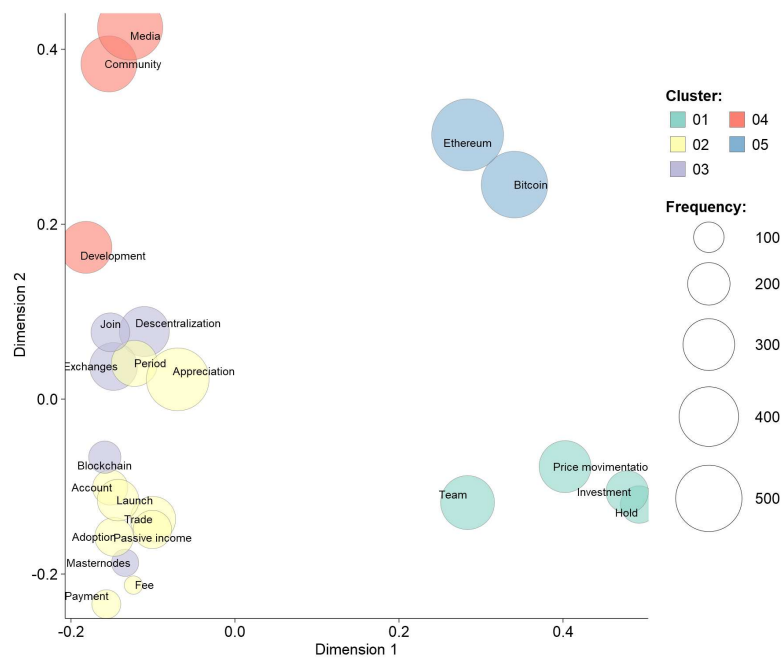


Figura 2: Escala de proximidade dos códigos em duas dimensões.

dos *tweets*, mesmo na simples forma de um *hashtag*. O segundo *cluster* traz a mobilização sobre as moedas como ativo de investimento para ser ou não mantido por tempo indeterminado, independentemente das movimentações de preço (*hold*).

O terceiro e mais amplo *cluster* abrange diversos caso de uso das criptomoedas analisadas, seja para *trade*, pagamentos, constituição de renda passiva, bem como demonstrações de apreciação ou expectativas individuais ou do mercado sobre elas. Um termo chave neste grupo é *descentralization*, que implica o rompimento com o modelo financeiro tradicional baseado na confiança em uma entidade controladora que intermedia todas as transações (Zetzsche et al., 2020; Stepanova & Eriņš, 2021) e passa a ser validado por provas criptográficas como os sistemas PoW ou PoS.

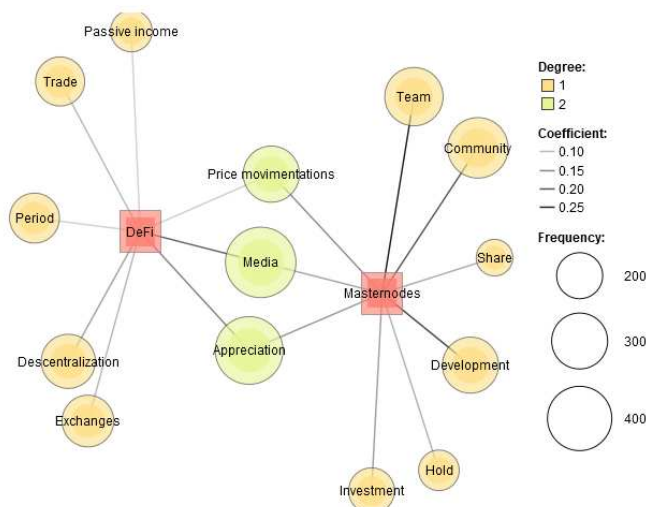


Figura 3: Coocorrência de termos por tipo (DeFi e Masternodes).

Um dos mais importantes modelos baseados em provas de participação, ainda no terceiro *cluster*, os Masternodes compreendem a manutenção de uma rede com múltiplos nós (os *nodes*)

que validam as transações, mantém a saúde da rede e a segurança dos dados armazenados (Wang, 2020; Furfaro et al., 2019). Em contrapartida, os validadores que montam os Masternodes passam a receber recompensas regulares na forma de juros sobre o capital que se constituem em renda passiva para seus detentores (Furfaro et al., 2019), diferentemente das criptomoedas baseadas em prova de trabalho, que não fornecem outro rendimento a não ser a própria valorização do ativo.

O quarto reúne o engajamento da comunidade de cada moeda frente aos canais de mídia social, incluindo também a divulgação das medidas de desenvolvimento das plataformas ou cumprimento do *roadmap*, o plano de desenvolvimento que indica como e quando serão implementadas metas específicas ou indicadores chave de desempenho (KPIs) de um projeto. O último *cluster* compreende as menções a *exchanges* [centralizadas] e a Binance Smart Chain – rede de uma das principais *exchanges* consideradas descentralizadas, apesar de ligada a Binance, uma *exchange* centralizada. Devido a suas ambiguidades conceituais, esse último termo foi ignorado dos demais *outputs*.

A Figura 2 permite visualizar com mais clareza a proximidade de algumas relações, mesmo em *clusters* diferentes. Identifica-se que termo *development*, apesar de pertencer ao *cluster* relacionado ao engajamento da comunidade, mostra-se quase como um conceito isolado, apesar de transitar mais próximo do *cluster* que relaciona os casos de uso. O termo *Masternodes* também se manteve muito próximo de *Passive income*. Isso se justifica por se tratar a montagem de Masternodes de uma das formas mais garantidas para se adquirir renda passiva de longo prazo (Lehner et al., 2017), uma vez que não estão condicionados ao lançamento/término de *farms/pools* ou à flutuação das taxas de juros que, em DeFi, são ajustadas automaticamente dependendo da oferta e da demanda por um ativo (Stepanova & Eriņš, 2021). As menções a pelo menos uma das duas principais moedas do meio criptográfico continuam onipresentes como ruído em grande parte das postagens, o que foi também ignorado nas análises subsequentes.

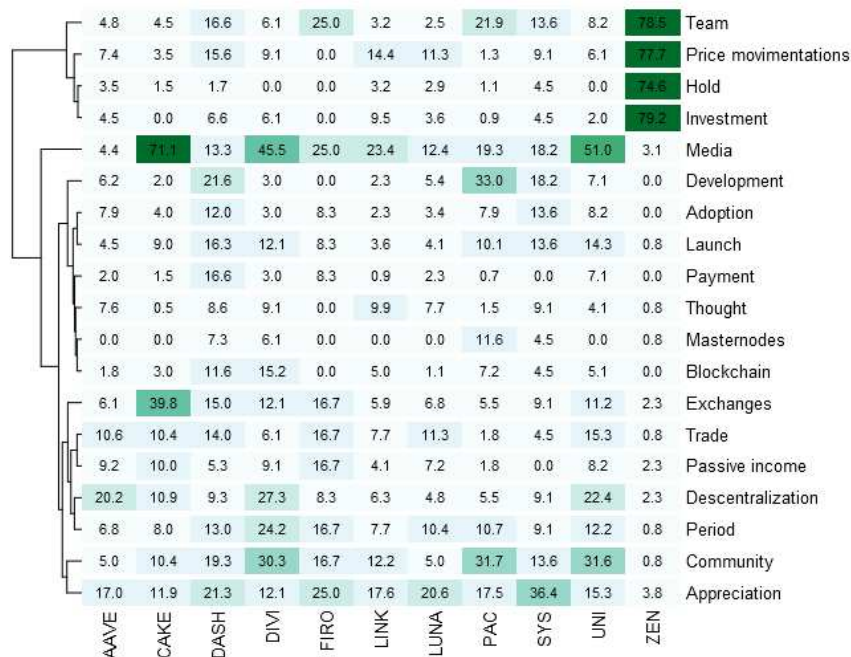


Figura 4: Coocorrência dos tópicos citados com as criptomoedas.

A Figura 3 traz os discursos centrais a cada nicho de criptomoedas selecionado (DeFi e Masternodes), evidenciando as discussões comuns a ambas (manifestações de apreciação por suas moedas favoritas, mídia e variações de preços) e o que é peculiar a um nicho. No caso das DeFi, percebe-se um interesse frenético em divulgar e aproveitar o início dos períodos de

lançamento dessas moedas em *exchanges* – quando costumam acontecer *pumps* nos preços devido ao aumento no volume de compra a partir dos usuários tradicionais que ainda não operam nas plataformas de finanças descentralizadas – ou de lançamento de novas *pools* de liquidez, geralmente com altos rendimentos em seu início.

As moedas focadas no conceito de montagem de Masternodes, por outro lado, têm um discurso mais voltado para 'segurar' suas moedas como investimento de longo prazo, e dão muito valor à equipe responsável pelo desenvolvimento e ao fortalecimento da comunidade, o conceito de maior peso para este grupo, como evidencia a frequência de vezes que o termo aparece nos *tweets*. Uma análise abrangente dos termos centrais contidos nos discursos de cada criptomoeda/token é possibilitada pela Figura 4.

O discurso mais forte na AAVE é a descentralização (20,2%), o que é bastante justificável, já que foi a pioneira como plataforma de empréstimo descentralizada. A seguir vem *appreciation* (17%) e *trade* (10,6%). Para a CAKE, o tema central dos *tweets* é sua própria veiculação nos canais de mídias sociais (71,1%), seguido pela menção a *exchanges* (39,8%).

Para a DASH, o foco está em *development* (21,6%), *appreciation*(21,3%), *community*(19,3%), *payment* e *team* (16,6%). O foco da DIVI está em *media* (45,5%), *community*(30,3%), *descentralization* (27,3%), *period* (24,2%), *blockchain* (15,2%), *launch*, *exchanges* e *appreciation* (12,1%). Para a FIRO, os tópicos citados foram: *team*, *media* e *appreciation*, todos com 25% de ocorrência; *exchanges*, *trade*, *passive income*, *period* e *community*, com 16,7%. O foco dos discursos da LINK estão em *media*, com 26,4%; *appreciation*, com 17,6%; *price movimentation*, com 14,4%; e *community*, com 12,2%. Para a LUNA, o destaque foi dado para *appreciation*, com 20,6%; *media*, com 12,4%; *price movimentation* e *trade*, ambos com 11,3%.

A PAC se destacou pela preocupação com *development* (33%); *community* (31,6%); *team* (21,9%); *media* (19,3%); *appreciation* (17,5%); *masternodes* (11,6%); e *launch* (10,1%). Quanto a SYS, a maior parte de seus *tweets* refere-se a *appreciation* (36,4%); *media* e *development* (18,2%). No caso da UNI, 51% dos assuntos se referem a *media*; 31,6% a *community*; e 22,4% a *descentralization*. Por fim, a ZEN concentra a quase totalidade de seus *tweets* (próximo a 80%) falando sobre *investment*, *team*, *price movimentation* e *hold*.

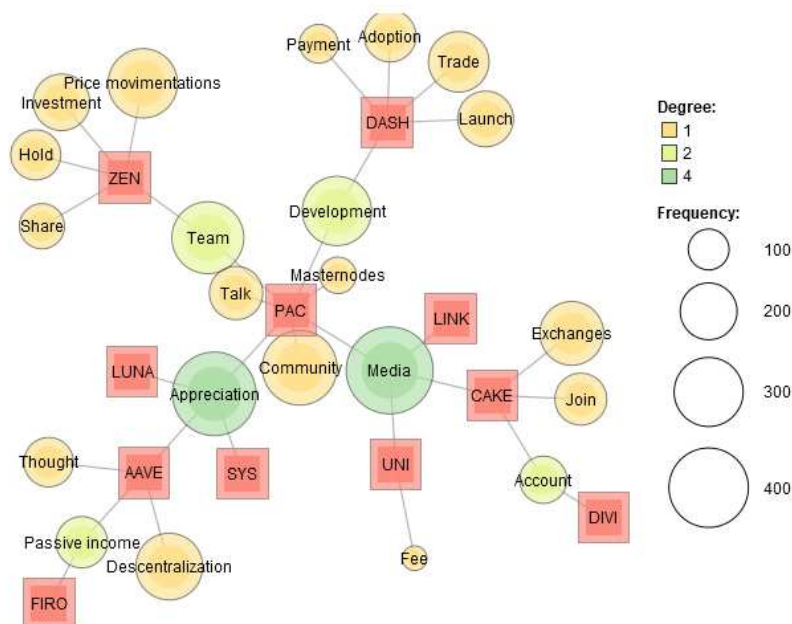


Figura 5: Coocorrência de termos relacionados a cada criptomoeda.

Percebe-se que nem a DIVI nem a FIRO trazem os Masternodes em seus discursos, mas praticamente em todas as moedas é mencionada de alguma forma a constituição de renda passiva. O apelo à divulgação nas redes sociais e alguma forma de apreciação estão presentes em todas elas, mas quando se constitui no único foco das postagens, pode denotar euforia e/ou desinteresse com o projeto e sua usabilidade. Sobre isso, a Figura 5 apresenta de forma simplificada o cerne do que diferencia os discursos entre as moedas por meio do recurso *minimum tree*.

Identificou-se que as moedas que com maior foco (consciente ou manifesto) no projeto e na adoção propriamente dita foram a PAC Protocol, no centro da árvore, preocupada com o desenvolvimento e sua equipe e com o fortalecimento de sua rede de Masternodes a partir da comunidade ativa; seguida pela DASH, com seu foco em pagamentos e na adoção; AAVE, comprometida com a descentralização e com a geração de renda passiva, que também é o foco da FIRO; e a ZEN, que concentra seu discurso nos investimentos de longo prazo. No caso da UNI, o destaque foi para as altas taxas de transação praticadas na rede Ethereum, um fator que desestimula sua adoção massiva apesar de ainda ser a maior *exchange* descentralizada.

Para ter uma noção do volume de *tweets* relacionados a cada moeda ao longo do período que compreende esta pesquisa, a Figura 6 traz esse mapeamento anual. No caso da AAVE, houve raras menções a ela em 2019, o que é justificado pelo fato de seu token ter adotado oficialmente este nome apenas no segundo semestre de 2020, período no qual se concentrou o maior percentual de *tweets* sobre ela, com coeficiente significativo a 5%. De forma similar com a Uniswap, também criada em 2020; e com a Chainlink, apesar de esta ter sido criada em 2017, mas passou por uma efervescência que caracterizou grande parte do universo DeFi no segundo semestre de 2020. Já a PancakeSwap, apesar de haver também surgido em 2020, passou a ganhar maior relevância e maior número de menções no Twitter em 2021, da mesma forma que a Terra, que apesar de operante desde 2019, não recebeu menções naquele ano.

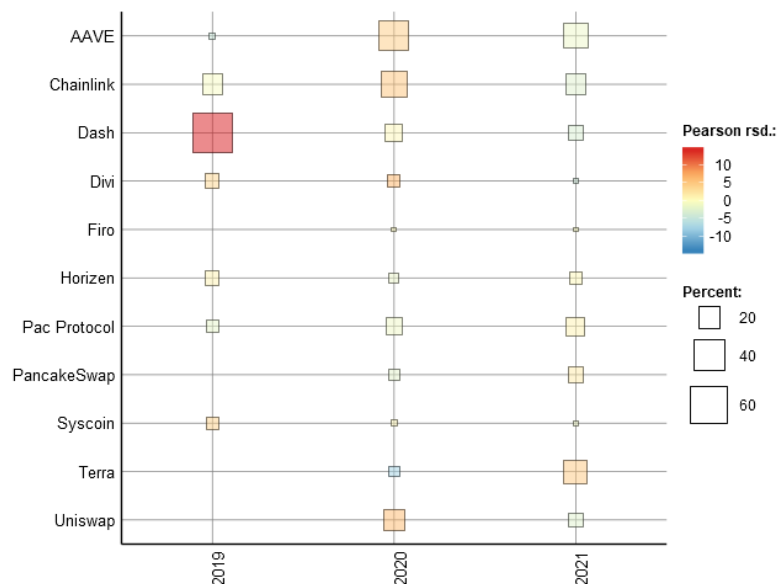


Figura 6: Coocorrência das criptomoedas analisadas em cada ano (2019, 2020 e 2021).

No grupo dos ativos que possibilitam a montagem de Masternodes, a Dash apresentou um volume massivo de *tweets* em 2019, mas perdeu significativamente sua presença nessa mídia nos anos subsequentes. Divi e Syscoin comportaram-se de maneira semelhante, com queda gradual a cada ano em uma participação já pequena em 2019. Já a Horizen, teve uma redução no volume de menções em 2020, retomada em 2021. No caso da Firo, percebe-se que sua presença [com engajamento] no Twitter é insipiente. E, diferentemente das demais, a PAC Protocol tem

aumentado gradualmente sua presença no Twitter ao longo dos anos, ultrapassando em 2021 todas as outras do nicho de Masternodes em menções nessa mídia social.

Por fim, foi examinada a coocorrência entre os termos centrais dos discursos e a classificação de sentimentos mensurada por meio do *software* Vader, a fim de verificar quais termos estão associados a cada sentimento. Os assuntos mais fortemente associados a sentimentos positivos compreendem *development*, *community* e *price movimentation*. No polo negativo, encontram-se *adoption*, *account*, *period*, *thought* e *talk*. O termo *trade* transita entre o negativo e o neutro, *media* entre o positivo e o neutro, e *appreciation* entre o negativo e o positivo. Em relação a *descentralization*, esse é o tema mais divergente, que aparece tanto na forma de apreciação e constatação, quanto de crítica [a níveis de descentralização ainda inadequados].

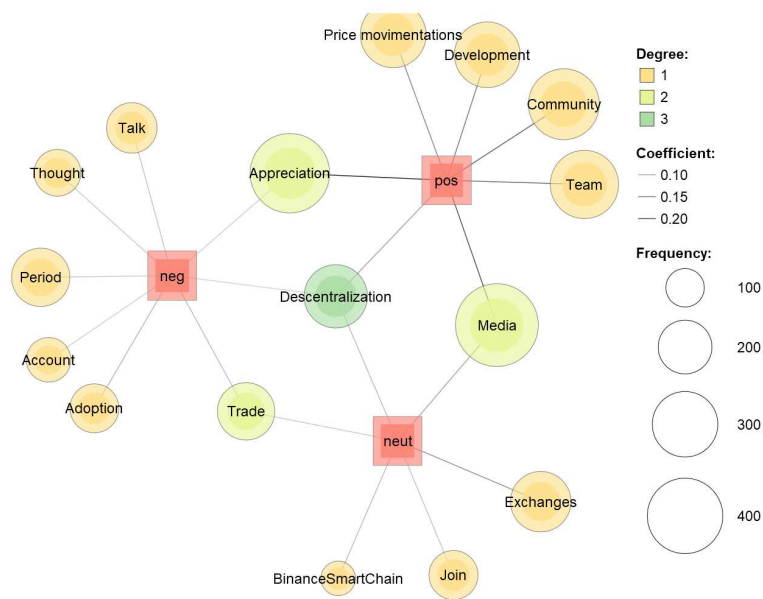


Figura 7: Coocorrência de termos e sentimentos (positivos, negativos e neutros).

Quanto à categoria neutro, os termos prioritariamente ligados a ela foram BinanceSmartChain, *join* e *exchanges*. Todavia, esta pode ter sido uma falha de especificação no léxico do VADER por não conhecer o corpus financeiro e os jargões específicos das criptomoedas (Kraaijeveld & De Smedt, 2020), pois geralmente os anúncios de que os tokens passaram/passarão a ser listados em uma nova corretora são muito aguardados pela comunidade e acompanhados por um período de euforia. Por esse motivo, para as análises posteriores foi desconsiderada a categoria neutro e incorporada aos sentimentos positivos, assim como faz o VADER em sua saída definitiva (classificando todos os não negativos como positivos, inclusive o zero).

4.2 Análise quantitativa da relação dos *tweets* com o preço e com o volume

Para a análise quantitativa, foram considerados os preços e volumes de negociação das 11 criptomoedas/tokens, que em conjunto trouxeram 7609 observações no período de 2019 a 2021. Foram gerados modelos de regressão em painel para testar as criptomoedas e tokens de forma conjunta. Os testes para a escolha do painel, os testes de Breusch-Pagan, Chow e Hausman indicaram o melhor ajuste do efeito aleatório. Pelo *Wooldridge test*, foi constatada a existência de autocorrelação de primeira ordem nos termos do erro do painel, pelo que se optou pelo uso do painel de efeitos aleatórios com efeitos autorregressivos de primeira ordem AR(1) – Tabela 4.

O modelo 1 testou as variáveis explicativas relacionadas às atividades no Twitter e sentimentos envolvidos com o retorno dos preços P_r das moedas, encontrando uma relação positiva e

Tabela 4: Modelos em painel para os preços e volumes de negociação

VARIABLES	Price		Volume	
	(1)	(2)	(3)	(4)
S_t	-0.02277** (0.0117)	-0.0222* (0.0117)	-0.0492 (0.0461)	-0.0481 (0.0459)
S_{t_n}	-0.1569 (0.1603)	-0.156 (0.160)	-0.436 (0.615)	-0.435 (0.613)
V_m	0.0043** (0.0017)	0.00436*** (0.00169)	0.0511*** (0.0103)	0.0513*** (0.0103)
E_t	0.0027** (0.0013)	0.00266** (0.00135)	-0.00448 (0.00586)	-0.00444 (0.00584)
E_{t_n}	-0.0026 (0.0047)	-0.00249 (0.00471)	0.00975 (0.0185)	0.0103 (0.0184)
BTC		0.0819** (0.0353)		0.203* (0.121)
Constant	0.0062*** (0.0021)	0.00598*** (0.00210)	15.66*** (1.302)	15.66*** (1.301)
R ² within	0.0042	0.0013	0.1794	0.1779
R ² between	0.1428	0.1461	0.0556	0.055
Observations	6,850	6,842	6,847	6,839
Number of id	8	8	8	8

Notas: Foram excluídos nestes modelos os tokens AAVE, CAKE e UNI, para possibilitar painéis balanceados no período completo. Robust standard errors in parentheses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

significativa a 5% tanto para o sentimento e volume de *tweets* quanto para o número de interações (*likes*, *replies* e *retweets*). Já o modelo 2 incluiu os retornos do Bitcoin (BTC) na tentativa de melhorar o poder explicativo do modelo, por ser amplamente aceito que as movimentações do Bitcoin podem ditar o humor do mercado de criptomoedas. De fato, confirmou-se que o BTC tem uma relação positiva e significativa a 5% com o preço dos ativos da amostra.

Com relação ao volume de negociação V_t , o sentimento expresso nas mensagens não apresentou significância, apenas seu volume. Novamente, os retornos do Bitcoin apresentaram relação positiva e significativa com o volume de negociação, mas não teve a capacidade de melhorar o poder explicativo do modelo anterior. Tudo isso indica que outras variáveis melhor capazes de explicar as variações no comportamento das altcoins estudadas foram omitidas, mas ainda assim o objetivo desta pesquisa avaliar a influência dos *tweets* nos preços e volumes de negociações dessas moedas foi cumprido.

Os testes de causalidade de Granger para cada moeda (Tabela 5) examinaram as relações de causalidade para os retornos P_t e depois para o volume de negociações v_t . Os testes de Durbin-Watson confirmaram a inexistência de autocorrelação para as variáveis do modelo, apesar de o teste Breusch-Godfrey haver detectado autocorrelação para a DIVI, FIRO, PAC e SYS. Para o teste ADF, rejeitou-se a hipótese de raiz unitária, confirmando-se a estacionaridade da série.

O sentimento, volume de mensagens e engajamento têm alto poder explicativo sobre os preços / volumes negociados da DASH, FIRO e LUNA, em um período de 1 a 8 dias. Apenas os *tweets* com sentimento negativo e altas interações de *likes* e *replies* explicaram alterações no preço da LINK. Enquanto apenas o volume de mensagens e o engajamento dos usuários da Horizon tiveram capacidade preditiva sobre o seu volume de *trades*.

Tabela 5: Testes de Causalidade de Granger para cada uma das criptomoedas/tokens da pesquisa

Relation	AAVE	CAKE	DASH	DIVI	FIRO	LINK	LUNA	PAC	SYS	UNI	ZEN
P_r S_t	0.766	0.893	0.052*	0.394	0.500	0.406	0.918	0.498	0.043**	0.193	0.915
S_t P_r	0.801	0.035**	0.936	0.814	0.028**	0.014**	0.077*	0.471	0.152	0.461	0.470
V_t S_t	0.534	0.708	0.122	0.984	0.071*	0.483	0.003***	0.067*	0.163	0.335	0.704
S_t V_t	0.294	0.767	0.001***	0.010**	0.545	0.003***	0.730	0.000***	0.001***	0.817	0.002***
P_r V_m	0.598	0.988	0.086*	0.161	0.000***	0.502	0.000***	0.936	0.083*	0.065*	0.644
V_m P_r	0.787	0.603	0.555	0.592	0.009***	0.037**	0.166	0.947	0.002***	0.000***	0.514
V_t V_m	0.081*	0.123	0.068*	0.632	0.000***	0.308	0.094*	0.019**	0.359	0.923	0.054*
V_m V_t	0.009***	0.044**	0.000***	0.001***	0.826	0.000***	0.650	0.005***	0.000***	0.014**	0.006***
P_r E_t	0.543	0.406	0.041**	0.250	0.000***	0.355	0.000***	0.863	0.120	0.102	0.420
E_t P_r	0.146	0.185	0.874	0.325	0.011**	0.007***	0.760	0.206	0.007***	0.702	0.627
V_t E_t	0.726	0.465	0.285	0.624	0.000***	0.790	0.000***	0.647	0.206	0.671	0.075*
E_t V_t	0.007***	0.063*	0.000***	0.000***	0.786	0.000***	0.534	0.647	0.000***	0.166	0.005***
P_r E_t p	0.934	0.348	0.028**	0.353	0.559	0.504	0.483	0.726	0.181	0.683	0.614
E_t p P_r	0.280	0.204	0.795	0.482	0.020**	0.018**	0.078*	0.570	0.012**	0.519	0.291
P_r E_t n	0.073*	0.173	0.804	0.710	0.058*	0.090*	0.772	0.406	0.998	0.829	0.534
E_t n P_r	0.654	0.403	0.733	0.510	0.270	0.526	0.254	0.746	0.076*	0.594	0.025**
P_r ALL	0.266	0.062*	0.000***	0.351	0.003***	0.250	0.000***	0.494	0.019**	0.082*	0.739
V_t ALL	0.167	0.712	0.103	0.722	0.001***	0.389	0.740	0.001***	0.471	0.405	0.172
Sig. Lag (Pr)	0(1); 1(3)	1(4)	1(2); 3(2)	0(2); 1(2)	1(1); 3(1); 6(2)	1(2); 7(2)	1(1); 2(1); 8(2)	1(1); 3(1); 7(1)	1(1); 2(1); 3(1)	0(2); 1(2)	1(2); 7(2)
Sig. Lag (Vt)	1(4)	1(2); 3(2)	1(1); 2(1); 6(2)	2(2); 7(2)	3(2); 6(2)	1(2); 6(2)	1(1); 3(1); 7(2)	3(2); 7(2)	2(2); 4(2)	1(4)	1(1); 7(3)
d-w (k, n)	(7, 256)	(7, 244)	(7, 881)	(7, 881)	(7, 881)	(7, 881)	(7, 675)	(7, 881)	(7, 881)	(7, 256)	(7, 881)
d-w p-valor	1.917	1.844	2.087	2.613	2.230	2.174	2.070	2.626	2.621	1.981	2.072
b-g p-valor	0.029	0.997	0.121	0.000	0.013	0.146	0.151	0.000	0.000	0.072	0.134
ADF	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Inicial	26Sep20	08Oct20	10Jan19	10Jan19	10Jan19	10Jan19	04Aug19	10Jan19	10Jan19	26Sep20	10Jan19
Final	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21	31May21
Obs.	248	236	873	873	873	873	667	873	873	248	873

Notas: $d-w$ = Durbin-Watson d-statistic for autocorrelation. $b-g$ = Breusch-Godfrey test for higher-order serial correlation. ADF = Teste Dickey Fuller Aumentado.

O volume de *tweets* causou granger nos preços da UNI. Já para a PAC Protocol, tanto o sentimento quanto o volume de mensagens influenciam o volume de negociação, mas nenhuma das variáveis possui capacidade preditiva sobre os preços. Semelhantemente à LINK, para a AAVE também foi percebido poder preditivo nos engajamentos negativos, mas também o volume de *tweets* foi uma variável relevante para explicar o volume de negociações.

Percebeu-se que nenhum poder preditivo para o sentimento do Twitter S_t sobre os retornos de preços P_r é encontrado para as moedas analisadas, exceto para a SYS ($p < 0.05$) e para a DASH ($p < 0.10$). Na direção oposta, para a CAKE, FIRO, LINK e LUNA, a modificação nos preços negociados retorna Granger nos sentimentos expressos no microblog. Isso indica que o Twitter geralmente apenas responde aos retornos de preços e não causa seu retorno de preço, assim como encontrado por Kraaijeveld and De Smedt (2020) para alguns ativos digitais de sua amostra. Sobre isso, Naeem et al. (2020) explica que os investidores reagem de forma diferente às notícias, de acordo com o nível de preço da criptomoeda.

Esses resultados, particularmente sobre a DASH, divergem do estudo de Naeem et al. (2020), no qual a DASH era a criptomoeda menos previsível da amostra, tendo encontrado uma previsibilidade muito pequena usando quantis em quantis, apesar de ter usado um indicador diferente para o sentimento. Os sentimentos no Twitter também são capazes de influenciar o volume diário negociado no caso da FIRO e LUNA. Já a AAVE, CAKE, LINK, SYS e ZEN tem seus sentimentos afetados pelo volume de trades. No caso da PAC, trata-se de uma relação bidirecional, pois tanto os sentimentos afetam o volume quanto este afeta aquele.

Analisando a variável volume de mensagens V_m , ela é capaz de explicar os preços de alguns ativos (DASH, FIRO, LUNA, SYS e UNI), mas mantém uma relação bidirecional em mais casos (FIRO, SYS e UNI). O volume de mensagens tem um poder preditivo melhor para explicar o volume de negociações V_t da DASH, AAVE, FIRO, LUNA, PAC E ZEN, mas a direção oposta é válida para praticamente todas as moedas analisadas (exceto FIRO e LUNA).

O engajamento obtido pela mensagem E_t consegue prever os preços da DASH e LUNA, mas é ocorre de forma simultânea para a FIRO e atrasada para a LINK e SYS. De forma similar, o engajamento explica o volume no caso da FIRO, LUNA e ZEN, mas é explicado por ele na maioria dos casos. Já o engajamento obtido por mensagens com sentimentos positivos E_{tp} não se mostrou relevante, pois só melhorou a significância da relação entre engajamento e preço de um token. Entretanto, o engajamento obtido por mensagens com sentimentos negativos consegue impactar os preços da AAVE e da LINK, o que não se verificou com interações.

De forma abrangente, os indicadores fornecidos pelo Twitter são capazes de prever variações no preço e no volume de vários ativos digitais, mas em muitas situações trata-se de uma relação bidirecional. Ou seja, os preços e volumes de negociação podem tanto fazer o papel de variáveis dependentes quanto de variáveis explicativas. Dentre as variáveis modeladas, o volume de mensagens explica melhor o comportamento dos preços e volumes negociados. Em seguida, o engajamento obtido e, em último lugar, o sentimento expresso no corpo das mensagens.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No caso de *tokens* de baixa capitalização e fora do radar dos investidores, não parece difícil para um *influencer* manipular os preços com suas postagens, provocando até mesmo grandes *pumps and dumps* no mercado (Kaplan et al., 2018). Já para criptomoedas com projetos consistentes e/ou maior capitalização de mercado, o ponto de partida deste trabalho foi a suposição que seus discursos estivessem focados nas entregas e na essência dos projetos, de forma que estas fossem menos sensíveis a fenômenos de ordem comportamental como o efeito manada e a manipulação de preços por meio de postagens em mídias sociais. Assim, a presente

pesquisa analisou os discursos contidos nos *tweets* sobre as principais criptomoedas e tokens do ramo de Finanças Descentralizadas – DeFi e Masternodes e a sua influência no comportamento dos preços e volumes negociados no período de 2019 a 2021.

Ao analisar o nível de alinhamento entre o que é veiculado nas mídias sociais sobre os ativos com a essência do que eles se propõem a entregar, a análise qualitativa dos assuntos que receberam o maior engajamento do público confirmou que os usuários das DeFi parecem estar 'surfando uma onda' de *farms* com altos retornos, com algumas características de efeito manada, sem se aterem aos diferenciais de usabilidade de cada projeto. Diferentemente, o discurso contido nos *tweets* no grupo de Masternodes mostra-se mais alinhado com o que os projetos se propõem.

Por meio de modelos de regressão em painel e testes de causalidade de Granger, o estudo confirma a existência de uma associação entre o comportamento do mercado de criptomoedas e a interação nas mídias sociais e com o sentimento expresso nos *tweets*, verificando a direção e a temporalidade dos efeitos entre os sentimentos, volume de mensagens e engajamento dos micro discursos publicados no Twitter e os preços e volumes de negociação desses ativos. Os resultados dos modelos de regressão mostram que o engajamento das postagens e os sentimentos manifestados apresentam geralmente uma relação significativa com o comportamento de preço e volume das criptomoedas/tokens analisados.

Os testes de Granger indicam que os sentimentos expressos no Twitter raramente predizem os retornos dos preços ou os volumes negociados. Entretanto, os retornos de preços e os volumes de *trade* ajudam a prever os sentimentos das mensagens, indicando que os sentimentos das postagens respondem a movimentação do mercado, em linha com os achados de Kraaijeveld and De Smedt (2020). Já a análise do volume de *tweets* e do engajamento que estes obtiveram do público na forma de *likes*, *replies* e *retweets* constatou que a disseminação dos discursos por meio do Twitter causa, em vez de seguir, o mercado de criptomoedas. No entanto, essa diferença é marginal, pois em vários casos os retornos de preços e os volumes de negociação causam o volume de mensagens e os níveis de engajamento, encontrando para alguns ativos uma relação bidirecional. Conclui-se que o mercado de criptoativos ainda está sujeito à emoção e ao efeito manada, com uma propensão para traduzir o que é consumido na plataforma do Twitter em movimentações no mercado e vice-versa.

Este artigo possui como limitações a utilização de um *software* ainda impreciso para identificar a polaridade dos textos analisados, por sua linguagem peculiar, podendo ter incorrido em erros em sua classificação. Para estudos futuros, sugere-se a consideração de outras mídias, como o Reddit e o Discord, que são as plataformas preferidas por usuários mais experientes. Outra sugestão é que sejam analisados os *road maps* e/ou os *white papers* para verificar o nível de aderência dos discursos particulares a cada uma.

Referências

- Aharon, D. Y., Demir, E., Lau, C. K. M., & Zaremba, A. (2020, November). *Twitter-Based Uncertainty and Cryptocurrency Returns* (SSRN Scholarly Paper No. ID 3735435). Rochester, NY: Social Science Research Network. doi: 10.2139/ssrn.3735435
- Ahmed, N. (2021, March). *Nomiizz/KryptoOracle*. Retrieved 2021-05-07, from <https://github.com/Nomiizz/KryptoOracle> (original-date: 2020-06-09T00:35:22Z)
- Ante, L. (2021, February). *How Elon Musk's Twitter Activity Moves Cryptocurrency Markets* (SSRN Scholarly Paper No. ID 3778844). Rochester, NY: Social Science Research Network. doi: 10.2139/ssrn.3778844
- Drabble. (2021, May). *Drabble/TwitterSentimentAndCryptocurrencies*. (original-date: 2018-05-14T09:53:27Z)

- Easley, D., O'Hara, M., & Basu, S. (2019, October). From mining to markets: The evolution of bitcoin transaction fees. *Journal of Financial Economics*, 134(1), 91–109. doi: 10.1016/j.jfineco.2019.03.004
- Furfaro, A., Argento, L., Sacca, D., Angiulli, F., & Fassetti, F. (2019). An Infrastructure for Service Accountability based on Digital Identity and Blockchain 3.0. In *INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops, INFOCOM WKSHPS 2019* (pp. 632–637). doi: 10.1109/INFCOMW.2019.8845092
- Gregoriou, A. (2019). Cryptocurrencies and asset pricing. *Applied Economics Letters*, 26(12), 995–998. doi: 10.1080/13504851.2018.1527439
- Higuchi, K. (2016, March). *manual_en_v3.pdf*. Retrieved 2021-06-27, from https://kncoder.net/en/manual_en_v3.pdf
- Hong, Y. (2018, June). How the discussion on a contested technology in Twitter changes: Semantic network analysis of tweets about cryptocurrency and blockchain technology. Seoul, Korea. Retrieved 2021-05-07, from https://www.econstor.eu/bitstream/10419/190383/1/D4_3_Hong.pdf
- Kaplan, C., Aslan, C., & Bulbul, A. (2018). *Cryptocurrency Word-of-Mouth Analysis via Twitter*.
- Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020, March). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188. doi: 10.1016/j.intfin.2020.101188
- Lehner, E., Hunzeker, D., & Ziegler, J. R. (2017, December). Funding Science with Science: Cryptocurrency and Independent Academic Research Funding. *Ledger*, 2, 65–76. doi: 10.5195/ledger.2017.108
- Mohapatra, S., Ahmed, N., & Alencar, P. (2019, December). KryptoOracle: A Real-Time Cryptocurrency Price Prediction Platform Using Twitter Sentiments. In *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 5544–5551). doi: 10.1109/BigData47090.2019.9006554
- Naeem, M. A., Mbarki, I., Suleman, M. T., Vo, X. V., & Shahzad, S. J. H. (2020, December). Does Twitter Happiness Sentiment predict cryptocurrency? *International Review of Finance*, irfi.12339. doi: 10.1111/irfi.12339
- Pant, D. R., Neupane, P., Poudel, A., Pokhrel, A. K., & Lama, B. K. (2018, October). Recurrent Neural Network Based Bitcoin Price Prediction by Twitter Sentiment Analysis. In *2018 IEEE 3rd International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS)* (pp. 128–132). doi: 10.1109/CCCS.2018.8586824
- Pearson, J. (2018). *John McAfee Appears to Move Cryptocurrency Markets With a Single Tweet*. Retrieved 2021-07-02, from <https://www.vice.com/en/article/9knnpz/john-mcafee-twitter-coin-of-the-day-cryptocurrency-markets>
- Schär, F. (2021). Decentralized finance: on blockchain-and smart contract-based financial markets. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 103(2), 153–174. doi: 10.20955/r.103.153-74
- Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2019, January). Does twitter predict Bitcoin? *Economics Letters*, 174, 118–122. doi: 10.1016/j.econlet.2018.11.007
- Stepanova, V., & Eriņš, I. (2021). Review of Decentralized Finance Applications and Their Total Value Locked. *TEM Journal*, 10(1), 327–333. doi: 10.18421/TEM101-41
- Wang, Z. (2020). A decentralized prediction market platform based on blockchain and masternode technologies. *China Communications*, 17(9), 25–33. doi: 10.23919/JCC.2020.09.003
- Zetsche, D., Arner, D., & Buckley, R. (2020). Decentralized finance. *Journal of Financial Regulation*, 6(2), 172–203. doi: 10.1093/jfr/fjaa010