

O impacto dos *tweets* de Elon Musk na *Bitcoin* e na *Dogecoin*

Mestrado em Finanças Empresarias

Juliana Maria Brás Nunes

Leiria, setembro de 2022

O impacto dos *tweets* de Elon Musk na *Bitcoin* e na *Dogecoin*

Mestrado em Finanças Empresarias

Juliana Maria Brás Nunes

Dissertação realizada sob a orientação da Professora Doutora Elisabete Fernanda Mendes Duarte e coorientação da Professora Doutora Maria João Silva Jorge.

Leiria, setembro de 2022

Originalidade e Direitos de Autor

A presente dissertação é original, elaborada unicamente para este fim, tendo sido devidamente citados todos os autores cujos estudos e publicações contribuíram para a elaborar.

Reproduções parciais deste documento serão autorizadas na condição de que seja mencionada a Autora e feita referência ao ciclo de estudos no âmbito do qual a mesma foi realizado, a saber, Curso de Mestrado em Finanças Empresariais, no ano letivo 2021/2022, da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria, Portugal, e, bem assim, à data das provas públicas que visaram a avaliação destes trabalhos.

Dedicatória

À minha família e amigos.

Agradecimentos

Quero agradecer a todos os que me ajudaram neste percurso e que, de forma direta ou indireta, fizeram com que este objetivo fosse possível.

Agradeço à Professora Doutora Elisabete Fernanda Mendes Duarte, na qualidade de orientadora, pela orientação que me foi feita e pelo conhecimento transmitido ao longo do Mestrado.

Quero também agradecer à minha coorientadora Professora Doutora Maria João Silva Jorge por todo o conhecimento transmitido durante o Mestrado.

Um especial agradecimento à minha família e amigos pelo apoio moral e compreensão constante feitos ao longo deste percurso desafiador. Um agradecimento profundo ao meu marido Gonçalo Manuel Antunes dos Santos pelo apoio que me deu, sem ele parte desta dissertação não seria possível.

Um agradecimento muito especial aos meus colegas de Mestrado e principalmente à Nídia Maria Marquês Santos e Alexandre José da Silva Santos pela troca de conhecimento e experiência que me proporcionaram.

Por fim, um agradecimento a todo o corpo docente do Mestrado de Finanças Empresariais pelos conhecimentos transmitidos nas suas unidades curriculares.

Resumo

A presente dissertação procura analisar o impacto dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade das criptomoedas, *Bitcoin* e *Dogecoin*.

Através da ferramenta de análise *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER) é efetuada a classificação do sentimento (polaridade e intensidade) dos *tweets* de Elon Musk procurando investigar o seu impacto sobre o mercado de cada uma das moedas em estudo.

A análise é complementada através de estudos de evento, de modo a verificar se, ao apresentar informação nova e valiosa para os mercados das criptomoedas, a polaridade do sentimento refletido nos *tweets* de Elon Musk causa alterações significativas nas rendibilidades da *Bitcoin* e da *Dogecoin*. Procura, ainda, averiguar-se o tempo de absorção da informação pelo mercado, e se o impacto de um sentimento negativo é maior ou menor do que o sentimento positivo. Constatou-se que os *tweets* de Elon Musk não têm impacto nas rendibilidades do mercado da *Bitcoin* e esse impacto apenas se verifica nas 3 horas seguintes ao *tweet* no mercado da *Dogecoin*.

Palavras-chave: *Bitcoin*, *Dogecoin*, *tweets*, VADER, Elon Musk

Abstract

The following dissertation analyses the impact of Elon Musk's tweets on the return of Bitcoin and Dogecoin cryptocurrencies.

Tesla CEO Elon Musk's tweets are analysed for their impact on the market of each of the currencies under study. Using the Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) analysis tool, the sentiment classification (polarity and intensity) of his tweets is performed.

The analysis is complemented with event studies, in order to verify whether, by presenting new and valuable information to the cryptocurrency markets, the polarity of sentiment reflected in Elon Musk's tweets causes significant changes in Bitcoin and Dogecoin returns. It also seeks to ascertain the time of absorption of information by the market, and whether the impact of a negative sentiment is greater or lesser than the positive sentiment. It appears that Elon Musk's tweets have no impact on Bitcoin market returns and this impact only occurs within 3 hours into the Dogecoin market.

Keywords: Bitcoin, Dogecoin, tweets, VADER, Elon Musk

Índice

Originalidade e Direitos de Autor.....	iii
Dedicatória	iv
Agradecimentos	v
Resumo	vi
Abstract	vii
Lista de Figuras	x
Lista de tabelas	xi
Lista de siglas e acrónimos.....	xii
1. Introdução	1
2. Revisão de literatura	5
2.1. O <i>Twitter</i> e as suas características	6
2.2. O impacto do <i>Twitter</i> nos mercados financeiros	10
2.2.1. Impacto nos preços	10
2.2.2. Impacto no volume de negociação	12
2.3. O mercado das criptomoedas	16
2.3.1. Definição de criptomoeda e principais moedas digitais	16
2.3.2. Caracterização da <i>Bitcoin</i> e da <i>Dogecoin</i>	18
2.3.3. Volatilidade das criptomoedas	19
2.4. O Sentimento do Investidor e as criptomoedas	22
3. Hipóteses e Metodologia.....	26
3.1. Definição de hipóteses de investigação.....	26
3.2. Seleção e caracterização da amostra.....	28
3.3. Metodologia.....	33
3.3.1. Análise de sentimento.....	33
3.3.2. Relação do sentimento com as cotações das criptomoedas.....	38
3.3.3. Estudo de evento.....	39
3.3.3.1. Tratamento das rendibilidades anormais	41
4. Resultados e discussão.....	43
4.1. Modelo de Colonescu (2018)	43
4.2. Estudo de evento.....	44
4.2.1. Resultados do estudo de evento.....	48

4.2.1.1. Eventos separados por criptomoeda	48
4.2.1.2. Eventos separados por criptomoeda e por polaridade	55
5. Conclusão	61
6. Limitações e Investigação Futura	63
Referências Bibliográficas	64

Lista de Figuras

Figura 1 - Temas dos <i>tweets</i> de Elon Musk.....	28
Figura 2 - Pré-processamento dos <i>tweets</i>	29
Figura 3 - Evolução da rendibilidade da <i>Bitcoin</i>	30
Figura 4 - Evolução da rendibilidade da <i>Dogecoin</i>	31
Figura 5 - Utilização do VADER	34
Figura 6 - Linha de tempo do estudo de evento.....	39
Figura 7 - Exemplo de evento (15.º evento).....	40
Figura 8 - Períodos do estudo de evento.....	41

Lista de tabelas

Tabela 1 - O impacto do <i>Twitter</i> nos mercados financeiros	13
Tabela 2 - Volatilidade das criptomoedas	20
Tabela 3 - Relação do sentimento do investidor com as criptomoedas	24
Tabela 4 – Estatísticas descritivas das rendibilidades diárias das criptomoedas	31
Tabela 5 - Estatísticas descritivas das rendibilidades horárias das criptomoedas.....	32
Tabela 6 - Volatilidade anual da <i>Bitcoin</i> e da <i>Dogecoin</i> (dados diários).....	33
Tabela 7 - Volatilidade anual da <i>Bitcoin</i> e da <i>Dogecoin</i> (dados horários)	33
Tabela 8 - Classificação dos sentimentos dos <i>tweets</i> em cada dia para o ano de 2020 – Métrica recomendada de classificação do <i>compound</i>	35
Tabela 9 - Classificação dos sentimentos dos <i>tweets</i> em cada dia para o ano de 2021 – Métrica recomendada de classificação do <i>compound</i>	35
Tabela 10 - Estatísticas descritivas da classificação do sentimento dos <i>tweets</i> (<i>compound</i>).....	36
Tabela 11 - Métrica de avaliação <i>Accuracy</i>	37
Tabela 12 - Resultados da estimação do modelo de Colonescu (2018).....	43
Tabela 13 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos separados por criptomoeda	45
Tabela 14 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos da <i>Bitcoin</i> separados por polaridade.....	46
Tabela 15 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos da <i>Dogecoin</i> separados por polaridade.....	47
Tabela 16 - Rendibilidades Anormais a 1 hora e Anormais Acumuladas Médias a 3 horas e 24 horas - <i>Bitcoin</i>	49
Tabela 17 - Rendibilidades Anormais a 1 hora e Anormais Acumuladas Médias a 3 horas e 24 horas- <i>Dogecoin</i>	51
Tabela 18 - Resultados do teste t separado por criptomoedas	54
Tabela 19 - Rendibilidades Anormais (1h) e Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Positivos <i>Bitcoin</i>	55
Tabela 20 - Rendibilidades Anormais (1h) e Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Negativos <i>Bitcoin</i>	56
Tabela 21 - Rendibilidades Anormais (1h) Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Positivos <i>Dogecoin</i>	57
Tabela 22 - Rendibilidades Anormais (1h) Anormais Acumuladas Médias(3h/24h) -Eventos Negativos <i>Dogecoin</i>	59

Lista de siglas e acrónimos

AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
AR	<i>Abnormal Return</i>
ARDL	<i>Autoregressive Distributed Lag</i>
BTC	<i>Bitcoin</i>
CAAR	<i>Cumulative Average Abnormal Returns</i>
CEO	<i>Chief Executive Officer</i>
CPU	<i>Central Process Unit</i>
CRIX	<i>CRyptocurrency IndeX</i>
CTO	<i>Chief Technology Officer</i>
EPU	<i>Economic Policy Uncertainty</i>
ETH	<i>Ethereum</i>
EUA	Estados Unidos da América
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic</i>
GATE	<i>General Architecture for Text Engineering</i>
GICS	<i>Global Industry Classification Standard</i>
MEH	<i>Market Efficiency Hypothesis</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NASDAQ	<i>National Association of Securities Dealers Automated Quotations</i>
NLTK	<i>Natural Language Toolkit</i>
POS	<i>Part-of-Speech Tagging</i>
S&P500	<i>Standard & Poor's 500</i>
SHA-256	<i>Secure Hash Algorithm 256</i>
STAR	<i>Smooth Transition Autoregressive Model</i>
TSA	<i>Twitter Sentiment Analysis</i>
UTC	<i>Coordinated Universal Time</i>
VADER	<i>Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner</i>
VIX	<i>Chicago Board Options Exchange Volatility Index</i>

1. Introdução

A criptomoeda tem-se destacado nos últimos anos nos mercados financeiros, tanto pela sua volatilidade como pela rendibilidade que proporciona. Em 2021, foram listadas 4.000 criptomoedas. No mundo das trocas comerciais existe um número crescente de instituições, organizações e outras empresas que aceitam criptomoeda como meio de pagamento. De tais empresas destaca-se a *Tesla, Inc.*, empresa automóvel e de armazenamento de energia norte-americana e o *Twitch*, serviço de *streaming* de vídeo ao vivo. A popularidade da *Bitcoin*, criptomoeda com a maior capitalização de mercado, tornou-se uma realidade durante a crise financeira global de 2008 (Balcilar et al., 2017). Assim, a *Bitcoin* foi criada como moeda alternativa descentralizada (Demir et al., 2018). Já a *Dogecoin* é uma criptomoeda com uma capitalização de mercado mais pequena, sendo menos conhecida, não obstante, é a criptomoeda popularizada por Elon Musk (Cary, 2021; Chohan, 2021).

O *Twitter* foi fundado em março de 2006 por Jack Dorsey, Evan Williams e Biz Stone, nos Estados Unidos da América (EUA)¹, é uma plataforma de partilha de conteúdos escritos, fotografias e vídeos em tempo real (Speriosu et al., 2011) e representa um dos maiores e mais dinâmicos conjuntos de dados construídos pelos utilizadores (Speriosu et al., 2011). Esta rede social é muito popular e desde que foi criada, os seus utilizadores têm vindo a crescer exponencialmente (Zhang et al., 2011). Neste site de *microblog*, as pessoas expressam a sua opinião sobre produtos, filmes, eventos reais e próximos, desportos ou eleições políticas, entre outros (Bouazizi & Ohtsuki, 2017). No *Twitter* também é possível seguir a atividade de pessoas com influência no mundo, nomeadamente políticos e *Chiefs Executives Officers* (CEO's), que comentam os mais diversos assuntos a nível mundial, incluindo os mercados financeiros. A atividade sobre os mercados financeiros, no *Twitter*, fornece especulações sobre a viabilidade financeira e o sucesso das empresas no mercado de ações, abarcando também o mercado cambial e das criptomoedas (Tafti et al., 2016).

¹ Informação retirada do Google (acedido em dezembro de 2021)

Elon Musk é o CEO da *Tesla Inc.*, CEO e *Chief Technology Officer* (CTO) da *SpaceX*, empresa de sistemas aeroespaciais e transporte espacial, vice-presidente da *OpenAI*, instituição sem fins lucrativos de pesquisa em inteligência artificial, fundador e CEO da *Neuralink*, sociedade comercial neurotecnológica e co-fundador e presidente da *SolarCity*, especializada em serviços de energia solar. Musk é uma figura pública bastante popular devido aos seus empreendimentos comerciais e volume de riqueza (Cary, 2021) que utiliza frequentemente o *Twitter* para comentar tanto a *Bitcoin* (Ante, 2021) como a *Dogecoin* (Chohan, 2021).

A Teoria Financeira clássica afirma que os mercados financeiros são eficientes se os preços atuais dos títulos refletirem totalmente todas as informações disponíveis (Fama, 1991). Assim, sucessivas mudanças nos preços (e nas rendibilidades) num determinado ativo são independentes, pelo que, os preços dos títulos seguem um passeio aleatório (Fama, 1970). Não obstante, os custos de transação, as informações que não estão disponíveis para todos os investidores ou o desacordo entre investidores sobre as implicações de informações não sendo propriamente fontes de ineficiência do mercado, são fontes potenciais de ineficiência (Fama, 1970).

De acordo com a Teoria da Eficiência de Mercado, o mercado deve refletir as novas informações de forma imediata. Sendo o *Twitter* uma rede social em que os utilizadores comentam o que se passa no mundo, e uma vez que o que é comentado no *Twitter* já foi revelado anteriormente, na maioria das vezes, nas notícias ou noutros meios de comunicação, não faz sentido, segundo a *Market Efficiency Hypothesis* (MEH), que os *tweets* publicados pelos utilizadores tenham impacto nos mercados financeiros, seja na rendibilidade, seja na volatilidade. Não obstante, vários são os autores que estudaram e encontraram evidências do impacto da publicação de *tweets* no mercado financeiro (Ante, 2021; Born et al., 2017; Colonescu, 2018; Guo et al., 2021; Kim et al., 2021; Simpson, 2018), pelo que, o objetivo deste trabalho é verificar qual o impacto dos *tweets* de Elon Musk, CEO da *Tesla Inc.*, na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*.

Na presente dissertação procura-se analisar o impacto dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*. Foram escolhidas estas duas criptomoedas porque, sendo ambas alvo dos *tweets* de Musk, a *Bitcoin* é a criptomoeda com maior capitalização de mercado e a mais popular (Phillip et al., 2018), e a *Dogecoin* é a criptomoeda mais popularizada por Elon Musk (Cary, 2021).

O presente estudo distingue-se dos demais uma vez que explora uma figura pública ainda pouco estudada e o impacto dos seus *tweets* no mercado de duas criptomoedas, a *Bitcoin* e a *Dogecoin*. Do conhecimento até agora obtido, o presente estudo apresenta uma amostra de *tweets* maior do que as efetuadas até à data, pelo que esta investigação apresenta uma aproximação mais real do impacto dos *tweets* de Elon Musk na *Bitcoin* e na *Dogecoin*. Acresce o facto de que existem muito poucos estudos que estudam a *Dogecoin*. Neste sentido, esta dissertação visa também aprofundar o seu estudo.

O estudo encontra-se desenvolvido em duas partes: inicialmente é utilizada uma ferramenta de análise de texto, o VADER, que visa classificar a polaridade (positiva ou negativa) e a intensidade do sentimento apresentado pelos diferentes *tweets* de Musk. Posteriormente, utilizando o modelo definido em Colonescu (2018), procura-se analisar se o impacto desse sentimento no mercado é no mesmo sentido (positivo ou negativo) e se apresenta proporcionalidade em relação à intensidade de sentimento identificada. Porque se verifica que o grau de *accuracy* da classificação efetuada através do VADER é de apenas 45%, procurou-se posteriormente completar o estudo, ao analisar os *tweets* manualmente, agora apenas com base na sua polaridade, e com a metodologia de estudo de evento. Procura-se, por este meio, avaliar se os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova e com impacto no mercado, e ainda se esse impacto é diferenciado, em função da sua polaridade. Para esta segunda parte, optou-se por dividir a amostra em *tweets* relacionados com a *Bitcoin* e *tweets* relacionados com a *Dogecoin*, sendo os estudos de eventos efetuados para cada uma das moedas individualmente.

Desta forma, as hipóteses de investigação a testar neste estudo são: H1a) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova ao mercado da *Bitcoin*, pelo que têm impacto na rendibilidade desta criptomoeda e esse impacto (positivo ou negativo) vai no mesmo sentido e é proporcional (em intensidade) ao sentimento refletido nesse *tweet*; H1b) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova ao mercado da *Dogecoin*, pelo que têm impacto na rendibilidade desta criptomoeda e esse impacto (positivo ou negativo) vai no mesmo sentido e é proporcional (em intensidade) ao sentimento refletido nesse *tweet*; H2a) Os *tweets* publicados por Elon Musk, apresentam informação nova ao mercado das criptomoedas, pelo que causam alterações significativas na rendibilidade da *Bitcoin*, sendo a informação rapidamente absorvida pelo mercado; H2b) Os *tweets* publicados por Elon Musk, apresentam informação nova ao mercado das criptomoedas, pelo que causam alterações significativas na rendibilidade da *Dogecoin*,

sendo a informação rapidamente absorvida pelo mercado; H3a) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova para o mercado, que tem impacto diferente, consoante sejam positivos ou negativos, na rendibilidade da *Bitcoin*. Esse impacto é homogéneo consoante a sua direção (positiva ou negativa); H3b) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova para o mercado, que tem impacto diferente, consoante sejam positivos ou negativos, na rendibilidade da *Dogecoin*. Esse impacto é homogéneo consoante a sua direção (positiva ou negativa).

Após a introdução, o presente estudo está organizado da seguinte forma. A secção 2 apresenta a revisão da literatura. Na secção 3 é definida a hipótese de investigação, é apresentada e caracterizada a amostra e a metodologia é descrita. A quarta secção apresenta os resultados e a respetiva discussão. Por fim, a secção 5 conclui e a 6 apresenta as limitações e sugestões de investigação futura.

2. Revisão de literatura

Há vários trabalhos que estudam e demonstram a existência de anomalias de mercado, que põem em causa a Teoria da Eficiência de Mercado proposta por Fama (1970), ao colocar em causa a hipótese de passeio aleatório dos preços dos títulos, justificam a obtenção de rendibilidades anormais por parte dos investidores.

Uma anomalia financeira é um padrão documentado de comportamentos dos preços que é inconsistente com a teoria tradicional da eficiência de mercado (Brav & Heaton, 2002). São exemplos de anomalias de mercado o efeito fim-de-semana e o efeito janeiro (Connolly, 1991).

Dado o facto de serem encontradas anomalias no mercado financeiro, foram criadas teorias alternativas, como é o caso das teorias comportamentais. Em finanças comportamentais assume-se que os investidores apesar de terem conhecimento sobre a estrutura do mercado, têm vieses cognitivos e não processam racionalmente as informações disponíveis (Brav & Heaton, 2002). Exemplos desses vieses cognitivos são a sub-reação e a sobre-reação dos preços das ações a notícias (Barberis et al., 1998; DeBondt & Thaler, 1985), o conservadorismo (Edwards, 1968) e o excesso de confiança do investidor (Daniel et al., 1998).

Com o passar dos anos e dada a importância crescente das plataformas de Media Social, são vários os investigadores que tentam verificar se estas plataformas, nomeadamente o *Twitter* (Ante, 2021; Born et al., 2017; Colonescu, 2018; Kim et al., 2021; Mao et al., 2012; Ranco et al., 2015; Simpson, 2018), os fóruns de comentários online (Kim et al., 2017; Nguyen et al., 2015) e o sentimento implícito nessas mensagens têm impacto, ou não, nos preços de vários instrumentos dos mercados financeiros.

De facto, os *tweets* publicados por utilizadores do *Twitter* parecem ter alguma influência no mercado financeiro. Segundo Zhang et al. (2011), se se for ao *Twitter* verificar se existem explosões emocionais seja qual for o tipo (esperança, felicidade, medo, preocupação, nervosismo, ansiedade ou angústia), isso fornece uma previsão de como o mercado de ações estará no dia seguinte. De acordo com Tafti et al. (2016), a velocidade da troca de informações garante que os preços de mercado absorvam quase instantaneamente as notícias à medida que são divulgadas ao público. No entanto, as

notícias espalham-se muito mais rapidamente no *Twitter* do que são absorvidas nos mercados financeiros (Tafti et al., 2016). Assim, o sentimento agregado do *Twitter*, durante os eventos, implica a direção da evolução do mercado. Embora isso possa ser esperado para picos de *tweets* relacionados a eventos conhecidos e bastante estudados na literatura (como sejam os anúncios de pagamento de dividendos), tal conclusão é semelhante para eventos que se relacionam apenas com a emissão de opiniões (Ranco et al., 2015).

Assim sendo, pretende-se analisar o impacto dos *tweets* de Elon Musk na rentabilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, juntando neste estudo, o mercado das criptomoedas, que ainda se encontra pouco estudado na literatura, com a análise do impacto do sentimento vertido nos *tweets*, de uma personalidade com muito impacto na opinião pública, Elon Musk.

A revisão de literatura apresenta-se dividida na análise do *Twitter*, as suas características e a análise do seu impacto no sentimento e na decisão financeira do mercado das criptomoedas, *Bitcoin* e *Dogecoin*. Completa-se com um estudo do mercado das criptomoedas e do impacto do sentimento implícito nos *tweets*, neste mercado muito particular.

2.1. O *Twitter* e as suas características

O *Twitter* é um site de *microblog* utilizado por pessoas que pretendem comunicar umas com as outras, partilhar as suas experiências, expressar as suas opiniões sobre produtos, filmes, eventos em tempo real ou próximos, tal como eleições políticas, desportos ou eventos de moda (Bouazizi & Ohtsuki, 2017). Os utilizadores podem atualizar o seu *status*, seguir pessoas que estão interessados, voltar a publicar o *tweet* de outros (*retweet*) e até comunicar diretamente com outras pessoas (Zhang et al., 2011). Esta rede social é muito popular desde que foi lançada, em 2006, pelo que a sua base de utilizadores tem vindo a crescer exponencialmente (Zhang et al., 2011). Devido ao rápido crescimento do *Twitter* e à natureza em tempo real dos *tweets*, os investigadores interessaram-se em estudar o impacto dos dados desta rede social (Mao et al., 2012). A importância deste estudo resulta de, por exemplo, as empresas poderem captar as opiniões dos clientes sobre os seus produtos ou, o governo poder tentar entender a opinião pública em relação a diferentes questões (Giachanou & Crestani, 2016).

Apesar de todas as vantagens das informações geradas pelos dados do *Twitter*, extrair opiniões e sentimentos das redes sociais é um desafio devido à grande quantidade de dados gerados pelas diferentes fontes (Giachanou & Crestani, 2016). Assim, no *Twitter* a linguagem utilizada pelos utilizadores é muito informal: estes criam as suas próprias palavras, atalhos de ortografia e pontuação, cometem erros de ortografia, escrevem em calão, usam URL's e terminologias específicas do género e abreviaturas (Singh & Kumari, 2016). De acordo com Singh e Kumari (2016), o tratamento deste tipo de texto exige a sua correção, nomeadamente, removendo HTML do texto, palavras em gíria, *emoticons*, pontuações, *hashtags*, menções (@), entre outros.

O *Twitter Sentiment Analysis* (TSA) aborda o problema de analisar as mensagens publicadas no *Twitter* em termos do sentimento que expressam (Giachanou & Crestani, 2016). Este é um domínio da análise de sentimento muito desafiador, devido à limitação de tamanho (os *tweets* podem ter até 140 caracteres), curta duração e o tipo informal do meio, que causa o surgimento de informalidades textuais (Giachanou & Crestani, 2016).

Para a análise de sentimento do *Twitter* é necessário enfrentar uma série de desafios que emergem das suas características especiais. Assim, de acordo com Giachanou e Crestani (2016), os principais desafios são os que se seguem:

Tamanho do texto: os *tweets* só podem ter até 140 caracteres, o que torna a sua análise diferente da análise de textos como *blogs* e críticas de filmes.

Relevância do tópico: para capturar a relevância do tópico de um *tweet*, muitos investigadores consideram a presença de uma palavra como indicador da relevância de um tópico. Outros estudos consideram o símbolo do *hashtag* como um forte indicador da relevância de um *tweet*.

Inglês incorreto: devido à informalidade e à limitação de tamanho, os *tweets* contêm peculiaridades textuais incluindo maiúsculas enfáticas, alongamentos enfáticos, abreviações e uso de gírias e neologismos.

Data sparsity: os *tweets* contêm muito ruído devido ao uso extensivo de inglês incorreto e erros ortográficos, colocando, muitas vezes, em causa a análise de sentimento.

Negação: a deteção de negações é importante porque elas podem causar a inversão da polaridade de uma mensagem.

Stop words: estas palavras carregam muito pouca informação útil, por exemplo, “*the*”, “*is*”, “*who*”. Ainda assim, no caso de “*like*”, esta tanto pode ser uma *stop word* como uma palavra com bastante poder de sentimento.

Conteúdo multilíngue: os *tweets* são escritos numa ampla variedade de idiomas, às vezes até misturados no mesmo *tweet*.

Conteúdo multimodal: os *tweets* contêm conteúdo multimodal, como imagens e vídeos e extrair recursos deste conteúdo ainda é uma área pouco explorada na análise de sentimento.

Os métodos TSA detetam sentimentos com base num conjunto de recursos, a saber (Giachanou & Crestani, 2016):

- **Recursos semânticos:** palavras de opinião, palavras de sentimento, conceitos semânticos e negação.
- **Recursos sintáticos:** unigramas, bigramas, n-gramas, frequências de termos, *Part-of-Speech Tagging* (POS), árvores de dependência e resolução de correferência. Com a intenção de explorar o impacto de diferentes termos na análise de sentimento, vários estudos atribuíram uma pontuação de ponderação binária (presença/ ausência) aos termos.
- **Recursos estilísticos:** recursos emergentes do estilo da escrita não padrão usada no *Twitter*, tais como, *emoticons*, uso de intensificadores (caracteres repetidos, alongamentos enfáticos e maiúsculas enfáticas), sinais de pontuação.
- **Recursos específicos do *Twitter*:** *hashtags*, *retweets*, respostas, menções, nomes de utilizador, seguidores e URL’s.

Existem algumas tarefas relacionadas à análise de sentimento do *Twitter* que merecem uma especial atenção e atraíram o interesse de investigadores (Giachanou & Crestani, 2016). Assim, essas tarefas são a deteção de ironia nos *tweets* e a deteção de emoções nos *tweets*.

No campo da ironia, de acordo com Giachanou e Crestani (2016), a ironia é uma forma de comunicar o oposto do sentido literal. Maynard e Greenwood (2014) dizem-nos que o sarcasmo é um fenómeno comum nas redes sociais e é inerentemente difícil de analisar, não apenas automaticamente, mas muitas vezes por humanos também. De acordo com Liebrecht et al. (2013), os marcadores explícitos para detetar ironia é o uso

de *hashtags* como “#not” ou “#sarcasm”. Maynard e Greenwood (2014) realizaram uma análise do efeito do sarcasmo sobre a polaridade dos *tweets* contidos nos *hashtags* e desenvolveram uma tokenização de *hashtag* para *General Architecture for Text Engineering* (GATE) para que o sentimento e o sarcasmo encontrados nos *hashtags* pudessem ser detetados mais facilmente.

Já no campo da emoção, de acordo com Giachanou e Crestani (2016), a emoção reflete uma atitude, tal como, raiva, alegria, tristeza, medo, confiança, entre outros. Os *hashtags* são usados principalmente para indicar um tópico e também adicionam informação ao *tweet*, como o tom da mensagem e as emoções internas de quem está a publicar um *tweet* (Mohammad, 2012). Cui et al. (2011) sugerem que a análise de sentimento para as mensagens do *Twitter* é um problema desafiador pois os *tweets* são curtos e informais. Cui et al. (2011) concentram-se na análise de *tokens* de emoção, incluindo *emoticons*, formas de palavras e pontuações combinadas. Tais *tokens* são comumente usados no *Twitter* e eles expressam diretamente a emoção de uma pessoa, pelo que é um sinal útil para a análise de sentimento em *tweets* multilíngua (Cui et al., 2011).

Existem quatro abordagens de análise de sentimento no *Twitter*, a saber, *Machine Learning*, Baseado em léxico, Híbrida (*Machine Learning* e Baseado em Léxico) e Baseada em Gráfico. De acordo com Giachanou e Crestani (2016), a abordagem *Machine Learning* emprega um método de análise de dados automatizados e vários recursos diferentes para criar um classificador que pode detetar *tweets* que expressam opinião ou sentimento, já a abordagem baseada em léxico usa uma lista construída manualmente ou automaticamente de termos positivos e negativos para detetar a polaridade do *tweet*. A abordagem híbrida, como o próprio nome indica, é uma combinação da abordagem *Machine Learning* com a abordagem baseada em Léxico (Giachanou & Crestani, 2016). Por fim, a abordagem baseada em gráfico é utilizada sob a suposição de que as pessoas influenciam umas às outras (Giachanou & Crestani, 2016).

A abordagem baseada em gráfico não exige uma grande quantidade de dados classificados manualmente e aproveita as conexões de utilizadores para recolher automaticamente mais dados (Giachanou & Crestani, 2016). De acordo com Tan et al. (2011), os utilizadores que estão de alguma forma conectados podem ser mais propensos a ter opiniões semelhantes e, portanto, as informações de relacionamento podem complementar o que se pode extrair sobre os pontos de vista de um utilizador dos seus

enunciados. Tan et al. (2011) propõem um modelo induzido a partir da rede do *Twitter* formada por utilizadores que se referem uns aos outros usando as menções “@”. Os resultados revelam que a incorporação de informações das redes sociais pode, de facto, levar a melhorias de classificação de sentimento. Speriosu et al. (2011) exploraram o gráfico de seguidores do *Twitter* para melhorar a polaridade da classificação, sob a suposição de que as pessoas influenciam umas às outras ou têm afinidades compartilhadas sobre os tópicos.

2.2. O impacto do *Twitter* nos mercados financeiros

São vários os estudos que analisam o impacto da utilização do *Twitter* nos mercados financeiros, impacto esse que se reflete nos preços, rendibilidade e volatilidade (Ante, 2021; Colonescu, 2018; Jain et al., 2018; Kim et al., 2021; Guo et al., 2021; Mao et al., 2012; Philippas et al., 2019; Zhang et al., 2011) e no volume de negociação (Ante, 2021; Guo et al., 2021; Mao et al., 2012).

2.2.1. Impacto nos preços

Segundo Colonescu (2018), existem efeitos de curto prazo estatisticamente significativos do sentimento do *tweet* de Trump no índice *Dow Jones* e na taxa de câmbio dólar- dólar canadense, contudo esse efeito não é duradouro. Já Guo et al. (2021) analisam o impacto dos *tweets* de Trump no mercado de ações chinês e descobrem que os *tweets* positivos de Trump aumentam o preço das ações, volume de negociação e volatilidade e que estes têm uma influência mais forte nas empresas chinesas com uma conexão mais próxima dos EUA. Filho (2020) analisa o impacto dos *tweets* de Trump nos mercados financeiros e constata que as informações contidas nos mesmos não apresentam resultados significativos nas cotações das ações americanas, europeias e chinesas.

Zhang et al. (2011) concluem no seu estudo que existe uma correlação positiva entre a percentagem de *tweets* e o *Chicago Board Options Exchange Volatility Index* (VIX) e uma relação negativa entre a primeira e o *National Association of Securities Dealers Automated Quotations* (Nasdaq), *Standard & Poor's 500* (S&P500) e o *Dow Jones*.

Bollen et al. (2011) investigam se o humor do público medido a partir de *tweets* publicados pelos utilizadores no *Twitter* está relacionado ou pode mesmo prever o índice

Dow Jones. Os autores descobrem que as mudanças no estado de humor do público podem de facto ser verificadas a partir de conteúdos de publicações do *Twitter* por meio de técnicas de processamento de texto e que tais mudanças respondem a variedade de fatores socioculturais de maneiras altamente diferenciadas. Ainda assim, apenas alguns estados de humor conseguem prever o mercado de ações do índice *Dow Jones*, nomeadamente a calma (Bollen et al., 2011).

Os *tweets* publicados por Trump têm impacto nos preços das ações das empresas e uma vez que tais *tweets* não têm nenhuma informação nova, é da responsabilidade dos investidores irracionais a flutuação dos preços das ações (Born et al., 2017; Simpson, 2018). De acordo com Philippos et al. (2019), o *Twitter* é um fator *momentum* que traz influências baseadas em debates da situação atual e que não trabalha como fonte de procura de informação. O impacto é maior nos mercados financeiros dos *tweets* publicados por Trump antes da abertura do mercado do que os *tweets* revelados após o fecho de mercado (Simpson, 2018). Os *tweets* emocionais de Trump têm um efeito inverso nos preços das ações nos dias subsequentes ao da publicação do *tweet*, já os *tweets* que revelam informações, o seu efeito persiste no preço das ações (Guo et al., 2021).

Kim et al. (2021) analisam o impacto dos *tweets* de Elon Musk no preço das ações da *Tesla*. Os autores utilizam o *Natural Language Toolkit* (NLTK) para filtrar o conjunto de dados, eliminando palavras irrelevantes e sem significado. Utilizando a análise de sentimento, foi identificado no conjunto de dados quais os *tweets* de Elon Musk com sentimento positivo, negativo e neutro. Kim et al. (2021) concluíram, utilizando *Machine Learning* como ferramenta para melhorar a precisão do NLTK, que, no curto prazo, o número de *tweets* que Elon Musk publica correlaciona-se marginalmente com o preço das ações da *Tesla*. A longo prazo, essa correlação torna-se mais aparente. Não obstante a conclusão de Kim et al. (2021), a análise de sentimento multi-classe proposta por Bouazizi e Ohtsuki (2017) pode atingir altos níveis de precisão e obter uma descrição mais precisa dos sentimentos dos *tweets*.

De forma a analisar a influência dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade e no volume de negociação da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, Ante (2021) adota uma metodologia de estudo de evento e através de 6 eventos da atividade do *Twitter* de Elon Musk, o autor constata que existem aumentos significativos no volume de negociação da *Bitcoin* e da *Dogecoin*. No entanto, quatro desses eventos são apenas reações a eventos de mercado

anteriores e estão relacionados a poucas ou nenhuma reação significativa de preços. Já os outros dois eventos demonstram ser ações independentes que resultam em enormes aumentos no volume de negociação e rendibilidades anormais positivas grandes e significativas. Também Rayarel (2018) através duma análise de estudo de evento, e com uma amostra de 24 *tweets* específicos de empresas constata que os *tweets* de Trump proporcionam rendibilidades anormais nas cotações das ações dessas empresas que duram 2 a 3 dias de negociação.

Mao et al. (2012) investigaram a correlação entre o número diário de *tweets* que menciona as ações do S&P 500 e os vários indicadores de ações do S&P 500². A investigação assenta em três diferentes níveis, a saber, mercado de ações (S&P 500), setor da indústria e ações de uma empresa individual (*Apple, Inc.*). Os autores descobriram que existe uma correlação entre o número diário de *tweets* e alguns indicadores de ações. Por outro lado, Mao et al. (2012) aplicaram um modelo de regressão linear usando os dados do *Twitter* como variável dependente para prever os indicadores do mercado de ações, concluindo que os *tweets* são úteis para prever o mercado referido.

2.2.2. Impacto no volume de negociação

Um volume elevado de conversas nas redes sociais, como o *Twitter* sobre qualquer empresa pode sinalizar um aumento iminente na atividade de negociação das ações de uma empresa (Tafti et al., 2016). De acordo com Simpson (2018), após os *tweets* de Trump, o volume de negociação nos mercados VIX e S&P 500 aumenta e os *tweets* negativos tendem a aumentar mais do que os *tweets* positivos uma vez que os volumes aumentam quando a incerteza aumenta. O volume de negociação das empresas que foram alvo de *tweet* por Donald Trump aumentou 87% no dia do *tweet* e o aumento foi 56% maior no dia de negociação seguinte (Born et al., 2017). Diz-nos Zheludev et al. (2014) que as marcas de maior valor atraem o maior volume de mensagens do *Twitter*.

Ranco et al. (2015) identificam elevada atividade no *Twitter* durante 15 meses, entre junho de 2013 e setembro de 2014, e tratam essas atividades como eventos. A esses eventos é atribuída uma polaridade de sentimento do *Twitter* (positiva, neutra ou negativa). De acordo com Ranco et al. (2015), os dados do *Twitter* mostram alta atividade de *posts* durante eventos de anúncio de lucros. Ainda assim, existem outros volumes de

² Os indicadores de ações do S&P500 incluem o preço das ações, o volume de negociação, a variação do preço diário e a variação do preço diário absoluto

atividade no *Twitter* que não correspondem a eventos de anúncios de lucros que demonstram igualmente ter impacto na rentabilidade dos preços das ações (Ranco et al., 2015). Não obstante a conclusão de Ranco et al. (2015), segundo Zheludev et al. (2014) o sentimento das mensagens do *Twitter* tem maiores poderes para conduzir os dados dos mercados financeiros do que os volumes de mensagens.

A informação deste ponto, o impacto do *Twitter* nos mercados financeiros é sistematizado na Tabela 1.

Tabela 1 - O impacto do *Twitter* nos mercados financeiros

Autores	Dados	Objetivos	Conclusões
Bollen et al. (2011)	<i>Tweets</i> dos utilizadores em geral de 28 de fevereiro de 2008 a 19 de dezembro de 2008	Examinar se o sentimento público dos <i>tweets</i> pode ser usado para prever o mercado de ações	As mudanças no estado de humor do público podem ser verificadas a partir de publicações do <i>Twitter</i> em larga escala por meio de técnicas de processamento de texto simples e tais mudanças respondem a uma variedade de fatores socioculturais de maneira altamente diferenciada
Zhang et al. (2011)	<i>Tweets</i> dos utilizadores em geral de março de 2009 a setembro de 2009 (8.100 a 43.040 <i>tweets</i> por dia)	Prever os indicadores do mercado de ações como o <i>Dow Jones</i> , <i>Nasdaq</i> e <i>S&P500</i> , através de posts do <i>Twitter</i>	Ir ao <i>Twitter</i> verificar se existem explosões emocionais de qualquer tipo fornece uma previsão de como o mercado de ações estará no dia seguinte
Mao et al. (2012)	9434 <i>tweets</i> diários sobre as 500 empresas do <i>S&P 500</i> de 16 de fevereiro a 10 de maio de 2012	Verificar a correlação entre o número diário de <i>tweets</i> que menciona as ações do <i>S&P 500</i> e os vários indicadores das ações do <i>S&P 500</i> . E estimar um modelo de regressão linear para prever os indicadores do mercado de ações	O número diário de <i>tweets</i> correlaciona-se linearmente com o preço de fecho do <i>S&P 500</i> . Ao nível setorial, existe uma correlação significativa entre o número de <i>tweets</i> diários e o volume diário negociado para 8 dos 10 setores do <i>Global Industry Classification Standard</i> (GICS). Por outro lado, os dados do <i>Twitter</i> são úteis para prever o mercado de ações

Zheludev et al. (2014)	<i>Tweets</i> de 11 de dezembro de 2012 a 12 de março de 2013 (3 meses)	Determinar para que ativos, os dados de sentimento conduzem os dados financeiros de maneira estatisticamente significativa	O sentimento dos <i>tweets</i> é indicador de movimentos futuros do mercado apenas em alguns ativos e tais sentimentos são mais indicadores do que apenas o volume de mensagens
Ranco et al. (2015)	<i>Tweets</i> publicados entre junho de 2013 e setembro de 2014 relacionados com as 30 ações do <i>Dow Jones</i>	Verificar se os <i>tweets</i> transmitem informações relevante para a rentabilidade das ações	O sentimento agregado do <i>Twitter</i> durante os eventos implica a direção da evolução do mercado
Tafti et al. (2016)	<i>Tweets</i> de maio de 2012 a setembro de 2013 (193 dias de negociação)	Identificar eventos incomuns no <i>Twitter</i> e consequentemente, examinar a sua associação com as próximas atividades de negociação na bolsa de valores na hora subsequente	A velocidade da troca de informações garante que os preços de mercado absorvam quase instantaneamente as notícias, negando oportunidades de arbitragem. No entanto, as notícias podem-se espalhar no <i>Twitter</i> mais rapidamente do que podem ser absorvidas nos mercados financeiros
Born et al. (2017)	15 <i>tweets</i> do presidente Donald Trump relacionados com 10 empresas de capital aberto entre 09/11/2016 e 20/01/2017	Verificar o impacto dos <i>tweets</i> de Donald Trump (eleito à presidência dos EUA) na hipótese de mercado eficiente uma vez que tais <i>tweets</i> não trazem nova informação	Os <i>tweets</i> de Donald Trump que mencionam empresas de capital aberto possuem um impacto não duradouro no preço, um aumento no volume de negócios e de pesquisa no <i>Google</i> , o que sugere que os pequenos investidores irracionais respondem aos <i>tweets</i> de Trump
Colonescu (2018)	3.500 <i>tweets</i> que Donald Trump produziu desde janeiro de 2017 a 10 de maio de 2018	Identificar uma possível correlação entre as declarações do presidente Donald Trump, o <i>Dow Jones</i> e as taxas de câmbio	Existem efeitos de curto prazo estatisticamente significativos do sentimento do <i>tweet</i> de Trump no índice <i>Dow Jones</i> e na taxa de câmbio dólar- dólar canadense. Os resultados sugerem flutuações significativas, mas não necessariamente um efeito duradouro
Rayarel (2018)	24 <i>tweets</i> de Trump específicos de empresas entre	Testar a hipótese do mercado eficiente analisando o efeito da estratégia dos <i>tweets</i> de	Um <i>tweet</i> de Trump leva a rentabilidades anormais que duram entre 2 a 3 dias de negociação,

	novembro de 2016 e janeiro de 2018	Trump para os mercados financeiros	levando à conclusão de que o mercado é ineficiente
Simpson (2018)	<i>Tweets</i> do presidente Trump a partir de outubro de 2016 até outubro de 2017	Verificar se os <i>tweets</i> do presidente Trump têm algum impacto sobre a incerteza na economia dos EUA	Os <i>tweets</i> que ocorrem antes da abertura do mercado têm um efeito maior sobre o VIX do que os <i>tweets</i> que ocorrem após o fecho do mercado. Os <i>tweets</i> negativos tendem a aumentar mais os volumes de negociação uma vez que os volumes aumentam quando a incerteza aumenta
Philippas et al. (2019)	Preços diários da <i>Bitcoin</i> e da taxa de <i>Bitcoin</i> para dólares entre 1 de janeiro de 2016 e 28 de maio de 2018	Examinar a intensidade dos saltos do preço da <i>Bitcoin</i> , particularmente devido ao aumento da atenção dos media nas redes sociais	A atenção dos media nas redes sociais é fonte volátil para os preços da <i>Bitcoin</i> durante o período. O <i>Twitter</i> é principalmente um fator <i>momentum</i> que traz influências baseadas em debates ao comentar a situação atual, mas não trabalha como fonte de procura de informação
Filho (2020)	<i>Tweets</i> de Trump entre janeiro e dezembro de 2019	Analisar o impacto dos <i>tweets</i> de Trump nos mercados financeiros internacionais	Não há resultados significativos entre a análise de sentimento das informações publicadas nos <i>tweets</i> pelo presidente Donald Trump e as rendibilidades nos mercados de ações americanos, europeus e chineses
Ante (2021)	6 eventos da atividade do <i>Twitter</i> de Elon Musk	Analisar a influência dos <i>tweets</i> de Musk na rendibilidade e volume de negociação da <i>Bitcoin</i> e <i>Dogecoin</i>	Em todos os 6 eventos estudados foram identificados aumentos significativos nos volumes de negociação da <i>Bitcoin</i> e da <i>Dogecoin</i> . Foram encontradas rendibilidades significativamente anormais, ainda assim, nem todos os <i>tweets</i> resultam em rendibilidades anormais significativas para o mercado destas criptomoedas
Guo et al. (2021)	<i>Tweets</i> do presidente Trump entre novembro de 2016 e março de 2018	Verificar se os <i>tweets</i> de Trump têm impacto sobre o mercado de ações chinês (indústrias de manufatura)	As empresas chinesas com maior exposição ao mercado americano possuem uma reação mais significativa aos <i>tweets</i> positivos

			(preço das ações, volume de negociação e volatilidade)
Kim et al. (2021)	<i>Tweets</i> , gostos e <i>retweets</i> de Elon Musk do início de 2015 até julho de 2020	Investigar a conexão específica entre o <i>Twitter</i> de Elon Musk e o valor das ações da <i>Tesla</i>	No curto prazo, o número de <i>tweets</i> que Elon Musk publica e o seu envolvimento correlaciona-se marginalmente com o preço das ações da <i>Tesla</i> . A longo prazo, essa correlação torna-se mais aparente. Assim, o preço de fecho da <i>Tesla</i> tem uma correlação direta e paralela com o envolvimento de Musk

Fonte: Adaptado de Filho (2020)

2.3. O mercado das criptomoedas

2.3.1. Definição de criptomoeda e principais moedas digitais

As principais moedas digitais medidas por capitalização de mercado, a 31 de julho de 2017, eram a *Bitcoin* (BTC), *Ethereum* (ETH), *Ripple*, NEM e *Dash* (Phillip et al., 2018). Ainda assim, a criptomoeda mais popular e com maior capitalização de mercado é a *Bitcoin* (Phillip et al., 2018), que representava 80% do total da capitalização de mercado das criptomoedas em junho de 2016 (Balcilar et al., 2017) e que atingiu a sua cotação mais alta em abril de 2021 no valor de quase 65.000\$ (Agarwal et al., 2021). A *Dogecoin* é outra criptomoeda que apresentava uma capitalização de mercado de 10 mil milhões de dólares, em fevereiro de 2021, tendo sido o seu lançamento oficial a 6 de dezembro de 2013 (Chohan, 2021).

Criptomoeda é um sistema de pagamentos eletrónico *peer-to-peer* (Nakamoto, 2008). Numa transação, cada proprietário valida a sua propriedade usando uma chave privada e envia uma instrução de transação para o próximo proprietário (Jain et al., 2018; Nakamoto, 2008). O sistema por detrás da criptomoeda baseia-se em prova de trabalho criptográfico em vez de prova de confiança adotada pelos sistemas bancários (Jain et al., 2018), tornando as criptomoedas moedas descentralizadas.

De forma a garantir a segurança nas transações, de acordo com Nakamoto (2008), qualquer pessoa as pode validar e as mesmas estão disponíveis publicamente no *timestamp server*, que consiste na prova de que as transações existiram num momento e não foram alteradas, o que torna a criptomoeda um método seguro de fazer uma transação

(Agarwal et al., 2021). Diz-nos Nakamoto (2008) que para implementar este servidor, é necessário o *proof-of-work*.

Assim, para registar e validar todas as operações dos blocos é necessário um investimento elevado de *Central Process Unit* (CPU) que irão resolver problemas matemáticos bastante complexos (Nakamoto, 2008). Após a verificação de uma transação, a mesma já não pode ser desfeita, o que é positivo para quem aceita o pagamento e mais arriscado para o pagador (Polasik et al., 2015). Quando os problemas matemáticos são resolvidos, essas novas transações são agrupadas em blocos e são registadas no *blockchain*, sistema onde todas as operações são registadas (Ma et al., 2018).

Para controlar a velocidade de geração dos blocos, a mineração é dificultada a cada 2.016 blocos, sendo necessário investir em maior poder de CPU (Jain et al., 2018), pelo que em 2140 a taxa de crescimento da *Bitcoin* convergirá para 0, quando a quantidade máxima de *Bitcoin* for atingida em 21 milhões (Ciaian et al., 2016).

De acordo com Phillip et al. (2018), transacionar *Bitcoin* pode ser um processo extremamente lento, na medida em que pode levar até 48 horas a ser enviada de uma contraparte para outra, isto porque o algoritmo por detrás é *Secure Hash Algorithm 256* (SHA-256) que proporciona maior segurança ao *blockchain* (Nagamani et al., 2021). Não obstante o nível de segurança que a *Bitcoin* proporciona, em fevereiro de 2014, houve um roubo massivo de 350 milhões de dólares em *Bitcoin* da Bolsa Mt. Gox (Balcilar et al., 2017), aproximadamente 600.000 BTC (Gandal et al., 2018).

Os mineradores são as pessoas que investiram em CPU e, ao validar as operações de criptomoeda, têm como incentivo unidades de criptomoeda (Nakamoto, 2008) ou recebimento de taxas de transação (pagos por utilizadores específicos) (Polasik et al., 2015). De acordo com Nakamoto (2008), os gastos dos mineradores são o poder da CPU e a eletricidade.

Cada bloco de transações é gerado em 10 minutos (Nakamoto, 2008). Uma vez despedindo o esforço da CPU para satisfazer o *proof-of-work*, o bloco não pode ser alterado sem se alterar os que lhe sucederam (Nakamoto, 2008). Deste modo, todos os blocos estão interligados entre si e a probabilidade de um atacante mais lento os alcançar diminui exponencialmente à medida que os blocos subsequentes são adicionados

(Nakamoto, 2008). Os blocos só precisam de ser entregues com base no melhor esforço de *CPU*, podendo os computadores potentes sair e reingressar na rede à vontade (Nakamoto, 2008).

2.3.2. Caracterização da *Bitcoin* e da *Dogecoin*

Apesar da *Bitcoin* ser uma moeda digital que foi criada para fazer trocas comerciais, a *Bitcoin* é principalmente um veículo de investimento e não de comércio, pois tanto a nível de quantidade de utilizadores como de saldos transacionados, a *Bitcoin* tem mais utilizadores investidores do que utilizadores de moeda (Baur et al., 2018). Já de acordo com Cary (2021), as criptomoedas são usadas em parte com base na sua popularidade, sendo que a popularidade da *Bitcoin* expandiu o mercado das criptomoedas (Gandal & Halaburda, 2014). Li & Wang (2017) reconhecem que a criptomoeda é tanto um artefacto tecnológico derivado da tecnologia *blockchain* quanto um meio para transações económicas.

De acordo com Polasik et al. (2015), existe uma relação positiva entre a atividade de pagamento de *Bitcoin* e o tamanho da economia paralela, sugerindo que a *Bitcoin* é muito utilizada em atividades ilícitas ou não declaradas.

De acordo com Balcilar et al. (2017), o volume de negociação da *Bitcoin* pode prever as rendibilidades da mesma, exceto em períodos de queda e alta do mercado, o que pode implicar uma melhoria para a estratégia de negociação. Já de acordo com Sovbetov (2018), o volume de negociação apenas tem impacto no preço da *Bitcoin* a longo prazo. Segundo Ciaian et al. (2018), a *Bitcoin* tem impacto limitado nos preços das outras criptomoedas no longo prazo.

A *Dogecoin* foi criada pelo programador Billy Markus e o objetivo da sua criação foi querer uma criptomoeda divertida para atingir um grupo demográfico mais amplo do que a anterior *Bitcoin Rival* (Chohan, 2021) e ganhou imensa popularidade devido à sua apresentação com a cara de cão da raça *Shiba* (Agarwal et al., 2021). Hoje em dia é usada em trocas de bens imóveis, pornografia e apostas online (Chohan, 2021). De acordo com Chohan (2021), a estrutura da *Dogecoin* foi baseada numa criptomoeda existente, *Luckycoin*, em que a recompensa de minerar moeda é uma recompensa estática desde março de 2014, pelo que não há limite do máximo de *Dogecoin* a minerar (Cary, 2021).

2.3.3. Volatilidade das criptomoedas

Grande parte dos investigadores considera as criptomoedas um produto excepcionalmente volátil, exibindo traços comportamentais que nada se parecem com o mercado financeiro tradicional (Kyriazis et al., 2020), comportando-se de maneira diferente ao longo do tempo (López-Cabarcos et al., 2021), sendo que de maio a setembro de 2013, o preço da *Bitcoin* era relativamente estável e de outubro de 2013 a fevereiro de 2014 o seu preço tornou-se bastante volátil (Gandal & Halaburda, 2014). De acordo com Sensoy (2019), a volatilidade tem um efeito negativo na eficiência dos preços da *Bitcoin*, mostrando reações mais severas no curto prazo (Sovbetov, 2018).

Blau (2018) no seu estudo conclui que a negociação especulativa não impulsiona a presença de excesso de volatilidade na *Bitcoin*, pelo menos no período da sua amostra - 17 de julho de 2010 a 1 de junho de 2014, sugerindo que algo além da especulação é responsável pela volatilidade incomum da *Bitcoin*. Já Baur et al. (2018) conclui que os utilizadores que usam *Bitcoin* como meio de troca não reagem às volatilidade passadas, enquanto que os investidores têm essa volatilidade em atenção, reduzindo o seu investimento.

Diz-nos Yen et al. (2020) que existe mais volatilidade no mercado das criptomoedas durante o período pessimista do mercado de ações, sugerindo que os investidores pessimistas sobre o mesmo perturbam as expectativas dos investidores para o preço futuro da *Bitcoin*, levando a uma maior volatilidade. Por outro lado, em períodos de alta volatilidade no mercado de ações, a *Bitcoin* pode ser usada como um porto seguro, mas quando os mercados de ações estão estáveis, a *Bitcoin* torna-se atraente para investidores especulativos (López-Cabarcos et al., 2021). Semelhante ao efeito de alavancagem nos mercados financeiros clássicos, as más notícias têm um efeito mais forte sobre a volatilidade das criptomoedas do que as boas notícias, impulsionado pelo índice de sentimento, índice esse obtido das mensagens do *Stocktwits* (Chen & Hafner, 2019).

O *Economic Policy Uncertainty* (EPU)³ parece ter influência na volatilidade do mercado das criptomoedas. Um maior EPU induz os investidores a trocarem o seu dinheiro fiduciário por *Bitcoin* e, em seguida, aumentam a liquidez da mesma e diminuem

³ Criado por Baker et al. (2016) com o intuito de investigar o papel da incerteza política. Este índice foi criado para os Estados Unidos da América e a sua evolução é examinada desde 1985. O mesmo reflete a frequência de artigos nos 10 principais jornais dos EUA que contêm o seguinte trio de termos: “economia”, “incerteza” e um ou mais de “Congresso”, “deficit”, “Reserva Federal”, “legislação”, “regulamentação” ou “Casa Branca”

a volatilidade da criptomoeda (Yen & Cheng, 2021). Assim, o mercado da criptomoeda aparenta ser uma boa estratégia de *hedge* contra o EPU (Yen & Cheng, 2021), num mercado em alta (Demir et al., 2018). Nas suas decisões de investimento, os investidores de *Bitcoin* devem ter em conta o Índice de Incerteza da Política Económica (Demir et al., 2018). De acordo com Yen e Cheng (2021), o EPU da China é o que tem maior influência na volatilidade da *Bitcoin*, pelo que a *Bitcoin* é uma boa ferramenta de *hedge* contra os movimentos semanais das ações chinesas (Bouri et al., 2017).

Também a *Dogecoin* parece ter muita volatilidade. A julho de 2020, o preço da *Dogecoin* disparou após uma tendência do *TikTok* com o objetivo de o preço da moeda chegar a 1 dólar (Chohan, 2021). Também no início de 2021 houve um verdadeiro impulso para a *Dogecoin* levado a cabo pela *GameStop* e pela corrida à criptomoeda pós-pandemia (Chohan, 2021), levando a uma subida de mais de 800% em 24 horas, em parte incentivado por Elon Musk. A dinâmica do preço da *Dogecoin* está sujeita ao comportamento em tempo real de um criador de gostos de criptomoeda, Elon Musk (Cary, 2021), fruto de ser uma moeda menos madura.

Apesar da volatilidade das criptomoedas poder proporcionar rendibilidades elevadas em alguns investimentos, uma propriedade desejável de qualquer meio monetário é que ele mantenha o seu valor em períodos de tempo curtos a médios, a fim de não criar distorções quando usado como meio de troca em transações (Ciaian et al., 2016).

A informação deste subponto, a volatilidade das criptomoedas encontra-se resumida na Tabela 2.

Tabela 2 - Volatilidade das criptomoedas

Autores	Modelo	Objetivo	Conclusões
Gandal & Halaburda (2014)	Correlações	Analisar a competição entre diferentes moedas e entre bolsas onde essas moedas são negociadas	O preço da <i>Bitcoin</i> é relativamente estável entre maio e setembro de 2013 e muito volátil de outubro de 2013 a fevereiro de 2014. A <i>Bitcoin</i> , por meio da sua popularidade inicial, abriu o mercado das criptomoedas em geral.
Balcilar et al. (2017)	Balcilar et al. (2016a) ⁴	Analisar a previsibilidade da rendibilidade e da volatilidade da <i>Bitcoin</i>	O volume de negociação da <i>Bitcoin</i> pode prever as rendibilidades da mesma, mas não a volatilidade. Ainda assim, o volume de

⁴ Metodologia que deteta a causalidade não linear na média e na variância

		com base no volume de negociação	negociação não prevê a rentabilidade da <i>Bitcoin</i> quando o mercado está em queda ou em alta, apenas prevê quando o mercado está estável.
Baur et al. (2018)	<i>Turnover velocity</i> e modelo de Ranaldo e Söderlind (2010) ⁵	Perceber se a <i>Bitcoin</i> é maioritariamente usada como investimento ou moeda	A <i>Bitcoin</i> é mais uma moeda especulativa do que uma moeda alternativa. Os utilizadores que usam <i>Bitcoin</i> como meio de troca, não reagem às rentabilidades passadas e à volatilidade e os investidores de <i>Bitcoin</i> reagem à volatilidade e à rentabilidade desta criptomoeda.
Blau (2018)	Método dos Modelos Univariados e Modelo <i>Probit</i>	Provar alguns factos da dinâmica de preços da <i>Bitcoin</i> e testar a hipótese de que o comércio especulativo de <i>Bitcoin</i> é responsável pela elevada volatilidade da mesma	Curiosamente não foi descoberto que a volatilidade esteja positivamente relacionada à negociação especulativa. Tal indica que a negociação especulativa da <i>Bitcoin</i> não contribui para a sua volatilidade. Isto sugere que algo além da especulação é responsável pela bolha observada na <i>Bitcoin</i> e na sua volatilidade.
Sovbetov (2018)	<i>Autoregressive Distributed Lag</i> (ARDL)	Examinar os fatores que influenciam os preços das criptomoedas mais comuns (<i>Bitcoin</i> , <i>Ethereum</i> , <i>Litcoin</i> , <i>Monero</i> , <i>Dash</i>)	A volatilidade do mercado de criptomoedas parece ser estatisticamente significativo a curto e longo prazo para todas as criptomoedas. Ainda assim, as criptomoedas mostram reação mais severa à volatilidade do mercado no curto prazo.
Chen & Hafner (2019)	<i>Smooth Transition Autoregressive Model</i> (STAR)	Apresentar uma nova maneira de testar bolhas especulativas com base no sentimento <i>StockTwits</i> aplicado ao <i>CRyptocurrency IndeX</i> (CRIX).	A volatilidade aumenta à medida que o índice de sentimento diminui e vice-versa. Isto é semelhante ao efeito de alavancagem dos mercados financeiros clássicos, onde as más notícias têm um efeito mais forte sobre a volatilidade do que as boas notícias, efeito esse impulsionado pelo índice de sentimento.
Sensoy (2019)	Entropia de permutação	Estudar a eficiência na forma fraca dos preços da <i>Bitcoin</i> em euros	Os mercados <i>BTC/USD</i> e <i>BTC/EUR</i> tornaram-se informacionalmente mais eficientes ao nível intradiário desde 2016. Quanto maior a frequência, menor a eficiência dos preços. A volatilidade tem um efeito negativo significativo na eficiência informacional dos preços da <i>Bitcoin</i> .

⁵ Modelo que serviu para calcular a rentabilidade da *Bitcoin* no S&P500

Yen et al. (2020)	Modelo de Baker e Wurgler (2006) ⁶	Estudar se o sentimento do investidor no mercado das ações pode afetar o volume de negociação e a volatilidade das criptomoedas	Existe mais volatilidade na <i>Bitcoin</i> durante o período pessimista do mercado de ações dos EUA. Por outro lado, o sentimento do investidor no mercado das ações pode afetar o comportamento do investidor no mercado das criptomoedas.
Chohan (2021)	Revisão de literatura	Discutir a evolução histórica da <i>Dogecoin</i>	A <i>Dogecoin</i> não é muito uma moeda alternativa, mas sim de lazer de exploração da comunidade em volta de uma criptomoeda. São relatados vários eventos em que a <i>Dogecoin</i> experimentou grandes volatilidades.
López-Cabarcos et al. (2021)	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic (GARCH)</i>	Examinar se o sentimento da rede social e o mercado de ações (S&P500 e VIX) influenciam a volatilidade da <i>Bitcoin</i>	A volatilidade da <i>Bitcoin</i> é mais instável em períodos especulativos. Em períodos estáveis, as rendibilidades do S&P500 e do VIX e o sentimento influenciam a volatilidade da <i>Bitcoin</i> .
Yen & Cheng (2021)	Modelo de volatilidade estocástica de Wang e Yen (2019)	Comparar o poder preditivo da EPU nacional da China, EUA, Japão e Coreia do Sul com a volatilidade da criptomoeda	Um maior EPU induz os investidores a trocarem o seu dinheiro fiduciário por <i>Bitcoin</i> . Em seguida, a liquidez aumenta e a sua volatilidade diminui. Logo, a criptomoeda é uma boa ferramenta de <i>hedge</i> contra a EPU.

Fonte: Elaboração própria

2.4. O Sentimento do Investidor e as criptomoedas

Ao longo dos anos, são vários os autores que tentam explicar as rendibilidades das criptomoedas. Assim, os fatores mais anunciados para explicar a rendibilidade das criptomoedas são, entre outros, o ambiente macroeconómico (Cheng & Yen, 2019, 2020; Demir et al., 2018), a política (Cheng & Yen, 2020), o fator tamanho (Shen et al., 2020), procura da palavra *Bitcoin* no Google (Philippas et al., 2019; Polasik et al., 2015), popularidade (Polasik et al., 2015), o sentimento do investidor (Liu & Tsyvinski, 2021; Yen et al., 2020) e o sentimento dos *tweets* (Agarwal et al., 2021; Jain et al., 2018; Kraaijeveld & De Smedt, 2020).

⁶ Este modelo teve como intuito representar o sentimento dos investidores no mercado de ações dos EUA

O sentimento do investidor⁷ no mercado das ações pode afetar o comportamento do investidor no mercado das criptomoedas (Yen et al., 2020). De acordo com Yen et al. (2020), o volume de negociação da *Bitcoin* diminui durante o período otimista do mercado de ações dos EUA. Já de acordo com Liu & Tsyvinski (2021), o sentimento positivo do investidor é seguido pela valorização do preço da criptomoeda e o sentimento negativo do investidor é seguido pela sua depreciação.

Por outro lado, os comentários positivos dos utilizadores de comunidades online de *Bitcoin* afetam significativamente as flutuações de preço desta criptomoeda (Kim et al., 2016). Também Kim et al. (2017) analisam os comentários dos utilizadores publicados em fóruns online e descobrem que a China exerce uma forte influência no preço da *Bitcoin* e os tópicos relacionados com circulação e transação de outras criptomoedas têm um impacto no volume de transação da *Bitcoin*.

No geral, o sentimento do *Twitter* tem um poder preditivo significativo para as rendibilidades de preços da *Bitcoin* (Kraaijeveld & De Smedt, 2020). Kraaijeveld e De Smedt (2020) sugerem que o *Twitter* é mais uma “causa” do que um “efeito” do mercado de criptomoedas a nível diário. O estudo permitiu concluir que os *tweets* de *bots* representam 1% a 14% dos *tweets* publicados, o que, de acordo com Kraaijeveld e De Smedt (2020), pode ser potencialmente usado para orientar o sentimento dos investidores no *Twitter* e espalhar informações falsas.

Segundo López-Cabarcos et al. (2021), os investidores de *Bitcoin* são mais tecnológicos, visto que têm em conta as informações que encontram nas redes sociais, o que permite a avaliação do sentimento do investidor em tempo real (Nasekin & Chen, 2020). Ainda assim, de acordo com Baig et al. (2019), quem investe com base no sentimento, possivelmente são investidores menos informados e mais propensos a definir os preços em números redondos, sendo que 10,81% dos preços terminam nos dígitos 00 (Urquhart, 2017).

Os autores Jain et al. (2018) na sua investigação obtêm um modelo de previsão das criptomoedas de forma a permitir aos negociantes a negociação de criptomoeda de forma eficiente e eficaz. Tal modelo é feito com base na relação entre o preço da

⁷ O sentimento do investidor é diferente do sentimento do *tweet*. Assim, por sentimento do investidor entende-se a atitude do investidor em relação ao mercado, especialmente ao comportamento dos operadores de ruído. Já o sentimento do *tweet* é aquele que está implícito na publicação do utilizador do *Twitter* e normalmente é classificado de acordo com uma ferramenta de polaridade de sentimentos.

criptomoeda e o sentimento refletido no *tweet*. Com este estudo, Jain et al. (2018) concluíram que a regressão linear múltipla prevê o preço da *Bitcoin* com R^2 de 44%. Assim, Jain et al. (2018) constatam que o preço da *Bitcoin* não é muito afetado pelo sentimento dos *tweets*. De acordo com Agarwal et al. (2021), tanto os dados históricos do mercado de preços da *Dogecoin* como a polaridade do sentimento no *Twitter* preveem os preços desta moeda.

Não obstante a conclusão de alguns autores de que o *Twitter* tem poder preditivo significativo para as rendibilidades de preços da *Bitcoin*, existe uma desvantagem relativa de usar a atenção dos media das redes sociais (*Twitter* e *Google Trends*), que é o *trade-off* entre precisão e prioridade (Philippas et al., 2019). Segundo Ciaian et al. (2016), é importante analisar diferentes fatores de preço da *Bitcoin*, pois os resultados provavelmente serão tendenciosos ao analisar um fator de cada vez.

Na Tabela 3 é feita uma sistematização da informação deste subponto, a relação do sentimento do investidor com as criptomoedas.

Tabela 3 - Relação do sentimento do investidor com as criptomoedas

Autores	Modelo	Objetivo	Conclusões
Kim et al. (2016)	<i>Machine Learning</i>	Prever as flutuações nos preços das criptomoedas através da análise de comentários dos utilizadores em comunidades de criptomoeda online	Os sentimentos expressos por comentários de utilizadores em comunidades online são aplicáveis a uma análise mais aprofundada e maior compreensão das criptomoedas.
Kim et al. (2017)	<i>Deep learning</i>	Analisar os comentários dos utilizadores publicados em fóruns online da <i>Bitcoin</i> para prever a flutuação do preço da <i>Bitcoin</i> e o volume de transações	O método proposto prevê a flutuação do preço da <i>Bitcoin</i> com uma taxa de precisão de mais de 80%. A China exerce uma forte influência no preço da <i>Bitcoin</i> e os tópicos relacionados à circulação e transação de outras criptomoedas têm um impacto no volume de transação da <i>Bitcoin</i> .
Jain et al. (2018)	Modelo de Regressão Linear Múltipla	Obter um modelo de previsão das criptomoedas para que os comerciantes de criptomoeda possam	A regressão linear múltipla prevê o preço da <i>Bitcoin</i> com $R^2=44\%$. O preço da <i>Bitcoin</i> não é muito afetado pelo sentimento dos <i>tweets</i> . A flutuação do preço da <i>Bitcoin</i> depende de outros fatores

		negociar de forma eficiente e eficaz	como o custo de mineração e o fator económico.
Baig et al. (2019)	Método dos Mínimos Quadrados	Verificar se o sentimento explica o elevado nível de agrupamento de preços na <i>Bitcoin</i>	Existe uma alta correlação entre cada uma das medidas de agrupamento de preços e as medidas de sentimento. Estes resultados apoiam a ideia de que o sentimento está diretamente associado ao nível de agrupamento de preços na <i>Bitcoin</i> . Quem compra ou investe com base no sentimento, possivelmente é menos informado e é mais propenso em definir os preços em números redondos.
Kraaijeveld & De Smedt (2020)	Testes de causalidade de Granger	Verificar até que ponto o sentimento público do <i>Twitter</i> pode ser usado para prever as flutuações dos preços das criptomoedas	O sentimento do <i>Twitter</i> tem um poder preditivo significativo para as rendibilidades de preços da <i>Bitcoin</i> . Os autores sugerem que o <i>Twitter</i> é mais uma “causa” do que um “efeito” do mercado de criptomoedas a nível diário.
Nasekin & Chen (2020)	<i>Recurrent Neural Networks (RNN)</i>	Estudar o sentimento do investidor no mercado das criptomoedas	Os índices de sentimento construídos prevêm as rendibilidades e as volatilidades do índice de mercado das criptomoedas.
Agarwal et al. (2021)	<i>Deep Learning</i>	Prever os preços da <i>Dogecoin</i> em tempo real	Combinar os dados históricos de mercado dos preços da <i>Dogecoin</i> com a polaridade do sentimento é melhor na previsão dos preços desta criptomoeda.

Fonte: Elaboração própria

3. Hipóteses e Metodologia

Neste capítulo são definidas as hipóteses de investigação, é caracterizada a amostra, são apresentados os dados e a metodologia utilizada para verificar o impacto dos *tweets* de Elon Musk na rentabilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*.

3.1. Definição de hipóteses de investigação

De acordo com a revisão de literatura apresentada, os *tweets* publicados na rede social *Twitter*, sejam eles de pessoas conhecidas ou não, têm impacto tanto na decisão financeira, como nos preços e no volume de negociação dos mercados financeiros. São vários os autores que estudaram o impacto dos *tweets* de Donald Trump nos mercados financeiros, concluindo que têm impacto nos preços das ações das empresas e em alguns índices de ações (Born et al., 2017; Colonescu, 2018; Guo et al., 2021; Simpson, 2018). Por outro lado, também foram realizados alguns estudos que observam a influência dos *tweets* de Elon Musk nos mercados financeiros, como Kim et al. (2021) que analisa o impacto dos seus *tweets* no preço das ações da *Tesla* e Ante (2021) que analisa a influência dos *tweets* de Musk na rentabilidade e no volume de negociação da *Dogecoin* e da *Bitcoin*.

No presente trabalho pretende-se aprofundar e estender a análise efetuada por Ante (2021) acerca da influência dos *tweets* de Elon Musk na rentabilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*. A inovação deste estudo resulta do aumento do período de análise, que abrange todos os *tweets* publicados por Musk nos anos 2020 e 2021 relacionados com a *Bitcoin* e com a *Dogecoin*, e do estudo adicional, utilizando o modelo de Colonescu (2018), do impacto do grau de intensidade do sentimento refletido nos *tweets*.

Foram selecionadas as criptomoedas referidas uma vez que a *Bitcoin* é a criptomoeda com maior capitalização de mercado e com maior popularidade (Balcilar et al., 2017; Phillip et al., 2018), e a *Dogecoin* porque sendo uma criptomoeda menos conhecida, é frequentemente objeto dos *tweets* de Musk (Chohan, 2021).

Desta forma, as hipóteses a testar neste estudo são as que se encontram de seguida:

H1a) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova ao mercado da *Bitcoin*, pelo que têm impacto na rentabilidade desta criptomoeda e esse impacto

(positivo ou negativo) vai no mesmo sentido e é proporcional (em intensidade) ao sentimento refletido nesse *tweet*.

H1b) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova ao mercado da *Dogecoin*, pelo que têm impacto na rendibilidade desta criptomoeda e esse impacto (positivo ou negativo) vai no mesmo sentido e é proporcional (em intensidade) ao sentimento refletido nesse *tweet*.

Para testar esta hipótese foi utilizado o modelo de Colonescu (2018). Este visa analisar o impacto dos *tweets* num mercado, pegando, não apenas na sua polaridade, mas também na sua intensidade. Assim, utiliza regressões que procuram explicar a variável dependente com base na variável *compound*. Esta última variável é construída segundo a intensidade do sentimento, medida através de uma ferramenta de análise de texto (o VADER).

H2a) Os *tweets* publicados por Elon Musk, apresentam informação nova ao mercado das criptomoedas, pelo que causam alterações significativas na rendibilidade da *Bitcoin*, sendo a informação rapidamente absorvida pelo mercado.

H2b) Os *tweets* publicados por Elon Musk, apresentam informação nova ao mercado das criptomoedas, pelo que causam alterações significativas na rendibilidade da *Dogecoin*, sendo a informação rapidamente absorvida pelo mercado.

Para testar esta hipótese utiliza-se a metodologia de análise de eventos. Assim, são construídas janelas de evento para os diferentes tipos de *tweets* (positivos ou negativos), procurando analisar, com base nas diferentes janelas temporais, o tempo que a informação demora a ser absorvida pelo mercado.

H3a) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova para o mercado, que tem impacto diferente, consoante sejam positivos ou negativos, na rendibilidade da *Bitcoin*. Esse impacto é homogéneo consoante a sua direção (positiva ou negativa).

H3b) Os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova para o mercado, que tem impacto diferente, consoante sejam positivos ou negativos, na rendibilidade da *Dogecoin*. Esse impacto é homogéneo consoante a sua direção (positiva ou negativa).

Para testar esta hipótese utiliza-se a metodologia de análise de eventos. Assim, são construídas janelas de evento para os diferentes tipos de *tweets* (positivos ou negativos), procurando analisar, com base nas diferentes janelas temporais, se o impacto é homogêneo de acordo com a sua direção (um *tweet* negativo terá um impacto negativo no mercado/ um *tweet* positivo terá um impacto positivo no mercado). Procura-se ainda determinar se o impacto de um *tweet* negativo é maior, menor ou igual ao de um *tweet* positivo.

3.2. Seleção e caracterização da amostra

Os *tweets* utilizados no presente estudo foram retirados do site kaggle.com publicados na conta oficial @elonmusk. Da análise dos dados é possível verificar que com o passar dos anos, Elon Musk publica *tweets* com mais frequência, sendo que em 2012 apenas publicou 271 *tweets* e em 2021 publicou 3.114.

Feita uma pré-análise dos dados é possível verificar que Elon Musk comenta frequentemente as criptomoedas em análise a partir de 2020 e com grande destaque em 2021, pelo que a amostra inicial do presente estudo são os *tweets* publicados pelo CEO da *Tesla* de 1 de janeiro de 2020 a 31 de dezembro de 2021, o que totaliza 6.445 *tweets*. De acordo com Corte (2020), Musk publica *tweets* sobre os mais variados assuntos, seja a *Tesla*, a *SpaceX*, *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), Marte, *The Boring Company*, *memes*, piadas, mensagens enigmáticas, mudanças climáticas e inteligência artificial. Para o período em estudo, optou-se por efetuar uma análise dos temas publicados por Musk e que constam da Figura 1.

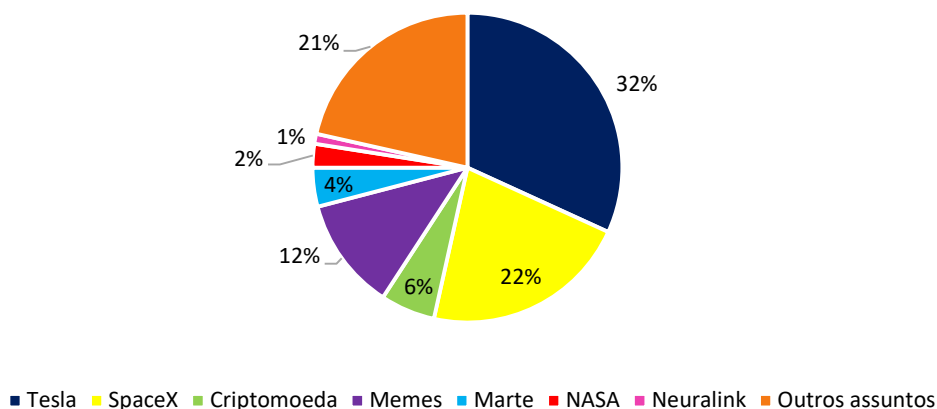


Figura 1 - Temas dos *tweets* de Elon Musk

Fonte: Elaboração Própria

Assim, Musk publica *tweets* relacionados com variados temas, sendo que as criptomoedas representam 6% de *tweets* publicados por Musk entre 01 de janeiro de 2020 e 31 de dezembro de 2021, o que totaliza 368 *tweets*.

Para o presente estudo a amostra utilizada compreende os *tweets* que se relacionam com a criptomoeda (368). Para se pode processar a amostra, os *tweets* sofreram algumas alterações, o chamado pré-processamento do texto, como se pode visualizar na Figura 2.

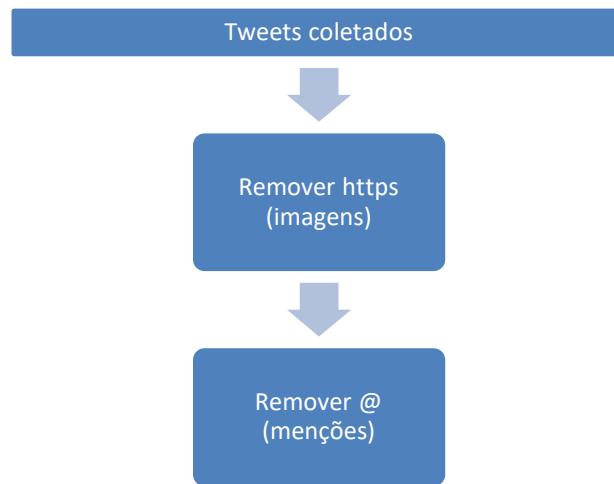


Figura 2 - Pré-processamento dos *tweets*

Fonte: Adaptado de Singh & Kumari (2016)

Com base em Singh e Kumari (2016) foi feito um pré-processamento dos dados do *Twitter*, foram eliminadas todas as imagens dos *tweets*, ou seja, que continham *https*, uma vez que a ferramenta de análise de sentimento utilizada não consegue ler imagens. Por outro lado, também as menções a outros utilizadores, isto é, a referência @, foram apagadas dos *tweets* dado que estavam a influenciar a análise de sentimento e não estavam a traduzir qualquer tipo de sentimento. Desta forma, a amostra final utilizada neste estudo é de 355 *tweets*. De referir que os horários dos *tweets* tiveram que sofrer alterações fruto de não estarem no mesmo fuso horário dos dados financeiros das criptomoedas. Assim, os dados financeiros estavam no horário *Coordinated Universal Time* (UTC), os *tweets* de 2020 estavam em UTC+01 e os *tweets* de 2021 estavam em UTC+05, tendo-se procedido às alterações necessárias para garantir que todos os dados se encontrassem no mesmo fuso horário.

De forma a atingir o objetivo desta dissertação, foi necessário calcular as rendibilidades e as volatilidades da *Bitcoin* e da *Dogecoin*. Foram extraídos os preços por hora e dia das duas criptomoedas do site *Kaggle* para a *Bitcoin* e do site

CryptoDataDownload para a *Dogecoin*, retirados em dólares. De referir que, para além dos dados por hora, os dados diários das rendibilidades e das volatilidades foram calculados com base nos preços de fecho diários, das respetivas moedas digitais. Sempre que a *Bitcoin* ou a *Dogecoin* não apresentavam preços de fecho num determinado dia, foram considerados os preços de fecho do dia anterior (Lopes, 2011).

O cálculo da rendibilidade de ambas as criptomoedas é feita com base na seguinte fórmula:

$$R_{i,t} = \ln \frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \quad (1)$$

Onde, $P_{i,t}$ corresponde ao preço da criptomoeda no final do dia t e $P_{i,t-1}$ é preço da mesma criptomoeda no final do dia anterior. $R_{i,t}$ é a rendibilidade diária da criptomoeda i no momento t , avaliada em tempo contínuo.

Nas Figuras 3 e 4 que se seguem apresenta-se a evolução das rendibilidades diárias da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, respetivamente, para os anos de 2020 e 2021.

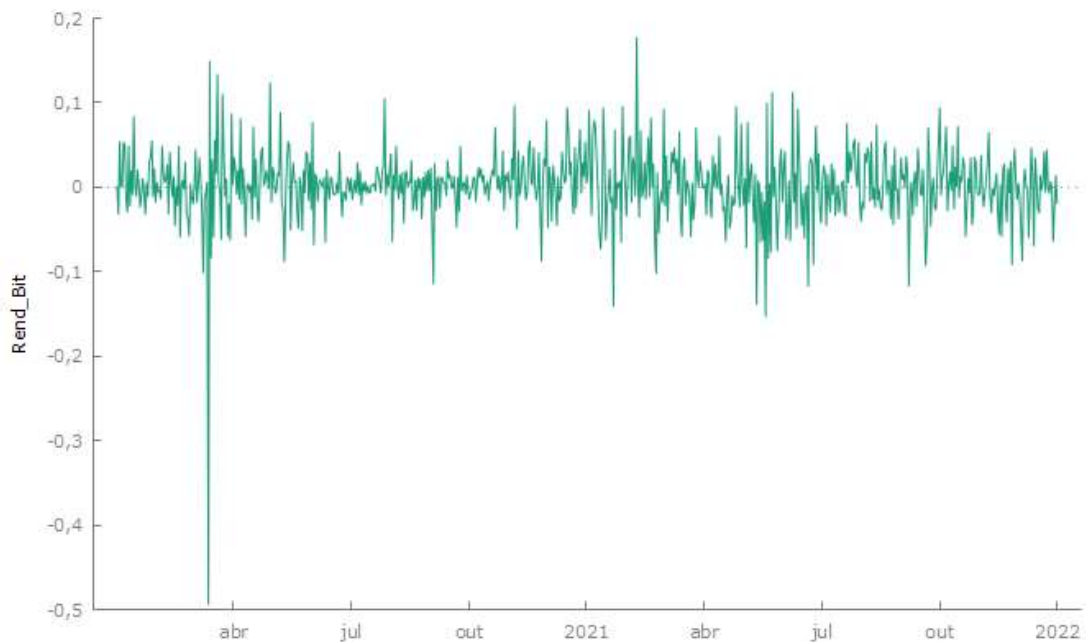


Figura 3 - Evolução da rendibilidade da *Bitcoin*

Fonte: Elaboração Própria

Da análise da Figura 3 é possível verificar que as rendibilidades da *Bitcoin* para o período apresentado são voláteis, variando entre -50% e 18%. Ainda assim, existem períodos de rendibilidade desta criptomoeda mais voláteis que outros, nomeadamente março de 2020 e os primeiros meses de 2021.

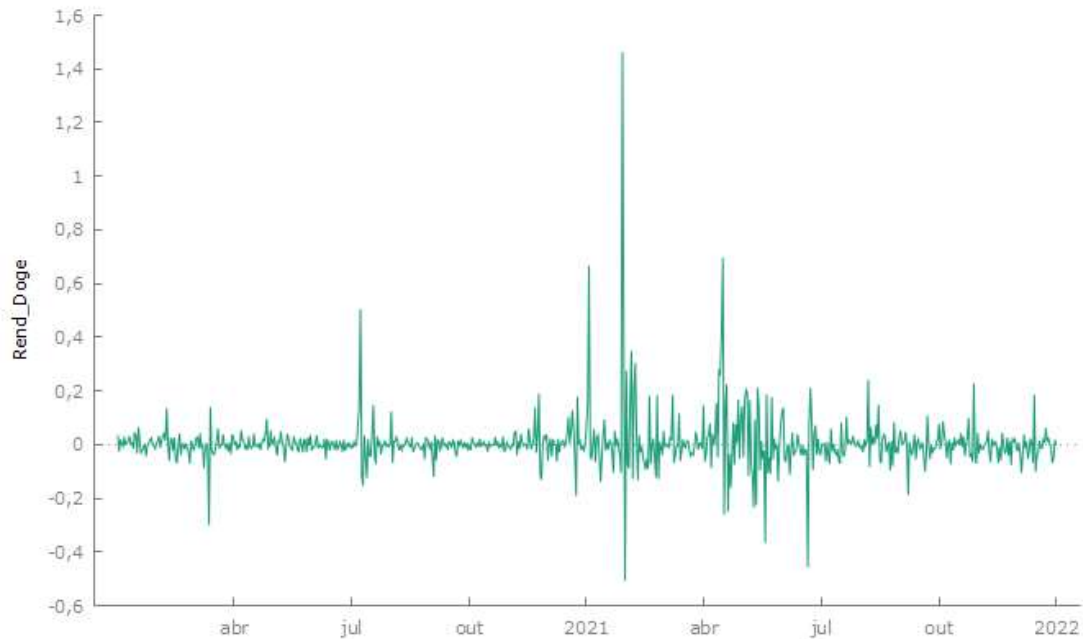


Figura 4 - Evolução da rentabilidade da *Dogecoin*

Fonte: Elaboração Própria

Da análise da Figura 4, constata-se que a *Dogecoin* é uma criptomoeda bastante volátil quando comparada com a *Bitcoin*. Desta forma, podemos verificar que a mesma experimentou rentabilidades entre os -55% e os 146% para o período em análise. Tal como a *Bitcoin*, o período mais volátil da *Dogecoin* foi os primeiros meses de 2021, tendo-se alargado para meados do mesmo ano.

Tabela 4 – Estatísticas descritivas das rentabilidades diárias das criptomoedas

	<i>Bitcoin</i>		<i>Dogecoin</i>	
	2020	2021	2020	2021
Mínimo	-49,40%	-15,34%	-29,96%	-50,72%
Média	0,38%	0,13%	0,22%	1,03%
Máximo	14,96%	17,77%	50,39%	146,16%
Desvio-padrão	4,24%	4,25%	4,99%	13,16%

Fonte: Elaboração Própria

Da análise da Tabela 4 é possível verificar que o valor mínimo da *Bitcoin* foi mais negativo no ano de 2020, já na *Dogecoin* foi em 2021. Em contraste, o valor máximo da rentabilidade diária da *Dogecoin* aumentou bastante de 2020 para 2021, enquanto na *Bitcoin* se manteve mais ou menos estável. O valor médio de ambas as criptomoedas mantém-se quase inalterado, entre os 0% e os 1,10%. Por outro lado, o desvio-padrão

aumenta em ambas as criptomoedas de 2020 para 2021, o que pode querer dizer que ambas aumentaram a sua volatilidade, embora de forma mais acentuada a *Dogecoin*.

Tabela 5 - Estatísticas descritivas das rendibilidades horárias das criptomoedas

	<i>Bitcoin</i>		<i>Dogecoin</i>	
	2020	2021	2020	2021
Mínimo	-18,09%	-13,23%	-11,60%	-28,36%
Média	0,02%	0,01%	0,01%	0,04%
Máximo	20,55%	11,62%	15,03%	35,47%
Desvio-padrão	0,82%	0,94%	1,33%	2,34%

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas das rendibilidades horárias da *Bitcoin* e *Dogecoin*. A diferença entre estes resultados e os resultados das rendibilidades diárias pretende-se com o facto das últimas se referirem ao preço de fecho do dia, ou seja, às 23:59 de determinado dia. Já as rendibilidades horárias referem-se à rendibilidade em cada hora de cada dia analisado. Da sua análise, verificamos que, tal como acontecera nas rendibilidades diárias, o valor mínimo da *Bitcoin* foi mais negativo no ano de 2020, já na *Dogecoin* foi em 2021. Já quanto ao valor máximo, na *Bitcoin* foi atingido um valor maior em 2020, enquanto na *Dogecoin* foi em 2021. Os valores médios das rendibilidades horárias mantêm-se por volta dos 0 para ambas as criptomoedas e nos dois períodos de análise. Em relação ao desvio-padrão da rendibilidade horária, tal como nos resultados diários, este aumenta em ambas as criptomoedas, verificando-se um aumento mais acentuado para a *Dogecoin*, o que demonstra a volatilidade destas moedas digitais.

Quanto ao cálculo da volatilidade anual, o mesmo é feito com base na seguinte fórmula:

$$\text{Variância} = \sigma_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{i,t} - \bar{R}_i)^2}{n} \quad (2)$$

$$\text{Desvio Padrão} = \sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \quad (3)$$

Onde, $R_{i,t}$ corresponde à rendibilidade da criptomoeda i no momento t , \bar{R}_i corresponde à rendibilidade média da criptomoeda i no momento t e n representa o número de observações. O desvio padrão corresponde à raiz quadrada da variância.

Tabela 6 - Volatilidade anual da *Bitcoin* e da *Dogecoin* (dados diários)

Anos	<i>Bitcoin</i>		<i>Dogecoin</i>	
	Variância	Desvio padrão	Variância	Desvio padrão
2020	65,55%	80,96%	90,85%	95,32%
2021	65,65%	81,02%	626,97%	250,39%

Fonte: Elaboração Própria

Para o ano de 2020, o desvio padrão da *Bitcoin* foi de 80,96%, o que significa que a *Bitcoin* é uma criptomoeda muito volátil. Já a *Dogecoin* para o mesmo ano apresenta um desvio padrão superior à *Bitcoin* (95,32%). Da análise da Tabela 6, também é possível verificar que tanto a *Bitcoin* como a *Dogecoin* têm vindo a aumentar a sua volatilidade, com maior destaque para a *Dogecoin*.

Tabela 7 - Volatilidade anual da *Bitcoin* e da *Dogecoin* (dados horários)

Anos	<i>Bitcoin</i>		<i>Dogecoin</i>	
	Variância	Desvio padrão	Variância	Desvio padrão
2020	59,05%	76,84%	155,99%	124,9%
2021	76,78%	87,63%	479,24%	218,92%

Fonte: Elaboração Própria

Tendo por base os dados horários dos preços da *Bitcoin* e da *Dogecoin* recolhidos, a partir da Tabela 7, podemos constatar que o desvio-padrão da *Bitcoin* aumentou de 76,84% para 87,63% de 2020 para 2021. Já o aumento do desvio-padrão da *Dogecoin* apresenta um maior destaque, aumentou de 124,9% em 2020 para 218,92% em 2021.

3.3. Metodologia

3.3.1. Análise de sentimento

A ferramenta de análise de sentimento utilizada no presente estudo é o VADER que foi apresentada por Hutto e Gilbert (2014). Esta ferramenta de análise de sentimento é um modelo baseado em regras para avaliar o sentimento dos *tweets* (Elbagir & Yang, 2019) que não requer dados de treino, mas é construído a partir de um léxico de sentimento padrão (Hutto & Gilbert, 2014).

O VADER distingue-se das outras ferramentas de análise de sentimento pois é sensível tanto à polaridade (positivo, negativo e neutro) quanto à intensidade dos sentimentos expressos nas redes sociais e tem em conta regras generalizáveis sobre o uso convencional de aspetos gramaticais e sintáticos do texto para avaliar a intensidade do sentimento, tais como, os *emoticons*, a pontuação, a capitalização (especificamente o

CAPS-LOCK), os modificadores de grau e a conjunção “*but*” (Hutto & Gilbert, 2014). Esta ferramenta tem um dicionário de vocabulário de rede social e combina as palavras nos *tweets* com esse dicionário (Rayarel, 2018).

Dado que a análise de sentimento a efetuar neste estudo é a dos *tweets* de Elon Musk, ou seja, os sentimentos expressos na rede social *Twitter* e tendo em conta o tipo de *tweets* publicados pelo mesmo, isto é, com muitos *emoticons* e pontuações, esta é a ferramenta que melhor se adequa à presente investigação, pelo que, foi a escolhida.

De forma a realizar a análise de sentimento dos *tweets* de Elon Musk através do VADER, foi necessário seguir alguns procedimentos, como demonstra na Figura 5, foram eles, importar as bibliotecas na linguagem *Python* para a leitura de ficheiros excel⁸ e com a utilização do algoritmo VADER, fazer a leitura do excel com os *tweets* (1), isolar a coluna dos *tweets* (2), analisar *tweet* a *tweet* com o algoritmo (3). Por fim, no mesmo excel foram escritos os resultados da utilização desta ferramenta, são eles, o valor *negative* (neg), *neutral* (neu), *positive* (pos) e o *compound* que serão explicados de seguida.

```

1 from cgitb import text
2 from tkinter.tix import COLUMN
3 from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer #importa o algoritmo vaderSentiment
4 import pandas as pd #biblioteca para leitura de ficheiros Excel
5
6 analyser = SentimentIntensityAnalyzer()
7
8 df = pd.read_excel(r'C:\Users\gonca\Downloads\Temas-dos-tweets-1.xlsx') #Ler o ficheiro excel que contém os tweets, datas, nomes, etc...
9 tweets = df["tweet"] #dá a uma variavel apenas a coluna "tweets" para depois analisar
10
11 with open("Output.txt", "w") as text_file: #abre/cria um ficheiro Output.txt para escrita
12     for tweet in tweets: #percorre os tweets um por um
13         text_file.write(str(analyser.polarity_scores(str(tweet)))) #escreve a analise do tweet no ficheiro
14         text_file.write('\n') #cria uma nova linha para o próximo
15     text_file.close() #fecha o ficheiro, guardando-o
16

```

Figura 5 - Utilização do VADER

Fonte: Elaboração Própria

Os valores: *negative*, *neutral* e *positive* correspondem à polaridade dos sentimentos dos *tweets*. Por exemplo:

“*Important to support*” – 28/06/2021 03:45:15 UTC

Este *tweet* tem a seguinte classificação: neg=0, neu=0,182, pos= 0,818. Assim, neste caso, 18,2% das palavras deste *tweet* foram classificadas pelo VADER como neutras,

⁸ O excel é composto pelas seguintes colunas: data, hora e *tweet*

81,8% foram classificadas como positivas e 0% das palavras foram classificadas como negativas.

Já quanto ao *compound*, o mesmo corresponde à intensidade do sentimento expresso no *tweet*, pelo que esta métrica faz um balanço do valor da intensidade das palavras que compõem o *tweet* (Filho, 2020). Assim, os valores *negative*, *neutral* e *positive* são transformados num único valor que corresponde a uma pontuação composta normalizada e ponderada, o *compound* (Filho, 2020). No exemplo acima, o *compound* é de 0,5423. De acordo com Filho (2020), a métrica recomendada é a seguinte: se o *compound* for superior a 0,5, o *tweet* é classificado como positivo, se for inferior a -0,5 como negativo, se for entre -0,49 e 0,49, o *tweet* é neutro. Assim sendo, no exemplo acima apresentado, o *tweet* é positivo.

De forma a tornar os resultados do VADER mais resumidos e compreensíveis, foi realizada uma média do *compound* ao final de cada dia. Os resultados são apresentados na Tabela 8 e 9 e estão separados por diferentes anos.

Tabela 8 - Classificação dos sentimentos dos *tweets* em cada dia para o ano de 2020 – Métrica recomendada de classificação do *compound*

Classificação dos sentimentos	Quantidade de dias
<i>Negative</i>	1
<i>Neutral</i>	14
<i>Positive</i>	1
Total	16

Tabela 9 - Classificação dos sentimentos dos *tweets* em cada dia para o ano de 2021 – Métrica recomendada de classificação do *compound*

Classificação dos sentimentos	Quantidade de dias
<i>Negative</i>	3
<i>Neutral</i>	121
<i>Positive</i>	24
Total	148

Da análise das Tabelas 8 e 9, é possível verificar que a métrica do *compound* recomendada e adotada gera resultados com classificação dos sentimentos dos *tweets* em cada dia maioritariamente neutra.

A Tabela 10 apresenta as estatísticas descritivas relativas à classificação dos sentimentos dos *tweets* com base no *compound*.

Tabela 10 - Estatísticas descritivas da classificação do sentimento dos *tweets* (*compound*)

	Mínimo	Média	Máximo	Desvio-padrão
2020	-0,5943	0,1008	0,7506	0,3278
2021	-0,8860	0,1973	0,9488	0,3672

Fonte: Elaboração Própria

Da exploração da Tabela 10, averigua-se que a média é neutra em ambos os anos de análise. Em relação aos valores mínimos, pode-se verificar que o mesmo ficou mais negativo dum ano para o outro. Já o máximo, teve a mesma reação que o valor mínimo, aumentou, o que significa um aumento da intensidade do sentimento refletido no *tweet*. Quanto ao desvio-padrão, o mesmo não é substancial, mas teve uma tendência de aumento de 2020 para 2021.

De forma a verificar o desempenho do classificador VADER, foi feita uma classificação manual dos *tweets*, classificados como positivos, negativos ou neutros. Essa classificação manual foi comparada com a classificação do VADER, considerando a métrica do *compound* referida anteriormente e foi calculada a métrica de avaliação *accuracy* (Giachanou & Crestani, 2016), sendo que:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Onde,

TP- *True Positives* (Positivos Verdadeiros)

TN- *True Negatives* (Negativos Verdadeiros)

FP- *False Positives* (Positivos Falsos)

FN- *False Negatives* (Negativos Falsos)

No caso em apreço, foram avaliados os *tweets* também como neutros, pelo que a métrica de avaliação *accuracy* sofreu uma pequena alteração:

$$Accuracy = \frac{TP+TN+TNE}{TP+TN+TNEU+FP+FN+FNEU} \quad (5)$$

Onde,

TNEU- *True Neutrals* (Neutros Verdadeiros)

FNEU- *False Neutrals* (Neutros Falsos)

Tabela 11 - Métrica de avaliação *Accuracy*

<i>True Positives</i>	61
<i>True Negatives</i>	10
<i>True Neutrals</i>	89
<i>False Positives</i>	15
<i>False Negatives</i>	4
<i>False Neutrals</i>	176
<i>Total Tweets</i>	355
<i>Accuracy</i>	45,07%

Fonte: Adaptado de Giachanou & Crestani (2016)

A análise manual dos *tweets* de Elon Musk foi feita tendo em conta os *tweets* a que o CEO da *Tesla* respondia, isto porque, da análise apenas do *tweet* de Elon Musk não dava para entender do que estava a falar, o que alteraria em muita a classificação dos sentimentos. Por outro lado, de referir que em relação aos *tweets* que apenas têm um *emoji* a rir os mesmos foram classificados como positivos, uma vez que o sentimento refletido num *tweet* em que alguém se ri em princípio é positivo.

Da análise da Tabela 11, é possível verificar que o desempenho do VADER na amostra utilizada gerou uma *accuracy* acima de 45%. Considero que existem várias explicações para este desempenho menos bom, tais como, Elon Musk quase que só responde a outros *tweets* e a ferramenta VADER não tem capacidade de verificar ao que está a ser respondido. Como já referido, o CEO da *Tesla* publica bastantes imagens nos seus *tweets* e o VADER também não as lê e por isso é que foram removidas da amostra. Ainda assim, na análise manual, estas imagens foram tidas em conta.

3.3.2. Relação do sentimento com as cotações das criptomoedas

Numa primeira fase deste estudo, foi analisado o efeito dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, de forma a verificar se o sentimento médio diário implícito nos *tweets* do CEO da *Tesla* tem impacto no mercado destas criptomoedas.

Foram encontradas evidências de não estacionariedade das séries temporais Rendibilidade da Bitcoin, Rendibilidade da Dogecoin e do *compound*, através do teste *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Tal significa que se pode usar a regressão linear para avaliar a relação entre a série do sentimento e cada uma das séries de rendibilidade das moedas de acordo com o modelo desenvolvido por Colonescu (2018). De acordo com o referido modelo, para reduzir o ruído através da utilização de séries alisadas optou-se ainda, por utilizar as variáveis medidas através de médias móveis a cinco dias.

Para contabilizar outros fatores que influenciam o mercado e que não se encontram no modelo, foi necessário introduzir termos autoregressivos, tendo sido escolhido o número de defasamentos em cada modelo, de por forma a minimizar o *Akaike Information Criterion* (AIC) do modelo (Colonescu, 2018). Assim, foi estimado um modelo de regressão linear múltipla que é o que se apresenta de seguida.

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 x_t + e_t \quad (6)$$

Onde:

Y_t é a rendibilidade da *Bitcoin* ou da *Dogecoin*

x_t é o sentimento refletido no *tweet* (*compound*) no momento t

e_t é o termo de erro

Nesta fase do estudo foram utilizados os dados financeiros diários apresentados anteriormente da *Bitcoin* e da *Dogecoin* entre 01/01/2020 e 31/12/2021 e os sentimentos médios diários destes dois anos também apresentados previamente.

3.3.3. Estudo de evento

A metodologia a adotar nesta pesquisa é o estudo de evento. Esta metodologia tem como objetivo avaliar se há alguma rendibilidade anormal no mercado financeiro devido a eventos específicos (Peterson, 1989). A rendibilidade anormal corresponde à rendibilidade observada menos a rendibilidade esperada. No caso em estudo, o mercado financeiro é o da *Bitcoin* e o da *Dogecoin* e o evento é a atividade de Elon Musk no *Twitter*. De acordo com Fama (1991), a metodologia de estudo de evento é um teste à eficiência do mercado na forma semiforte.

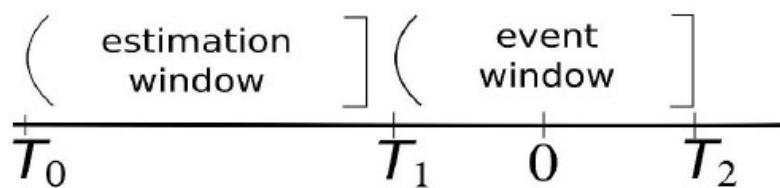


Figura 6 - Linha de tempo do estudo de evento

Fonte: Rayarel (2018)

De acordo com Rayarel (2018), a primeira etapa da realização de um estudo de evento é definir a janela do evento em que a mesma consiste no intervalo de tempo durante o qual o evento ocorre. Assim, esta janela pode incluir um certo número de dias antes e depois do anúncio.

A linha de tempo para um estudo de evento é a que se apresenta na Figura 6, sendo que:

- T_0 corresponde ao primeiro período usado na estimativa da rendibilidade normal do título
- T_1 representa o primeiro período utilizado no cálculo das rendibilidades anormais
- 0 é o período do evento
- T_2 é o último período utilizado no cálculo das rendibilidades anormais

De acordo com Peterson (1989), a seleção da duração do período do evento e do período da estimativa são deixados ao critério do pesquisador. Contudo, refere que é necessário ter em conta os prós e contras de uma janela mais longa. Assim, para um período mais longo, torna-se um modelo de previsão aprimorado, mas poderá ter o custo de uma instabilidade nos parâmetros do modelo.

No presente estudo, existem 120 eventos que são compostos pelos 355 *tweets* da amostra deste estudo. De referir que foi utilizada a classificação manual dos *tweets* apresentada anteriormente e apenas os *tweets* classificados como positivos e negativos foram considerados. Assim, os *tweets* que foram publicados no mesmo dia e que apresentassem a mesma polaridade de sentimento (positiva ou negativa) foram todos considerados pertencentes ao mesmo evento. Na Figura 7 é apresentado um exemplo de evento.

Data	Hora	<i>Tweet</i>
04/02/2021	07:27:10	<i>No highs, no lows, only Doge</i>
04/02/2021	07:17:17	<i>No need to be a gigachad to own</i>
04/02/2021	06:57:30	<i>ur welcome</i>
04/02/2021	06:40:18	<i>The most entertaining outcome is the most likely</i>

Figura 7 - Exemplo de evento (15.º evento)

Fonte: Elaboração Própria

Em linha de base com Ante (2021) foi definido que a hora em que o primeiro *tweet* foi publicado no *Twitter* como a hora do evento, um pouco diferente de Ante (2021) dado só estarem disponíveis dados horários dos preços das criptomoedas. Foi adotado este critério uma vez que quando um *tweet* é publicado, a maior reação dos utilizadores do *Twitter* é logo posterior à publicação do *tweet*. Por exemplo, no caso do evento da Figura 10, considerou-se que o evento ocorreu às 7 horas da manhã de 04/02/2021. Assim, os *tweets* publicados entre as 6:00 e as 6:29 foram considerados os eventos às 6:00, já os *tweets* divulgados entre as 6:30 e as 7:00 o evento considerou-se às 7:00 e por aí adiante com as restantes horas do dia, mais uma vez por só estarem disponíveis dados horários das criptomoedas.

Foram identificados os eventos pertencentes à *Bitcoin* e os eventos pertencentes à *Dogecoin*, à semelhança do que foi realizado no estudo de Ante (2021). Assim, da leitura do *tweet* e, nalguns casos, tendo em conta o contexto do *tweet* publicado, os *tweets* que referissem a *Dogecoin* foram considerados pertencentes a esta criptomoeda, já os *tweets* que referissem a *Bitcoin* foram considerados pertencentes a esta moeda virtual.

Assim, os eventos foram divididos em *Bitcoin* e *Dogecoin* e ainda divididos em eventos positivos *Bitcoin*, eventos negativos *Bitcoin*, eventos positivos *Dogecoin* e eventos negativos *Dogecoin*.

Bem como Ante (2021), optou-se por analisar vários período de evento, neste caso de 1 hora, de 3 horas e de 24 horas, como demonstra a Figura 8. O objetivo da análise destes três períodos recai sobre a necessidade de verificar se as reações no mercado da *Bitcoin* e da *Dogecoin* são rápidas ou se se repercutem por várias horas (Lopes, 2011).

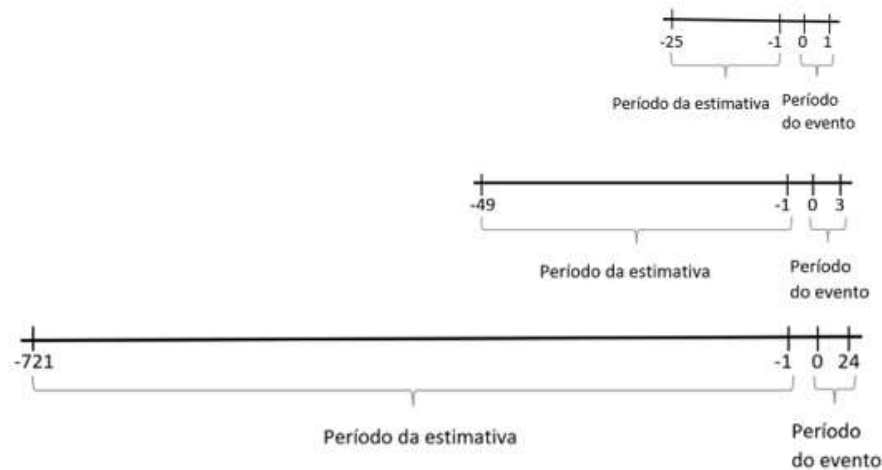


Figura 8 - Períodos do estudo de evento

Fonte: Adaptado de Rayarel (2018)

3.3.3.1. Tratamento das rendibilidades anormais

Tal como em Ante (2021), a metodologia de estudo de evento serve para calcular a parcela das rendibilidades identificadas atribuível à atividade de Elon Musk no *Twitter*. A rendibilidade esperada é calculada ao longo de um período de estimativa antes de um evento inesperado e é comparada à rendibilidade observada em torno do evento.

De acordo com Peterson (1989) a rendibilidade anormal (AR) é calculada de acordo com a seguinte fórmula:

$$AR_{i,t} = R_{i,t} - R_{i,t}^* \quad (7)$$

Onde,

$AR_{i,t}$ = Rendibilidade anormal do título no período t

$R_{i,t}$ = Rendibilidade do título i no período t

$R_{i,t}^*$ = Rendibilidade esperada ou prevista do título i no período t

Para os modelos alternativos, $R_{i,t}^*$ assume a forma de:

Modelo da rendibilidade ajustada média: $R_{i,t}^* = R_i$, que representa a rendibilidade média no título i

Modelo da rendibilidade ajustada de mercado: $R_{i,t}^* = R_{m,t}$, que representa a rendibilidade do mercado na data t

Modelo de mercado: $R_{i,t}^* = \hat{R}_{i,t}$, que representa a rendibilidade estimada do título i no período t de acordo com o modelo de mercado

Em linha com o estudo de evento de Ante (2021), considerando que a aplicabilidade de modelos de avaliação de ativos mais complexos ainda não está clara para os mercados de criptomoeda, foi usado o Modelo de Rendibilidade Ajustada Média para o cálculo das rendibilidades esperadas. O modelo calcula a rendibilidade média num período de tempo - a saber, 24 horas antes do evento, na análise a 1 hora; 48 horas antes do evento, na análise a 3 horas; e 720 horas antes do evento, na análise a 24 horas.

À semelhança de Rayarel (2018) foram ainda calculadas as rendibilidades anormais acumuladas médias para a análise a 3 horas e a análise a 24 horas, por forma a examinar o efeito acumulado médio dos eventos (Peterson, 1989). Este efeito acumulado médio tem o nome de *Cumulative Average Abnormal Returns* (CAAR) e calcula-se da seguinte forma:

$$CAAR_{N,n} = \sum_{t=T_1}^{T_2} AR_{N,t} \times \frac{1}{n} \quad (8)$$

Onde,

$CAAR_{N,n}$ = Rendibilidade Anormal Acumulada Média para N títulos por um período de duração n

T_1 = Primeiro período em que as AR são acumuladas

T_2 = Último período em que as AR são acumuladas

n = número de horas após o evento

4. Resultados e discussão

Neste capítulo são apresentados, analisados e discutidos os resultados obtidos no presente estudo do impacto dos *tweets* de Elon Musk na *Bitcoin* e na *Dogecoin* nas suas rendibilidades nos anos de 2020 e 2021, tendo por base a metodologia apresentada na secção anterior.

4.1. Modelo de Colonescu (2018)

Na Tabela 9 que se segue são apresentados os resultados da estimação do modelo de regressão de Colonescu (2018) para as duas criptomoedas em análise *Bitcoin* e *Dogecoin*.

Tabela 12 - Resultados da estimação do modelo de Colonescu (2018)

	<i>Bitcoin</i>		<i>Dogecoin</i>	
	<i>Coeficiente</i>	<i>p-value</i>	<i>Coeficiente</i>	<i>p-value</i>
Constante	0,0005	0,3059	0,0004	0,7200
Y_{t-1}	0,7726	<0,0001*	0,7845	<0,0001***
<i>Compound</i>	0,0018	0,6930	0,0202	0,0614*

*, *** significância estatística de 10% e 1% respetivamente

Os resultados apresentados na Tabela 12 demonstram que o efeito do sentimento dos *tweets* de Elon Musk não é estatisticamente significativo nas rendibilidades da *Bitcoin*. Estes resultados vão ao encontro dos resultados de Filho (2020) que conclui que as informações contidas nos *tweets* publicados por Trump não apresentam resultados significativos ao nível do impacto nas cotações do mercado de ações norte americano, europeu e chinês. Estes resultados também estão em consonância com os encontrados por Colonescu (2018) que demonstra não haver efeitos duradouros dos *tweets* de Trump no índice *Dow Jones*. Para a *Dogecoin* os resultados são significativos para um nível de 10%. O que denota que os *tweets* de Musk se apresentam como mais impactantes para esta criptomoeda. Tal facto poderá ser explicado pela menor capitalização de mercado e também pelo facto desta moeda ter sido bastante popularizada por Musk, o que pode significar que os utilizadores da *Dogecoin* são mais influenciados por este.

Mao et al. (2012) aplicam uma regressão linear para prever indicadores do mercado de ações usando dados do *Twitter* como variável dependente e concluem que o *Twitter* é útil para prever o mercado de ações. Já Kim et al. (2021) concluem no seu estudo, utilizando *Support Vector Machine*, que o envolvimento de Elon Musk no *Twitter*

correlaciona-se marginalmente com o preço das ações da *Tesla*, no curto prazo, sendo que no longo prazo essa correlação torna-se mais aparente.

Ainda assim, os estudos realizados por Filho (2020) e Colonescu (2018) analisam o impacto do sentimento dos *tweets* nos mercados globais e não num instrumento financeiro específico. Já os trabalhos realizados por Mao et al. (2012) e Kim et al. (2021) utilizam metodologias diferentes e ainda instrumentos financeiros diferentes.

Desta forma torna-se mais relevante comparar os resultados apresentados com estudos que tenham efetuado esta análise também para o mercado das criptomoedas. Os resultados apresentados vão ao encontro dos de Jain et al. (2018) que concluem também que o preço da *Bitcoin* não é muito afetado pelo sentimento dos *tweets*, obtendo um R^2 de 44%. Kraaijeveld & De Smedt (2020) utilizam testes de causalidade de Granger e classificando o sentimento dos *tweets* também através do VADER descobriram que o sentimento do *Twitter* tem poder preditivo para as rendibilidades da *Bitcoin*.

Comparando os resultados dos trabalhos apresentados, verificamos que os resultados deste estudo apenas vão ao encontro dos de Jain et al. (2018) possivelmente fruto de se utilizar a mesma metodologia de regressão linear múltipla e ser analisado o mesmo mercado financeiro.

Dos resultados apresentados conclui-se que H1a) é rejeitada. Desta forma, existem evidências estatísticas significativas para rejeitar as hipóteses de que os *tweets* publicados por Elon Musk apresentam informação nova ao mercado da *Bitcoin*, pelo que não têm impacto na rentabilidade desta criptomoeda. O atual estudo vai ao encontro de resultados anteriores obtidos para a análise de outros *tweets*, em contextos diversos, de que o efeito sentimento dos *tweets* publicados por Elon Musk são transitórios e já não são estatisticamente significativos quando se estimam resultados com dados de fecho diários. Ainda assim, H1b) não é rejeitada, pelo que existem evidências estatísticas suficientes para afirmar que os *tweets* de Musk apresentam informação nova ao mercado da *Dogecoin*, revelando impacto nas suas rentabilidades.

4.2. Estudo de evento

Para o estudo de evento foram considerados 120 eventos, compostos pelos 355 *tweets* da amostra deste estudo, tal como já foi anteriormente referido.

Na Tabela 13 são apresentadas as estatísticas descritivas das rendibilidades anormais dos 120 eventos, para uma hora após o evento e as rendibilidades anormais acumuladas médias a 3 horas e a 24 horas após o evento. A Tabela 10 apresenta as rendibilidades anormais separadas por eventos *Bitcoin* e eventos *Dogecoin*. De referir que os eventos relacionados à *Bitcoin* são 40 e relacionados à *Dogecoin* são 86. Tal significa também que 6 eventos se relacionam com ambas as criptomoedas.

Tabela 13 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos separados por criptomoeda

	<i>Bitcoin</i>			<i>Dogecoin</i>		
	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
Média	-0,0037	-0,0015	0,0002	-0,0035	-0,0036	-0,0003
Mediana	-0,0033	-0,0005	0,00005	-0,0005	-0,0021	-0,0003
Mínimo	-0,0669	-0,0197	-0,0049	-0,1006	-0,0589	-0,0195
Máximo	0,0377	0,0126	0,0079	0,0698	0,0372	0,0257
Desvio-padrão	0,0157	0,0065	0,0026	0,0254	0,0142	0,0054

Da análise da Tabela 13, podemos observar que relativamente à média da rendibilidade anormal a 1 hora, e das médias acumuladas a 3 horas e 24 horas, esta é negativa para ambas as criptomoedas e para todos os períodos de análise, à exceção da *Bitcoin* a 24 horas, embora apresente um valor muito baixo. Também a mediana é negativa para as duas moedas digitais e em todos os períodos de análise, à exceção, tal como na média, da *Bitcoin* a 24 horas. A mediana adota um comportamento idêntico à média, sendo que, para a *Bitcoin*, com o passar das horas da análise vem aumentando e, para a *Dogecoin*, diminui a 3 horas de análise e volta a aumentar na análise a 24 horas. Já quanto ao mínimo, o mesmo vai tornando-se menos relevante à medida que o tempo passa da hora do evento, começando em -6,7% numa análise a 1 hora, -2% a 3 horas e -0,49% numa análise a 24 horas para a *Bitcoin*. Em relação ao mínimo da *Dogecoin*, este após uma hora do evento situa-se nos -10%, passando para -5,9% 3 horas depois do evento e 24 horas depois do evento ronda os -2%. Quanto ao máximo da rendibilidade anormal, esta apresenta um maior valor nas análises a 1 hora para ambas as criptomoedas, ou seja, 3,7% para a *Bitcoin* e 7% para a *Dogecoin*. Por fim, o desvio-padrão representa a volatilidade e da análise da Tabela 10 constata-se que a *Bitcoin* é mais volátil 1 hora após o evento do que nas 3 e 24 horas posteriores ao evento. Relativamente à *Dogecoin* constata-se que a volatilidade é maior do que na *Bitcoin*. Ainda assim, a volatilidade da

Dogecoin segue a mesma tendência que a volatilidade da *Bitcoin*, isto é, torna-se menos aparente nas análises a 3 horas e a 24 horas.

Desta forma, pode-se concluir que, em média, o impacto dos *tweets* de Elon Musk nas rendibilidades da *Bitcoin* e da *Dogecoin* é negativo, seja o sentimento refletido nesse *tweet* positivo ou negativo. Por outro lado, constata-se que o impacto dos *tweets* de Elon Musk nos mercados das criptomoedas em análise quando é negativo é mais impactante do que quando é positivo. Por fim, pode-se verificar que os *tweets* de Elon Musk têm maior impacto na volatilidade da *Dogecoin* do que da *Bitcoin*.

Nas Tabelas 14 e 15 são apresentadas as estatísticas descritivas das rendibilidades anormais acumuladas dos 120 eventos para uma hora após o evento e rendibilidades anormais acumuladas médias a 3 horas e a 24 horas após o evento, separadas por eventos positivos *Bitcoin* e eventos negativos *Bitcoin*; e eventos positivos *Dogecoin* e eventos negativos *Dogecoin*, respetivamente. Tal como anteriormente referido, os eventos relacionados à *Bitcoin* são 40 e os relacionados à *Dogecoin* são 86, com 6 eventos a relacionar-se com ambas as criptomoedas. Nestes 6 eventos o sentimento refletido no *tweet* de Elon Musk é negativo para uma criptomoeda e positivo para a outra. Dos eventos da *Bitcoin*, 21 são negativos e 19 são positivos. Dos eventos relacionados com a *Dogecoin*, 17 são negativos e 69 são positivos.

Tabela 14 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos da *Bitcoin* separados por polaridade

	Eventos Negativos <i>Bitcoin</i>			Eventos Positivos <i>Bitcoin</i>		
	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
Média	-0,0048	-0,0013	0,0003	-0,0025	-0,0018	-0,000001
Mediana	-0,0016	-0,0015	0,0005	-0,0038	-0,0004	0,00004
Mínimo	-0,0669	-0,0169	-0,0049	-0,0191	-0,0197	-0,0044
Máximo	0,0377	0,0126	0,0079	0,0137	0,0058	0,0032
Desvio-padrão	0,0208	0,0069	0,0029	0,0073	0,0061	0,0021

Da observação da Tabela 14, constata-se que as médias das rendibilidades anormais a 1 hora e das rendibilidades anormais médias acumuladas a 3 horas e a 24 horas, para ambas as polaridades, são negativas, à exceção da *Bitcoin* a 24 horas,

tornando-se menos aparente à medida que nos afastamos do evento no tempo. Ainda assim, é de ressaltar que os valores das médias para os eventos negativos são mais elevados que para os eventos positivos. Em relação às medianas, as mesmas também são negativas para os três períodos de análise e para ambos os sentimentos, exceptuando a análise a 24 horas para ambas as polaridades de sentimento. Tanto nos eventos positivos como nos eventos negativos da *Bitcoin*, a mediana e a média tendem a aproximar-se de 0 à medida que o tempo se afasta do evento. Quanto ao mínimo, o mesmo é sempre negativo em todos os períodos de análise da amostra e para ambas as polaridades de sentimento. De referir que nos eventos negativos da *Bitcoin* o mínimo aproxima-se de 0 à medida que nos afastamos do evento já nos eventos positivos o mesmo também acontece, embora com menos impacto. Quanto ao máximo, este também é sempre positivo e curiosamente é mais positivo nos eventos negativos da *Bitcoin* do que nos eventos positivos desta criptomoeda. Finalmente, o desvio-padrão demonstra a volatilidade da *Bitcoin* nos eventos negativos a 1 hora, tornando-se menos aparente nas análises a 3 horas e a 24 horas. Em relação aos eventos positivos, o desvio-padrão apresenta valores comparativamente baixos.

Pelos dados apresentados verificamos que, para a *Bitcoin*, a polaridade do sentimento refletido nos *tweets* de Elon Musk não é relevante e que, em média, o impacto na rendibilidade desta criptomoeda é negativo, deixando de se repercutir 24 horas após o evento.

Tabela 15 - Estatísticas Descritivas das rendibilidades anormais dos eventos da *Dogecoin* separados por polaridade

	Eventos Negativos <i>Dogecoin</i>			Eventos Positivos <i>Dogecoin</i>		
	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
Média	-0,0085	-0,0044	-0,0008	-0,0023	-0,0034	-0,0001
Mediana	-0,0074	-0,0040	-0,0007	0,0004	-0,0012	-0,00006
Mínimo	-0,0688	-0,0371	-0,0064	-0,1006	-0,0589	-0,0195
Máximo	0,0698	0,0124	0,0068	0,0517	0,0372	0,0257
Desvio-padrão	0,0294	0,0113	0,0036	0,0244	0,0149	0,0058

Do balanço da Tabela 15, podemos verificar que as médias das rendibilidades anormais a 1 hora e das rendibilidades anormais médias acumuladas a 3 horas e a 24 horas

da *Dogecoin*, é negativa para todos os períodos de análise, independentemente de o evento ser positivo ou negativo. Em relação à mediana, verificamos que para todos os períodos de análise, para os eventos negativos, a mesma é sempre negativa, tornando-se com menor impacto nas análises a 3 horas e 24 horas. Já nos eventos positivos da *Dogecoin*, a mediana é positiva 1 hora após o evento, embora insignificante, ficando negativa nas análises a 3 e 24 horas. Quanto ao mínimo, para os eventos positivos, este é menor do que para os eventos negativos, verificando-se um mínimo de -10% 1 hora após um evento positivo e após um evento negativo de -6,9%. Ainda assim, o mesmo vai diminuindo com o passar das horas após o evento para ambas as polaridades de sentimento. No que toca ao máximo, nos eventos negativos da *Dogecoin*, este tende a diminuir à medida que o tempo se afasta do evento, mas sendo sempre positivo, já nos eventos positivos da *Dogecoin* verifica-se o mesmo, embora de forma menos impactante. Por último, em relação ao desvio-padrão, este vem diminuindo à medida que a análise se distancia da hora do evento para ambas as polaridades de sentimento.

Assim, conclui-se que, independentemente do sentimento refletido nos *tweets* de Elon Musk, o seu impacto no mercado da *Dogecoin* é, em média, negativo, sendo quase nulo 24 horas posteriores à publicação do *tweet*. Os *tweets* positivos do CEO da *Tesla* têm mais impacto negativo no mercado da *Dogecoin* do que os *tweets* com sentimento negativo. A volatilidade do mercado da *Dogecoin* torna-se mais aparente após um *tweet* de Elon Musk negativo e apenas 1 hora depois, voltando a uma volatilidade quase nula 24 horas após o mesmo.

Comparando as Tabelas 14 e 15, verificamos que, em média, os *tweets* com sentimento negativo publicados por Musk têm um impacto mais marcante no mercado da *Dogecoin* do que no mercado da *Bitcoin*. Por outro lado, observa-se que o mercado da *Dogecoin* é mais volátil do que o mercado da *Bitcoin* após um *tweet* de Elon Musk, o que vai ao encontro dos resultados que tínhamos obtido anteriormente através do modelo de Colonescu (2018).

4.2.1. Resultados do estudo de evento

4.2.1.1. Eventos separados por criptomoeda

Por forma a verificar se o impacto dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin* é significativamente diferente de 0, independentemente do sentido

dos mesmos, recorreu-se ao teste paramétrico teste t para uma amostra. O teste t para amostra pretende testar se uma média populacional é ou não igual a um determinado valor a partir da estimativa obtida de uma amostra aleatória (Marôco, 2018). No caso, pretende-se testar se a média da amostra assume o valor de 0. Assim, as hipóteses testadas foram:

$$H_0: \text{Rendibilidade Anormal Acumulada Média} = 0$$

$$H_1: \text{Rendibilidade Anormal Acumulada Média} \neq 0$$

O teste t para uma amostra pressupõe a normalidade desta, isto é, $Y \sim N(\mu, \sigma)$ (Marôco, 2018). Ainda assim, para amostras de grande dimensão o teorema do limite central assegura que a distribuição *t-Student* se aproxima da $N(0,1)$ (Marôco, 2018). Assim, para $n > 30$, pode assumir-se que a estatística de teste $T \sim N(0,1)$ (Marôco, 2018).

As amostras deste estudo são compostas por 86 eventos para a *Dogecoin* e 40 eventos para a *Bitcoin*, pelo que se assume que seguem uma distribuição normal.

Nas Tabelas 16 e 17 são apresentadas as rendibilidades anormais a 1 hora, e rendibilidades anormais acumuladas médias a 3 horas e 24 horas para a *Bitcoin* e *Dogecoin*, respetivamente. Os 120 eventos identificados são apresentados numerados por ordem cronológica da sua publicação.

Tabela 16 - Rendibilidades Anormais a 1 hora e Anormais Acumuladas Médias a 3 horas e 24 horas - *Bitcoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
1	10/01/2020	05:53:10	-0,0047	0,0024	0,0018
3	18/03/2020	00:01:51	-0,0016	0,0023	0,0005
6	01/05/2020	21:34:24	-0,0002	-0,0004	0,0003
7	15/05/2020	21:03:01	-0,0051	0,0017	-0,0001
9	16/11/2020	21:02:51	-0,0016	-0,0017	0,0016
10	20/12/2020	07:21:25	-0,0091	-0,0025	-0,0007
14	09/01/2021	19:44:06	-0,0098	-0,0018	-0,0042
17	07/02/2021	23:09:57	-0,0033	-0,0057	0,0079
20	08/02/2021	23:09:50	-0,0191	-0,0051	-0,0008
22	10/02/2021	06:18:12	0,0028	0,0002	-0,0021
29	19/02/2021	02:01:02	-0,0012	0,0026	0,0031
30	19/02/2021	02:11:31	-0,0012	0,0026	0,0031
31	19/02/2021	03:20:47	0,0077	0,0037	0,0032
32	20/02/2021	05:07:51	-0,0163	-0,0061	-0,0004
33	20/02/2021	06:02:06	-0,0033	0,0019	-0,0002

35	23/02/2021	07:20:41	0,0377	0,0024	0,0035
40	13/03/2021	01:10:53	0,0045	0,0015	0,0030
43	24/03/2021	06:17:41	0,0137	0,0058	-0,0024
44	25/03/2021	06:41:51	0,0079	-0,0022	0,0007
47	10/04/2021	06:25:11	-0,0010	-0,0003	-0,0009
52	22/04/2021	04:47:06	-0,0051	-0,0005	-0,0044
53	26/04/2021	22:15:01	-0,0108	-0,0034	0,0006
54	29/04/2021	20:38:42	0,0039	0,0009	0,0031
62	12/05/2021	21:06:14	-0,0669	-0,0144	-0,0030
63	13/05/2021	08:54:35	0,0175	0,0126	0,0021
65	14/05/2021	15:47:12	-0,0035	-0,0089	-0,0020
69	20/05/2021	12:14:02	-0,0097	-0,0197	-0,0003
70	20/05/2021	19:13:36	0,0136	0,0048	-0,0049
71	24/05/2021	18:42:36	-0,0199	-0,0049	-0,0016
75	30/05/2021	20:24:28	-0,0093	-0,0066	0,0016
76	01/06/2021	04:42:40	-0,0050	-0,0082	0,0001
78	04/06/2021	00:16:37	-0,0041	-0,0040	0,0000
79	05/06/2021	06:41:30	-0,0399	-0,0169	-0,0011
80	13/06/2021	16:42:54	0,0030	0,0115	0,0027
81	17/06/2021	10:07:28	-0,0087	-0,0015	-0,0012
89	25/06/2021	01:02:19	-0,0024	0,0007	0,0012
92	09/07/2021	06:15:00	0,0025	-0,0004	-0,0014
95	13/07/2021	01:33:53	-0,0038	-0,0076	-0,0040
107	24/10/2021	16:51:57	0,0092	0,0051	0,0016
111	20/11/2021	05:20:16	-0,0060	-0,0013	0,0005

Da análise da Tabela 16, constata-se que a amostra apresenta 40 *tweets* de Elon Musk relacionados com a *Bitcoin*. Podemos verificar que as rendibilidades anormais após 1 hora de um *tweet* de Elon Musk são, na maioria dos eventos, negativas. 3 horas após o evento, as CAAR's apresentam, para mais eventos, valores positivos. Após 24 horas da publicação de um *tweet* de Elon Musk, as rendibilidades anormais acumuladas médias apresentam ainda mais valores positivos e os valores negativos tendem a ser menos impactantes do que os a 1 hora.

Comparando o ano 2020 com 2021, podemos verificar que os valores apresentados são menos negativos para o primeiro ano do que o segundo e, por outro lado, após 24 horas do *tweet* do CEO da *Tesla*, o impacto no mercado da *Bitcoin* é quase nulo, facto

que não se verifica com tanta representatividade nos resultados de 2021. Ainda assim, a amostra de *tweets* de 2020 é bem menor que a amostra de *tweets* de 2021.

Desta forma, e apenas de acordo com a Tabela 17, os *tweets* de Elon Musk têm maior impacto no mercado da *Bitcoin* 1 hora após o evento, impacto esse negativo. A partir de 1 hora após o evento, o impacto no mercado começa a deixar de se verificar, dando a entender que o mercado desta criptomoeda já não tem em conta os *tweets* do CEO da *Tesla*.

Tabela 17 - Rendibilidades Anormais a 1 hora e Anormais Acumuladas Médias a 3 horas e 24 horas- *Dogecoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
2	03/03/2020	07:49:26	0,0170	0,0142	0,0017
4	05/04/2020	21:02:08	0,0157	0,0054	0,0027
5	25/04/2020	12:29:52	-0,0014	-0,0012	0,0024
8	17/07/2020	23:58:55	-0,0031	-0,0011	0,0003
11	20/12/2020	08:30:04	-0,0398	-0,0156	0,0012
12	24/12/2020	17:15:39	0,0024	0,0006	0,0004
13	09/01/2021	11:19:13	0,0014	-0,0093	-0,0023
15	04/02/2021	06:40:18	0,0429	0,0372	-0,0038
16	07/02/2021	01:36:32	-0,0359	-0,0075	0,0035
17	07/02/2021	23:09:57	0,0516	-0,0311	0,0006
18	08/02/2021	00:13:52	-0,0502	-0,0274	-0,0015
19	08/02/2021	04:27:36	0,0024	0,0085	0,0021
21	10/02/2021	05:35:14	-0,0231	-0,0147	-0,0040
23	10/02/2021	14:08:11	0,0042	-0,0140	-0,0048
24	11/02/2021	08:08:33	0,0121	0,0003	-0,0064
25	14/02/2021	22:25:16	-0,0460	-0,0371	-0,0044
26	15/02/2021	09:08:32	0,0449	0,0211	-0,0043
27	16/02/2021	01:39:46	0,0027	0,0035	-0,0013
28	16/02/2021	15:05:20	0,0046	0,0022	-0,0038
31	19/02/2021	03:20:47	-0,0229	-0,0042	-0,0040
34	20/02/2021	07:42:28	-0,0160	-0,0077	-0,0047
36	23/02/2021	09:46:12	0,0698	0,0124	0,0068
37	24/02/2021	12:00:05	-0,0190	-0,0130	-0,0046
38	01/03/2021	18:57:08	0,0071	0,0009	-0,0014
39	02/03/2021	07:36:34	-0,0094	-0,0040	-0,0007
40	13/03/2021	01:10:53	-0,0005	0,0012	0,0042
41	14/03/2021	03:58:24	-0,0136	-0,0033	-0,0027

42	15/03/2021	22:11:50	-0,0186	0,0003	0,0012
45	25/03/2021	06:54:15	0,0051	0,0016	0,0012
46	08/04/2021	19:45:19	0,0006	0,0036	0,0005
47	10/04/2021	06:25:11	-0,0002	0,0017	0,0016
48	14/04/2021	21:19:48	0,0517	0,0055	0,0148
49	15/04/2021	03:28:47	-0,0059	-0,0223	0,0257
50	16/04/2021	16:01:25	-0,0740	-0,0453	-0,0195
51	20/04/2021	17:37:14	-0,1006	0,0073	-0,0038
55	01/05/2021	20:51:22	0,0214	0,0020	-0,0028
56	06/05/2021	23:41:25	-0,0221	0,0238	0,0072
57	07/05/2021	03:24:20	-0,0111	0,0268	0,0072
58	09/05/2021	21:41:43	-0,0140	-0,0092	-0,0120
59	10/05/2021	03:43:27	0,0418	0,0105	-0,0063
60	11/05/2021	07:13:35	0,0059	-0,0150	-0,0034
61	12/05/2021	19:18:12	-0,0165	-0,0589	-0,0095
64	13/05/2021	21:45:16	-0,0192	0,0028	0,0038
66	16/05/2021	00:20:45	0,0204	-0,0027	-0,0046
67	16/05/2021	01:03:55	-0,0160	-0,0081	-0,0052
68	16/05/2021	04:56:47	-0,0109	-0,0052	-0,0051
72	25/05/2021	04:37:12	-0,0059	-0,0162	-0,0003
73	25/05/2021	19:16:51	0,0203	0,0059	0,0003
74	29/05/2021	18:30:28	0,0073	0,0059	0,0021
75	30/05/2021	20:24:28	0,0062	-0,0025	0,0029
77	01/06/2021	04:59:37	-0,0031	-0,0135	0,0052
82	22/06/2021	04:59:30	0,0094	-0,0196	0,0041
83	24/06/2021	05:28:59	-0,0126	0,0016	0,0062
84	25/06/2021	00:55:23	-0,0138	-0,0263	-0,0075
86	28/06/2021	03:45:15	0,0079	0,0049	0,0001
87	01/07/2021	08:24:21	-0,0137	0,0000	-0,0016
88	05/07/2021	08:30:52	-0,0688	-0,0138	-0,0007
90	12/07/2021	20:32:08	-0,0028	-0,0065	-0,0014
91	13/07/2021	01:33:26	0,0019	-0,0038	-0,0027
92	13/07/2021	01:33:53	0,0019	-0,0038	-0,0027
93	17/07/2021	15:53:53	0,0294	0,0152	0,0016
94	25/07/2021	03:08:05	-0,0043	0,0012	0,0056
95	14/08/2021	14:02:57	-0,0075	-0,0039	0,0016
96	30/08/2021	00:27:07	0,0026	-0,0051	-0,0021
97	02/09/2021	16:28:28	-0,0035	-0,0004	-0,0006
98	12/09/2021	22:58:22	-0,0203	-0,0126	-0,0019

99	22/09/2021	19:50:08	0,0005	-0,0049	0,0002
100	04/10/2021	00:41:58	-0,0140	-0,0045	0,0040
101	10/10/2021	12:54:25	0,0010	-0,0029	-0,0011
102	13/10/2021	23:28:11	0,0004	-0,0009	-0,0015
103	17/10/2021	21:24:27	-0,0074	0,0011	0,0015
104	17/10/2021	21:38:00	0,0092	0,0013	0,0018
105	22/10/2021	17:56:21	0,0010	-0,0020	-0,0002
106	24/10/2021	16:38:14	0,0044	0,0046	-0,0001
108	24/10/2021	16:54:27	0,0044	0,0046	-0,0001
109	27/10/2021	22:16:36	-0,0103	-0,0010	0,0097
110	02/11/2021	23:00:11	-0,0028	-0,0027	-0,0009
112	23/11/2021	09:00:48	-0,0291	-0,0036	-0,0016
113	25/11/2021	00:35:16	-0,0005	-0,0043	0,0002
114	02/12/2021	07:38:01	0,0072	0,0005	-0,0008
115	05/12/2021	18:14:07	0,0057	0,0063	0,0021
116	10/12/2021	18:10:52	-0,0039	-0,0046	0,0003
117	12/12/2021	19:42:43	0,0004	-0,0037	-0,0025
118	14/12/2021	09:34:23	-0,0478	-0,0355	-0,0064
119	23/12/2021	06:11:42	0,0123	0,0055	0,0019
120	25/12/2021	20:53:31	-0,0018	-0,0022	0,0001

Da observação da Tabela 17, constatamos que a amostra de *tweets* de Elon Musk relacionados com a *Dogecoin* é de 86. Verificamos que as rendibilidades anormais dos eventos desta criptomoeda tanto são positivas como são negativas em todos os períodos de análise dos eventos. Tal pode acontecer dependendo da polaridade do sentimento refletido no *tweet*. Assim como na *Bitcoin*, o impacto dos *tweets* de Elon Musk na *Dogecoin* é mais visível 1 hora após estes.

Podemos observar da análise da Tabela 17 que 24 horas após um *tweet* de Elon Musk as rendibilidades anormais acumuladas médias da *Dogecoin* para o ano de 2020 se apresentam todas positivas, o que parece demonstrar que o impacto dos *tweets* do CEO da *Tesla* deixa de se refletir nesta criptomoeda, ao contrário dos *tweets* publicados em 2021 que, 24 horas após o mesmo, as CAAR's permanecem negativas para grande parte dos eventos.

Na Tabela 18 que se encontra de seguida são apresentados os resultados do teste t para os eventos relacionados com as criptomoedas *Bitcoin* e *Dogecoin*.

Tabela 18 - Resultados do teste t separado por criptomoedas

<i>t</i>	<i>Bitcoin</i>			<i>Dogecoin</i>		
	<i>N</i>	<i>t_{stat}</i>	<i>p-value</i>	<i>N</i>	<i>t_{stat}</i>	<i>p-value</i>
1	40	-1,4915	0,1439	86	-1,2932	0,1995
3	40	-1,4979	0,1422	86	-2,3288	0,0222**
24	40	0,3785	0,7071	86	-0,4558	0,6497

** significância estatística de 5%

Da análise da Tabela 18 presenciamos, apenas na análise a 3 horas dos eventos relacionados com a *Dogecoin*, que existe evidência estatística suficiente para rejeitar a hipótese nula a um nível de significância de 5%. Assim, neste caso a rendibilidade anormal acumulada média assume um valor inferior a 0.

Desta forma, para todos os períodos de análise, não existe evidência estatística para afirmar que os *tweets* de Elon Musk têm impacto no mercado da *Bitcoin*. Em relação ao mercado da *Dogecoin*, os *tweets* do CEO da *Tesla* apenas têm impacto negativo 3 horas após estes.

Dos resultados obtidos, conclui-se que os *tweets* publicados por Elon Musk não apresentam informação nova ao mercado das criptomoedas, pelo que não causam alterações significativas na rendibilidade da *Bitcoin* nem a informação é rapidamente absorvida pelo mercado, levando à rejeição da H2a).

Por outro lado, apesar dos *tweets* de Elon Musk terem impacto para o mercado da *Dogecoin* 3 horas após os mesmos, este impacto não se verifica a 1 hora, pelo que a informação não é rapidamente absorvida pelo mercado e assim rejeita-se H2b).

Os resultados apresentados vão ao encontro dos verificados por Ante (2021) que comprova que existem eventos de publicações no *Twitter* de Elon Musk que têm impacto significativo nas rendibilidades do mercado da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, ainda assim conclui que alguns eventos são reações a eventos anteriores do mercado e outros são ações independentes dos *tweets* de Musk.

Já Rayarel (2018) chega à conclusão de que os *tweets* publicados por Trump influenciam os preços das ações de algumas empresas, levando a rendibilidades anormais que duram 2 a 3 dias de negociação, conclusões essas diferentes das verificadas neste estudo. Também Guo et al. (2021), através da metodologia de estudo de evento, constata

que os *tweets* positivos de Trump aumentam os preços das ações do mercado chinês (empresas com maior conexão aos EUA). Born et al. (2017) concluem que os *tweets* de Trump têm um impacto não duradouro no preço das ações das empresas de capital aberto analisadas.

Assim, comparando as conclusões dos autores enumerados com as conclusões deste estudo, constata-se que as mesmas vão ao encontro de Ante (2021), autor que também estuda o mercado das criptomoedas e os *tweets* de Elon Musk.

4.2.1.2. Eventos separados por criptomoeda e por polaridade

Por forma a completar o estudo anterior procurou averiguar-se a relação dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin* consoante o sentido deste, ou seja, positivo ou negativo para clarificar o impacto da polaridade dos *tweets* no sentido do mercado.

Nas Tabelas 19 e 20 que se seguem são apresentadas as rendibilidades anormais e anormais acumuladas médias para todos os períodos de análise para a *Bitcoin*, separados por eventos positivos e eventos negativos, respetivamente.

Tabela 19 - Rendibilidades Anormais (1h) e Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Positivos *Bitcoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
1	10/01/2020	05:53:10	-0,0047	0,0024	0,0018
6	01/05/2020	21:34:24	-0,0002	-0,0004	0,0003
7	15/05/2020	21:03:01	-0,0051	0,0017	-0,0001
10	20/12/2020	07:21:25	-0,0091	-0,0025	-0,0007
20	08/02/2021	23:09:50	-0,0191	-0,0051	-0,0008
29	19/02/2021	02:01:02	-0,0012	0,0026	0,0031
31	19/02/2021	03:20:47	0,0077	0,0037	0,0032
33	20/02/2021	06:02:06	-0,0033	0,0019	-0,0002
43	24/03/2021	06:17:41	0,0137	0,0058	-0,0024
52	22/04/2021	04:47:06	-0,0051	-0,0005	-0,0044
54	29/04/2021	20:38:42	0,0039	0,0009	0,0031
65	14/05/2021	15:47:12	-0,0035	-0,0089	-0,0020
69	20/05/2021	12:14:02	-0,0097	-0,0197	-0,0003
76	01/06/2021	04:42:40	-0,0050	-0,0082	0,0001
78	04/06/2021	00:16:37	-0,0041	-0,0040	0,0000
89	25/06/2021	01:02:19	-0,0024	0,0007	0,0012

95	09/07/2021	06:15:00	-0,0038	-0,0076	-0,0040
107	24/10/2021	16:51:57	0,0092	0,0051	0,0016
111	20/11/2021	05:20:16	-0,0060	-0,0013	0,0005

Da observação da Tabela 19, constata-se que a amostra de *tweets* positivos relacionados com a *Bitcoin* é de 19. Concluímos que o impacto para o mercado dos *tweets* positivos relacionados com a *Bitcoin* após 1 hora dos mesmos é negativo na maioria dos eventos, tendo a manter-se negativo 3 horas após o evento. 24 horas após um *tweet* do CEO da *Tesla* relacionado com a *Bitcoin*, o mercado desta criptomoeda tende a voltar à sua situação normal, com rendibilidades anormais acumuladas médias perto dos 0.

Tabela 20 - Rendibilidades Anormais (1h) e Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Negativos *Bitcoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
3	18/03/2020	00:01:51	-0,0016	0,0023	0,0005
9	16/11/2020	21:02:51	-0,0016	-0,0017	0,0016
14	09/01/2021	19:44:06	-0,0098	-0,0018	-0,0042
17	07/02/2021	23:09:57	-0,0033	-0,0057	0,0079
22	10/02/2021	06:18:12	0,0028	0,0002	-0,0021
30	19/02/2021	02:11:31	-0,0012	0,0026	0,0031
32	20/02/2021	05:07:51	-0,0163	-0,0061	-0,0004
35	23/02/2021	07:20:41	0,0377	0,0024	0,0035
40	13/03/2021	01:10:53	0,0045	0,0015	0,0030
44	25/03/2021	06:41:51	0,0079	-0,0022	0,0007
47	10/04/2021	06:25:11	-0,0010	-0,0003	-0,0009
53	26/04/2021	22:15:01	-0,0108	-0,0034	0,0006
62	12/05/2021	21:06:14	-0,0669	-0,0144	-0,0030
63	13/05/2021	08:54:35	0,0175	0,0126	0,0021
70	20/05/2021	19:13:36	0,0136	0,0048	-0,0049
71	24/05/2021	18:42:36	-0,0199	-0,0049	-0,0016
75	30/05/2021	20:24:28	-0,0093	-0,0066	0,0016
79	05/06/2021	06:41:30	-0,0399	-0,0169	-0,0011
80	13/06/2021	16:42:54	0,0030	0,0115	0,0027
81	17/06/2021	10:07:28	-0,0087	-0,0015	-0,0012
92	13/07/2021	01:33:53	0,0025	-0,0004	-0,0014

Da análise da Tabela 20, verificamos que a amostra de *tweets* negativos relacionados com a *Bitcoin* é de 21. Podemos analisar que tanto existem efeitos negativos como positivos para o mercado da *Bitcoin* após um *tweet* negativo de Musk.

Nas Tabelas 21 e 22 que se seguem são apresentadas as rendibilidades anormais a 1 hora e anormais acumuladas médias a 3 e 24 horas para todos os períodos de análise para a *Dogecoin*, separados por eventos positivos e eventos negativos, respetivamente.

Tabela 21 - Rendibilidades Anormais (1h) Anormais Acumuladas Médias (3h/24h) -Eventos Positivos *Dogecoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
2	03/03/2020	07:49:26	0,0170	0,0142	0,0017
4	05/04/2020	21:02:08	0,0157	0,0054	0,0027
5	25/04/2020	12:29:52	-0,0014	-0,0012	0,0024
8	17/07/2020	23:53:43	-0,0031	-0,0011	0,0003
11	20/12/2020	08:30:04	-0,0398	-0,0156	0,0012
12	24/12/2020	17:15:39	0,0024	0,0006	0,0004
13	09/01/2021	11:19:13	0,0014	-0,0093	-0,0023
15	04/02/2021	06:40:18	0,0429	0,0372	-0,0038
16	07/02/2021	01:36:32	-0,0359	-0,0075	0,0035
17	07/02/2021	23:09:57	0,0516	-0,0311	0,0006
18	08/02/2021	00:13:52	-0,0502	-0,0274	-0,0015
23	10/02/2021	14:08:11	0,0044	-0,0140	-0,0048
26	15/02/2021	09:08:32	0,0449	0,0211	-0,0043
28	16/02/2021	15:05:20	0,0046	0,0022	-0,0038
34	20/02/2021	07:42:28	-0,0160	-0,0077	-0,0047
37	24/02/2021	12:00:05	-0,0190	-0,0130	-0,0046
38	01/03/2021	18:57:08	0,0071	0,0009	-0,0014
40	13/03/2021	01:10:53	-0,0005	0,0012	0,0042
41	14/03/2021	03:58:24	-0,0136	-0,0033	-0,0027
42	15/03/2021	22:11:50	-0,0186	0,0003	0,0012
45	25/03/2021	06:54:15	0,0051	0,0016	0,0012
46	08/04/2021	19:45:19	0,0006	0,0036	0,0005
47	10/04/2021	06:25:11	-0,0002	0,0017	0,0016
48	14/04/2021	21:19:48	0,0517	0,0055	0,0148
49	15/04/2021	03:28:47	-0,0059	-0,0223	0,0257
50	16/04/2021	16:01:25	-0,0740	-0,0453	-0,0195
51	20/04/2021	17:37:14	-0,1006	0,0073	-0,0038
55	01/05/2021	20:51:22	0,0214	0,0020	-0,0028

56	06/05/2021	23:41:25	-0,0221	0,0238	0,0072
57	07/05/2021	03:24:20	-0,0111	0,0268	0,0072
58	09/05/2021	21:41:43	-0,0140	-0,0092	-0,0120
59	10/05/2021	03:43:27	0,0418	0,0105	-0,0063
60	11/05/2021	07:13:35	0,0059	-0,0150	-0,0034
61	12/05/2021	19:18:12	-0,0165	-0,0589	-0,0095
64	13/05/2021	21:45:16	-0,0192	0,0028	0,0038
66	16/05/2021	00:20:45	0,0204	-0,0027	-0,0046
68	16/05/2021	04:56:47	-0,0109	-0,0052	-0,0051
72	25/05/2021	04:37:12	-0,0059	-0,0162	-0,0003
74	29/05/2021	18:30:28	0,0073	0,0059	0,0021
75	30/05/2021	20:24:28	0,0062	-0,0025	0,0029
77	01/06/2021	04:59:37	-0,0031	-0,0135	0,0052
82	22/06/2021	04:59:30	0,0094	-0,0196	0,0041
83	24/06/2021	05:28:59	-0,0126	0,0016	0,0062
84	25/06/2021	00:55:23	-0,0138	-0,0263	-0,0075
86	28/06/2021	03:45:15	0,0079	0,0049	0,0001
87	01/07/2021	08:24:21	-0,0137	0,0000	-0,0016
90	12/07/2021	20:32:08	-0,0028	-0,0065	-0,0014
91	13/07/2021	01:33:26	0,0019	-0,0038	-0,0027
92	13/07/2021	01:33:53	0,0019	-0,0038	-0,0027
93	17/07/2021	15:53:53	0,0294	0,0152	0,0016
95	14/08/2021	14:02:57	-0,0075	-0,0039	0,0016
96	30/08/2021	00:27:07	0,0026	-0,0051	-0,0021
97	02/09/2021	16:28:28	-0,0035	-0,0004	-0,0006
99	22/09/2021	19:50:08	0,0005	-0,0049	0,0002
100	04/10/2021	00:41:58	-0,0140	-0,0045	0,0040
101	10/10/2021	12:54:25	0,0010	-0,0029	-0,0011
102	13/10/2021	23:28:11	0,0004	-0,0009	-0,0015
104	17/10/2021	21:38:00	0,0092	0,0013	0,0018
105	22/10/2021	17:56:21	0,0010	-0,0020	-0,0002
106	24/10/2021	16:38:14	0,0044	0,0046	-0,0001
108	24/10/2021	16:54:27	0,0044	0,0046	-0,0001
109	27/10/2021	22:16:36	-0,0103	-0,0010	0,0097
110	02/11/2021	23:00:11	-0,0028	-0,0027	-0,0009
114	02/12/2021	07:38:01	0,0072	0,0005	-0,0008
115	05/12/2021	18:14:07	0,0057	0,0063	0,0021
117	12/12/2021	19:42:43	0,0004	-0,0037	-0,0025
118	14/12/2021	09:34:23	-0,0478	-0,0355	-0,0064

119	23/12/2021	06:11:42	0,0123	0,0055	0,0019
120	25/12/2021	20:53:31	-0,0018	-0,0022	0,0001

Analisando a Tabela 21, podemos verificar que a amostra de *tweets* positivos relacionados com a criptomoeda *Dogecoin* é de 69. Constata-se que os *tweets* positivos de Elon Musk tanto têm impacto negativo como positivo para o mercado de *Dogecoin* nos três períodos de análise após os mesmos.

Tabela 22 - Rendibilidades Anormais (1h) Anormais Acumuladas Médias(3h/24h) -Eventos Negativos *Dogecoin*

Evento	Data	Hora	AR ₁	CAAR ₃	CAAR ₂₄
19	08/02/2021	04:27:36	0,0024	0,0085	0,0021
21	10/02/2021	05:35:14	-0,0231	-0,0147	-0,0040
24	11/02/2021	08:08:33	0,0121	0,0003	-0,0064
25	14/02/2021	22:25:16	-0,0460	-0,0371	-0,0044
27	16/02/2021	01:39:46	0,0027	0,0035	-0,0013
31	19/02/2021	03:20:47	-0,0229	-0,0042	-0,0040
36	23/02/2021	09:46:12	0,0698	0,0124	0,0068
39	02/03/2021	07:36:34	-0,0094	-0,0040	-0,0007
67	16/05/2021	01:03:55	-0,0160	-0,0081	-0,0052
73	25/05/2021	19:16:51	0,0203	0,0059	0,0003
88	05/07/2021	08:30:52	-0,0688	-0,0138	-0,0007
94	25/07/2021	03:08:05	-0,0043	0,0012	0,0056
98	12/09/2021	22:58:22	-0,0203	-0,0126	-0,0019
103	17/10/2021	21:24:27	-0,0074	0,0011	0,0015
112	23/11/2021	09:00:48	-0,0291	-0,0036	-0,0016
113	25/11/2021	00:35:16	-0,0005	-0,0043	0,0002
116	10/12/2021	18:10:52	-0,0039	-0,0046	0,0003

Analisando a Tabela 22, podemos constatar que a amostra de *tweets* negativos relacionados com a *Dogecoin* é de 17. Verifica-se que após um *tweet* de Musk negativo relacionado com a moeda digital *Dogecoin*, o impacto no mercado desta tanto é positivo como negativo, dependendo do evento. Para a maioria dos eventos apresentados o impacto no mercado, seja ele positivo ou negativo, dos *tweets* negativos do CEO da *Tesla* é mais relevante 1 hora após o evento, apesar de no ponto anterior se ter constatado que estes valores só são estatisticamente significativos no estudo a 3 horas.

Dos resultados apresentados conclui-se que os *tweets* publicados por Elon Musk não apresentam informação nova para o mercado, nem consoante sejam positivos ou negativos, pelo que não têm impacto na rendibilidade da *Bitcoin*. Esta conclusão vem rejeitar uma das hipóteses a testar H3a).

Por outro lado, rejeitamos também a H3b) uma vez que, embora os *tweets* positivos de Musk tenham impacto para o mercado da *Dogecoin* e apenas 3 horas após esses *tweets*, esse impacto é negativo, pelo que o impacto não é homogéneo consoante a direção do sentimento do *tweet*.

Os resultados apresentados neste estudo vão ao encontro dos de Ante (2021) que verifica que alguns *tweets* publicados por Musk têm impactos quase imediatos nas rendibilidades da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, contudo outros *tweets* não mostram efeitos diretos ou extremos. Ainda assim, Ante (2021) não analisa os *tweets* separados por polaridade de modo a verificar se o impacto é homogéneo consoante o sentido do *tweet*, positivo ou negativo.

Born et al. (2017) concluem que os *tweets* negativos (positivos) de Trump estão associados a uma rendibilidade anormal negativa (positiva) no dia seguinte ao *tweet* para o mercado das ações, contudo, a significância estatística da rendibilidade anormal negativa (positiva) desaparece dentro de três a cinco dias úteis. Guo et al. (2021) dividem a sua amostra de *tweets* em *tweets* reveladores de informações e *tweets* de expressão emocional e constataam que ambos os tipos de *tweets* de Trump têm efeitos significativos nas rendibilidades anormais das empresas cotadas chinesas. Ainda assim, Guo et al. (2021) verificam que as rendibilidades dos *tweets* de expressão emocional se revertem nos dias subsequentes ao *tweet*, já os *tweets* reveladores de informações têm um impacto para o mercado das ações chinês relativamente persistente. Já Rayarel (2018) conclui que os *tweets* de Trump afetam os mercados financeiros, apesar disso, um *tweet* positivo de Trump tem mais efeito do que um *tweet* negativo no mercado das ações.

Desta forma, e como já verificado anteriormente, os nossos resultados vão ao encontro dos de Ante (2021) e são diferentes dos encontrados por Born et al. (2017), Guo et al. (2021) e Rayarel (2018). De referir ainda que as conclusões são distintas possivelmente pela quantidade de eventos analisados diferenciada entre trabalhos.

5. Conclusão

A presente dissertação teve como objetivo analisar o impacto dos *tweets* de Elon Musk nas rendibilidades de duas criptomoedas, *Bitcoin* e *Dogecoin*.

A revisão de literatura efetuada assenta nos estudos realizados por variados autores que verificam se os *tweets* publicados por utilizadores vistos como um todo ou utilizadores com influência mundial, nomeadamente Trump e Musk, têm ou não impacto nos preços, nas rendibilidades ou nos volumes de negociação tanto de ações como de criptomoedas ou ainda de índices. Por outro lado, de forma a entender o objetivo deste estudo, o *Twitter* foi caracterizado, nomeadamente as especificidades que apresentam e as criptomoedas *Bitcoin* e *Dogecoin* também foram caracterizadas de modo a permitir entender o seu comportamento.

Da revisão de literatura realizada foram levantadas várias hipóteses de investigação a testar nesta dissertação, que são apresentadas com maior pormenor de seguida.

Através da ferramenta de análise VADER e de acordo com o modelo de Colonescu (2018) foi efetuado um modelo de regressão linear múltipla com o intuito de analisar o efeito dos *tweets* de Elon Musk na rendibilidade da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, de forma a verificar se o sentimento médio diário implícito nos *tweets* do CEO da *Tesla* tem impacto no mercado destas criptomoedas. Dos resultados apresentados conclui-se que os *tweets* de Elon Musk não apresentam informação nova ao mercado da *Bitcoin*, e desta forma, não têm impacto nas rendibilidades desta moeda digital, levando à rejeição da H1a). Por outro lado, os *tweets* do CEO da *Tesla* apresentam nova informação ao mercado da *Dogecoin*, revelando impacto nas suas rendibilidades e, assim, H1b) não foi rejeitada.

Por meio de uma análise de estudo de evento e através duma classificação manual dos *tweets* da amostra de Elon Musk separados por criptomoeda foi estudada a parcela das rendibilidades anormais a 1 hora e rendibilidades anormais médias acumuladas a 3 horas e 24 horas que cabem à atividade de Elon Musk no *Twitter*. Dos resultados obtidos, constata-se que os *tweets* de Elon Musk não apresentam informação nova para o mercado da *Bitcoin*, pelo que a informação não é rapidamente absorvida pelo mercado, levando à rejeição da H2a). Já para o mercado da *Dogecoin*, os *tweets* do CEO da *Tesla* têm impacto

3 horas após os mesmos, contudo, a informação não é rapidamente absorvida pelo mercado, rejeitando-se H2b).

Também através duma análise de estudo de evento e por meio da classificação manual dos *tweets*, os eventos foram analisados separados por criptomoeda e separados por polaridade de sentimento do *tweet*, isto é, positivo ou negativo. Os resultados demonstram que, sejam os *tweets* positivos sejam negativos, estes não apresentam informação nova para o mercado e assim, não têm impacto na rendibilidade da *Bitcoin*. Esta conclusão vem rejeitar uma das hipóteses a testar H3a). Em contrapartida, apesar dos *tweets* de Musk terem impacto para o mercado da *Dogecoin* 3 horas após esses *tweets*, esse impacto é negativo, pelo que o impacto não é homogéneo consoante a direção do sentimento do *tweet*, pelo que rejeitamos também H3b).

Neste estudo foi verificado que os *tweets* de Elon Musk não apresentam informação nova ao mercado da *Bitcoin* e da *Dogecoin* e não causam alterações significativas na rendibilidade destas duas moedas digitais, com base no modelo de Colonescu (2018). No estudo de evento verificou-se que apenas nos eventos positivos relacionados com a *Dogecoin* e apenas 3 horas após esse evento, os *tweets* do CEO da *Tesla* têm impacto no mercado da *Dogecoin*. Contudo, esse impacto é negativo o que quer dizer que não é homogéneo com o sentimento refletido nesse *tweet*. Adicionalmente conclui-se que os *tweets* de Musk não têm impacto no mercado da *Bitcoin*.

6. Limitações e Investigação Futura

Considera-se que o presente estudo tem algumas limitações que se apresentam de seguida. Tendo em conta as características específicas dos *tweets*, nomeadamente, o facto de só poderem ter no máximo 140 caracteres, serem escritos informalmente, apresentarem muitas vezes ironia, entre outras características, torna a classificação realizada pelo VADER aquém da esperada. Também a classificação manual que foi realizada pode apresentar algumas falhas fruto de alguns *tweets* poder ter eventualmente escapado ironias de Elon Musk. Por outro lado, a ferramenta de análise adotada neste estudo não tem a capacidade de ler nem imagens nem respostas a outros *tweets* que é a linha de base dos *tweets* do CEO da *Tesla*. De modo a ultrapassar esta limitação, para trabalhos futuros considera-se importante utilizar uma abordagem de análise de sentimento no *Twitter* baseada em gráfico, abordagem essa que aproveita as conexões de utilizadores para recolher mais dados anotados e as informações de relacionamento são tidas em conta para o sentimento refletido no *tweet* em causa.

Outra das limitações que existe neste estudo é o facto de as rendibilidades anormais acumuladas médias serem calculadas numa base horária. De facto, com preços minuto a minuto das criptomoedas em causa seria interessante fazer uma análise como em Ante (2021) que calculou rendibilidades anormais acumuladas 5, 10 e 30 minutos após um *tweet* de Elon Musk. Essa relevância surge porque normalmente quando um *tweet* é publicado é quando há a reação maior pelos utilizadores do *Twitter* para os mercados. Não obstante, essa opção não foi utilizada no presente estudo, porque se pretendia trabalhar de forma homogénea os mercados da *Bitcoin* e da *Dogecoin*, sendo que, para este último mercado, não se conseguiram obter dados com periodicidade ao minuto.

De referir ainda que os *tweets* analisados no presente estudo foram filtrados como sendo relacionados com a *Bitcoin* e a *Dogecoin*. Considero que seria importante analisar também os *tweets* de Elon Musk vistos como um todo, não filtrando por criptomoeda, e verificar se também os *tweets* que não falam especificamente destas criptomoedas têm impacto ou não nas rendibilidades das mesmas.

Referências Bibliográficas

- Agarwal, B., Harjule, P., Chouhan, L., Saraswat, U., Airan, H., & Agarwal, P. (2021). Prediction of dogecoin price using deep learning and social media trends. *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*, 8(29)(e2). <https://doi.org/10.4108/eai.29-9-2021.171188>
- Ante, L. (2021). How Elon Musk's Twitter Activity Moves Cryptocurrency Markets. *SSRN Electronic Journal*, 186, 122112. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3778844>
- Baig, A., Blau, B. M., & Sabah, N. (2019). Price clustering and sentiment in bitcoin. *Finance Research Letters*, 29, 111–116. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.013>
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 64, 74–81. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.03.019>
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307–343. [https://doi.org/10.1016/s0304-405x\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/s0304-405x(98)00027-0)
- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 54, 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Blau, B. M. (2018). Price dynamics and speculative trading in Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 41, 493–499. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.07.183>
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
- Born, J. A., Clark, W., & Myers, D. H. (2017). Trump Tweets and the Efficient Market Hypothesis. *Algorithmic Finance*, 6(3-4), 103–109. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2973186>
- Bouazizi, M., & Ohtsuki, T. (2017). A Pattern-Based Approach for Multi-Class

- Sentiment Analysis in Twitter. *IEEE Access*, 5, 20617–20639.
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*, 20, 192–198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- Brav, A., & Heaton, J. B. (2002). Competing Theories of Financial Anomalies. *The Review of Financial Studies*, 15(2), 575–606. <https://doi.org/10.1093/rfs/15.2.575>
- Cary, M. (2021). Down with the #Dogefather: Evidence of a Cryptocurrency Responding in Real Time to a Crypto-Tastemaker. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16, 2230–2240. <https://doi.org/10.3390/jtaer16060123>
- Chen, C. Y.-H., & Hafner, C. M. (2019). Sentiment-Induced Bubbles in the Cryptocurrency Market. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 53. <https://doi.org/10.3390/jrfm12020053>
- Cheng, H.-P., & Yen, K.-C. (2019). Can the Global Economy Activity Predict Cryptocurrency Returns. *SSRN Electronic Journal*, 3488987. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3488987>
- Cheng, H.-P., & Yen, K.-C. (2020). The relationship between the economic policy uncertainty and the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 35(September 2019), 101308. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101308>
- Chohan, U. W. (2021). A History of Dogecoin. *Social Science Research Network*.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799–1815. <http://dx.doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173–195. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
- Colonescu, C. (2018). The Effects of Donald Trump’s Tweets on US Financial and Foreign Exchange Markets. *Athens Journal of Business & Economics*. <https://doi.org/10.30958/ajbe.4-4-2>

- Connolly, R. A. (1991). A posterior odds analysis of the weekend effect. *Journal of Econometrics*, 49(1-2), 51–104. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(91\)90010-B](https://doi.org/10.1016/0304-4076(91)90010-B)
- Corte, M. A. B. (2020). *How social media usage by managers affects corporate value : the case of Elon Musk* (Número Master's thesis unpublished). Universidade Católica Portuguesa.
- Cui, A., Zhang, M., Liu, Y., & Ma, S. (2011). Emotion tokens: Bridging the gap among multilingual twitter sentiment analysis. *Asia information retrieval symposium*, 238–249. https://doi.org/10.1007/978-3-642-25631-8_22
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Subrahmanyam, A. (1998). Investor psychology and security market under- and overreactions. *Journal of Finance*, 53(6), 1839–1885. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00077>
- DeBondt, W. F. M., & Thaler, R. H. (1985). Does the Stock Market Overreact? *The Journal of Finance*, 40(3), 793–805. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x>
- Demir, E., Gozgor, G., Lau, C. K. M., & Vigne, S. A. (2018). Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation. *Finance Research Letters*, 26, 145–149. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.01.005>
- Edwards, W. (1968). Conservatism in human information processing. *Formal Representation of Human Judgement*. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511809477.026>
- Elbagir, S., & Yang, J. (2019). Twitter sentiment analysis using natural language toolkit and Vader sentiment. *Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists*, 122, 16–20.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Fama, E. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575–1617. <https://doi.org/10.2307/2328565>
- Filho, P. L. M. (2020). *O Impacto nos Mercados Financeiros dos Tweets do Presidente Norte Americano Donald Trump*. Instituto Politécnico de Leiria.

- Gandal, N., & Halaburda, H. (2014). Competition in the Cryptocurrency Market. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2506463>
- Gandal, N., Hamrick, J. T., Moore, T., & Oberman, T. (2018). Price manipulation in the Bitcoin ecosystem. *Journal of Monetary Economics*, 95, 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2017.12.004>
- Giachanou, A., & Crestani, F. (2016). Like it or not: A survey of Twitter sentiment analysis methods. *ACM Computing Surveys*, 49(2), 1–41. <https://doi.org/10.1145/2938640>
- Guo, S., Jiao, Y., & Xu, Z. (2021). Trump's Effect on the Chinese Stock Market. *Journal of Asian Economics*, 72, 101267. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2020.101267>
- Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *Proceedings of the Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 8(1), 216–225. <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM14/paper/viewPaper/8109>
- Jain, A., Tripathi, S., Dhardwivedi, H., & Saxena, P. (2018). Forecasting Price of Cryptocurrencies Using Tweets Sentiment Analysis. *2018 11th International Conference on Contemporary Computing, IC3 2018*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/IC3.2018.8530659>
- Kim, Y. Bin, Kim, J. G., Kim, W., Im, J. H., Kim, T. H., Kang, S. J., & Kim, C. H. (2016). Predicting fluctuations in cryptocurrency transactions based on user comments and replies. *PLoS ONE*, 11(8), e0161197. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0161197>
- Kim, Y. Bin, Lee, J., Park, N., Choo, J., Kim, J. H., & Kim, C. H. (2017). When Bitcoin encounters information in an online forum: Using text mining to analyse user opinions and predict value fluctuation. *PLoS ONE*, 12(5). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177630>
- Kim, D. P. K., Lee, J., Lee, J., & Suh, J. (2021). Elon Musk's Twitter and Its Correlation with Tesla's Stock Market. *International Journal of Data Science and Analysis*, 7(1), 13–19. <https://doi.org/10.11648/j.ijdsa.20210701.14>
- Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment

- for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>
- Kyriazis, N., Papadamou, S., & Corbet, S. (2020). A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices. *Research in International Business and Finance*, 54, 101254. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101254>
- Li, X., & Wang, C. A. (2017). The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin. *Decision Support Systems*, 95, 49–60. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2016.12.001>
- Liebrecht, C., Kunneman, F., & Bosch, A. van den. (2013). The perfect solution for detecting sarcasm in tweets # not. *Proceedings of the 4th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, 29–37.
- Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2021). Risks and returns of cryptocurrency. *Review of Financial Studies*, 34(6), 2689–2727. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113>
- Lopes, C. G. (2011). *Anúncios de dividendos: A Reacção do Mercado de Capitais Português*. Instituto Politécnico de Leiria.
- López-Cabarcos, M. Á., Pérez-Pico, A. M., Piñeiro-Chousa, J., & Šević, A. (2021). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 38, 101399. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101399>
- Ma, J., Gans, J., & Tourky, R. (2018). Market Structure in Bitcoin Mining. *Nber Working Paper Series*. <https://doi.org/10.3386/w24242>
- Mao, Y., Wei, W., Wang, B., & Liu, B. (2012). Correlating S&P 500 stocks with Twitter data. *Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Hot Topics on Interdisciplinary Social Networks Research, HotSocial 2012*, 69–72. <https://doi.org/10.1145/2392622.2392634>
- Maynard, D., & Greenwood, M. A. (2014). Who cares about sarcastic tweets? Investigating the impact of sarcasm on sentiment analysis. *LREC 2014 Proceedings. Language Resources and Evaluation Conference (LREC)*, 26–31.
- Mohammad, S. M. (2012). #Emotional tweets. *1st Joint Conference on Lexical and*

Computational Semantics, 246–255.

Nagamani, K., Pruthu, R., & Teja, V. S. (2021). Applications of Blockchain in Cryptocurrency: Bitcoin and Dogecoin. *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, 4(7), 87–89.

Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. 21260. https://doi.org/10.1162/ARTL_a_00247

Nasekin, S., & Chen, C. Y.-H. (2020). Deep learning-based cryptocurrency sentiment construction. *Digital Finance*, 2(1), 39–67. <https://doi.org/10.1007/s42521-020-00018-y>

Nguyen, T. H., Shirai, K., & Velcin, J. (2015). Sentiment analysis on social media for stock movement prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(24), 9603–9611. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.07.052>

Peterson, P. P. (1989). Event Studies : A Review of Issues and Methodology. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 28 (3), 36–66.

Philippas, D., Rjiba, H., Guesmi, K., & Goutte, S. (2019). Media attention and Bitcoin prices. *Finance Research Letters*, 30, 37–43. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.031>

Phillip, A., Chan, J. S. K., & Peiris, S. (2018). A new look at cryptocurrencies. *Economics Letters*, 163, 6–9. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.11.020>

Polasik, M., Piotrowska, A. I., Wisniewski, T. P., Kotkowski, R., & Lightfoot, G. (2015). Price fluctuations and the use of bitcoin: An empirical inquiry. *International Journal of Electronic Commerce*, 20(1), 9–49. <https://doi.org/10.1080/10864415.2016.1061413>

Ranco, G., Aleksovski, D., Caldarelli, G., Grčar, M., & Mozetič, I. (2015). The effects of twitter sentiment on stock price returns. *PLoS ONE*, 10(9), e0138441. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0138441>

Rayarel, K. (2018). *The Impact of Donald Trump's Tweets on Financial Markets* [The University of Nottingham]. <https://www.nottingham.ac.uk/economics/documents/research-first/krishan->

rayarel.pdf

- Sensoy, A. (2019). The inefficiency of Bitcoin revisited: A high-frequency analysis with alternative currencies. *Finance Research Letters*, 28, 68–73. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.002>
- Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2020). A three-factor pricing model for cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 34, 101248. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.07.021>
- Simpson, M. (2018). Do President Trump's Tweets Increase Uncertainty in the US Economy? *Honors These and Capstones*.
- Singh, T., & Kumari, M. (2016). Role of Text Pre-processing in Twitter Sentiment Analysis. *Procedia Computer Science*, 89, 549–554. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.06.095>
- Sovbetov, Y. (2018). Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 2(2), 1–27. <https://doi.org/10.1991/jefa.v2i2.a16>
- Speriosu, M., Sudan, N., Upadhyay, S., & Baldridge, J. (2011). Twitter Polarity Classification with Label Propagation over Lexical Links and the Follower Graph. *Proceedings of the First workshop on Unsupervised Learning in NLP*, 53–63.
- Tafti, A., Zotti, R., & Jank, W. (2016). Real-time diffusion of information on twitter and the financial markets. *PLoS ONE*, 11(8). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0159226>
- Tan, C., Lee, L., Tang, J., Jiang, L., Zhou, M., & Li, P. (2011). User-level sentiment analysis incorporating social networks. *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 2011 ACM*, 1397–1405. <https://doi.org/10.1145/2020408.2020614>
- Urquhart, A. (2017). Price clustering in Bitcoin. *Economics Letters*, 159, 145–148. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.035>
- Yen, K.-C., & Cheng, H.-P. (2021). Economic policy uncertainty and cryptocurrency volatility. *Finance Research Letters*, 38, 101428.

<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101428>

Yen, K.-C., Nie, W.-Y., & Cheng, H.-P. (2020). Investor Sentiment and the Cryptocurrency Market. *Empirical Economic Letters*, 19(11), 1253–1262.

Zhang, X., Fuehres, H., & Gloor, P. A. (2011). Predicting Stock Market Indicators Through Twitter “I hope it is not as bad as I fear”. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 26, 55–62. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.10.562>

Zheludev, I., Smith, R., & Aste, T. (2014). When can social media lead financial markets? *Scientific Reports*, 4(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/srep04213>