UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Sentimentos do Reddit como proxy para efeito demanda nas oscilações do Bitcoin com teste de poder preditivo via LSTM multivariado

Enzo Yamamura

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Matemática Aplicadas à Indústria do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para conclusão do MBA em Ciências de Dados.

ICMC USP SÃO CARLOS

Enzo Yamamura

Sentimentos do Reddit como proxy para efeito demanda nas oscilações do Bitcoin com teste de poder preditivo via LSTM multivariado

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para conclusão do MBA em Ciências de Dados.

Área de concentração: Ciências de Dados

Orientador: Prof. Dr. Jó Ueyama

Versão original

São Carlos

2022

Folha de aprovação em conformidade
com o padrão definido
pela Unidade.
No presente modelo consta como
folhadeaprovacao.pdf

Este trabalho é dedicado a minha família, meu porto seguro,
a Luiz Carlos de Jesus Júnior pela amizade e mentoria,
a Jó Ueyama pela orientação e paciência,
a João Paulo Clarindo pela revisão do texto,
a Andre Santos Barros da Silva por todas as dicas,
e a Fernanda Marreta por todo suporte durante o curso.

RESUMO

YAMAMURA, E. **Sentimentos do Reddit como proxy para efeito demanda nas oscilações do Bitcoin com teste de poder preditivo via LSTM multivariado**. 2022. 59p. Monografia (MBA em Ciências de Dados) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022.

A Hipótese do Mercado Eficiente argumenta que preços de ativos refletem de forma eficiente toda informação disponível, com fatos inéditos sendo a única fonte de oscilações. Notícias inédias são inerentemente impossíveis de antever, impossibilitando qualquer estratégia de gerar lucros consistentes prevendo preços. Contudo, com o advento da Era da Informação e aumento massivo de dados disponíveis, a tarefa de compilar e processar toda informação disponível se tornou um problema de *Big Data*, com todas suas complexidades e oportunidades inerentes. Atualmente, a mídia tradicional de notícias se tornou apenas uma dentre uma miríade de fontes de informação, com muitos já preferindo se informar via plataformas sociais. Logo, agentes humanos tem muito mais dados tanto para coletar quanto para processar antes de tomarem decisões financeiras, o que pode gerar períodos em que os preços dos ativos ainda não refletem plenamente todas as informações. Alternativamente, um algoritmo pode processar gigabytes de informação e gerar acionáveis em questão de segundos, talvez até antecipando tendências de mercado antes mesmo que suas contrapartes humanas possam gerá-las. O intuito deste estudo é de analisar se a consideração de mídias sociais pode ajudar a prever tais tendências, efetivamente contribuindo para gerar ganhos em estratégias de investimento. Para tanto, utilizaram-se dados de comentários do Reddit como *proxy* para sentimento de mercado em relação ao Bitcoin, uma criptomoeda renomada pela sua natureza especulativa, definida exclusivamente por sua demanda. Uma relação positiva é descoberta entre sentimentos agregados do Reddit acerca de Bitcoin e o preço em dólares da criptomeda, o que é reiterado por quão bem seu preço histórico teria sido predito em 2019 por um algoritmo de aprendizado profundo Long Short Term Memory, treinado apenas com o previsor de sentimentos agregados do Reddit entre 2015 e 2018. Logo, é provado que o uso de sentimentos de redes sociais é um meio eficaz para melhorar a previsão de tendências do Bitcoin (e potencialmente de outros ativos), o que pode ser o caso devido à sua natureza inerentemente especulativa ou até mesmo devido à concentração de sua demanda no Reddit durante o período considerado.

Palavras-chave: Reddit. NLP. Bitcoin. Séries Temporais. Redes Neurais Recorrentes. LSTM.

ABSTRACT

YAMAMURA, E. . 2022. 59p. Monografia (MBA em Ciências de Dados) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022.

The Efficient Market Hypothesis argues that asset prices efficiently reflect all available information, with new information being the only catalyst for changes. Novel information is, by definition, impossible to predict, rendering consistent alpha generation through prices prediction impossible. However, with the rise of the Information Age and the plethora of new data begot by it, gathering and processing all available information turned into a Big Data problem with all of its inherent complexities and opportunities. Presently, the traditional news media have turned into one amongst many myriad sources of information, with the majority of people turning to social media platforms for information instead. Ergo, human agents have more information both to collect and process before acting, which may cause periods wherein prices do not perfectly reflect all available information. Alternatively, an algorithm can process gigabytes of data and yield decisions in a matter of seconds, perhaps even anticipating price trends before its human counterparts could create them. The aim of this study is to analyze whether considering social media information can help anticipate the aforementioned trends, effectively contributing to alpha generation in investment strategies. In order to do so, Reddit commentaries data is used as a proxy for market sentiment towards Bitcoin, a cryptocurrency renowned for its speculative nature, defined exclusively by its demand. A positive correlation is discovered between overall Reddit Bitcoin sentiment and the Bitcoin's dollar price, which is reiterated by how well the cryptocurrency's value would have been predicted in 2019 by a Long Short Term Memory deep learning algorithm trained solely with Reddit Sentiment between 2015 and 2018 as the predictor. Therefore, social media sentiment is proved to be an effective means of predicting Bitcoin's trends (and potentially other assets'), which may be due to its inherent speculative nature or to how its investors gathered specifically in Reddit during the time window considered.

Keywords: Reddit. NLP. Bitcoin. Time Series. RNN. LSTM.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN	Redes Neurais Artificiais
API	Interface de Programação de Aplicações
ARIMA	Modelo Autoregressivo Integrado com Médias Móveis
BTC	Bitcoin
CPU	Processador
CSS	Cascading Style Sheets
EMH	Hipótese de Mercado Eficiente
GME	Ação da GameStop
GPU	Placa de Vídeo
HTML	Linguagem de Marcação de Hipertexto
IA	Inteligência Artificial
LSTM	Long Short Term Memory
NLP	Processamento de Linguagem Natural
NNAR	Modelo Autoregressivo de Redes Neurais
RNN	Redes Neurais Recorrentes
UTC	Tempo Universal Coordenado
VADER	Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

A hipótese do mercado eficiente, tal como cunhada por FAMA (1991) e Fama et al. (1969), estabelece que o mercado de ativos financeiros reflete na íntegra toda informação disponível. Consequentemente, segundo Nguyen e Shirai (2015) *apud* FAMA (1991), toda mudança em preços seria decorrente de novas informações ou notícias e, como estas são impossíveis de antever, os preços de ativos deveriam seguir uma *random walk*, ou seja, uma oscilação aleatória, com o melhor preditor para o preço futuro sendo o preço atual. Dito isso, Walczak (2001) estabelece que qualquer oscilação em ativos financeiros não seria previsível com mais de 50% de acurácia.

Porém, segundo Kahneman e Tversky (2013), decisões financeiras não são unicamente tomadas apenas com base no valor e fundamentos, mas também em percepções de risco e emoções. Emoções que se tornaram amplamente disseminadas com o advento das mídias sociais, tal como Twitter, Reddit e portais de notícia. A premissa deste trabalho é de que existe uma relação causal entre sentimentos *online* e oscilação de ativos (mais especificamente Bitcoin) a ser investigada com intuito de averiguar se é possível melhorar estratégias de investimentos em criptomoedas com base no humor de mercado *online* ou se os sentimentos não antecipam, mas apenas reagem às oscilações.

Em carta aos investidores do primeiro trimestre de 2021 (Twitter, 2021) o Twitter apresentou os seguintes dados:

- 199 milhões de usuários.
- 500 milhões de *tweets* por dia.
- Um em cada cinco adultos nos Estados Unidos utilizava a plataforma.
- Cada publicação tem um limite de 280 caracteres.

Por sua vez, a plataforma de fóruns Reddit (DEAN, 2021):

- mais de 430 milhões de usuários ativos mensalmente.
- 52 milhões de usuários ativos diariamente.
- Um em cada quatro adultos americanos usavam o fórum.
- Cada publicação tem um limite de 40.000 caracteres (maior riqueza informacional que Twitter).
- Registrados 2 bilhões de comentários em 2020 (mesmo com filtros e regras anti *spam*).

Ambos os supracitados possuem APIs próprias e gratuitas para extração de informações com variados critérios de filtragem por tópico (*hashtags* no Twitter e *subreddits*, ou sub-fóruns, no Reddit) e por popularidade da publicação. Além disso, ambos historicamente já impactaram o mercado de ativos significantemente. São exemplos:

- Os tweets de Elon Musk (SHEVLIN, 2021) que, independentemente da seriedade do conteúdo, causam oscilações consideráveis nas criptomoedas.
- Salto da ação da Gamestop (SAYEGH, 2021) de US$ 18 para mais de US$ 450 em janeiro de 2021, causado não por questões intrínsecas ou macroeconômicas mas sim por emoções: como forma de protesto aos grandes fundos de investimento operando vendidos (apostando na queda) nas ações da companhia, um grupo de investidores amadores se uniu no *subreddit /wallstreetbets* em movimento massivo de compra de ações da companhia (GME), elevando os preços de forma sem precedentes.

Fundos de investimento passaram a monitorar ambas as redes (CNN, 2021), considerando não só sentimentos mas também o volume de menções atrelado a cada ativo de interesse, de modo a compilar humores de mercado para ativos específicos.

Com os fatos elencados, é reiterada a importância de se considerar informações de humor de mercado das novas mídias para definição de estratégias de investimento. Estudos midiáticos (Jigsaw Research, 2020) já têm indicado aumento no percentual de adultos que se informam principalmente via redes sociais (45% no Reino Unido em 2020), e o aumento é consistente ano a ano. Além disso, um estudo da Gartner de 2010 (PEREZ, 2010) apontava que, dez anos atrás, a maioria dos consumidores já contava com redes sociais para guiá-los na tomada de decisões de consumo, com a ascensão dos *influencers* impactando atividades de compra de até 74% da população já naquela época.

Estudos anteriores considerando tanto canais oficiais como extra-oficiais de informação (redes sociais) na predição do preço de ativos, reportam acurácias direcionais acima de 50% (e até próximas a 90%) são possíveis, subvertendo a hipótese de EMH (*efficient markets hypothesis*) ou hipótese de mercados eficientes, como visto em Shah, Isah e Zulkernine (2018), Nguyen e Shirai (2015) e Sul, Dennis e Yuan (2017), o que atesta aplicabilidade e possível rentabilidade via análise de sentimentos para geração estratégias de compra e venda de ativos financeiros.

A motivação desta monografia é de se estudar a viabilidade de se desenvolver um algoritmo de investimento que capture e processe sentimentos *online* para prever valores futuros de ativos com uma precisão ao menos marginalmente maior do que a aleatória (50%), explorando o lapso que um ser humano demora para processar informações e antecipando movimentos de manada na compra ou venda de ativos. O trabalho se limita a analisar relações de associação, causa e efeito, finalizando com um breve teste preditivo

para auferir o desempenho do modelo proposto. O ativo considerado foi o Bitcoin e os sentimentos utilizados foram os manifestados via comentários no Reddit acerca da criptomoeda no período do estudo (entre 2015 e 2019).

Seguem os principais pontos atacados:

- Análise de relação entre sentimentos do Reddit e oscilação do Bitcoin.
- Investigação de causalidade: se humores variam com as oscilações do Bitcoin ou vice-versa.
- Construção de modelo LSTM multivariado para previsão do preço do Bitcoin em função dos sentimentos do Reddit.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Fundamentação Teórica

2.1.1 *Machine Learning* - Aprendizado de máquina

Segundo a IBM (IBM Cloud Education, 2020):

> Machine Learning é uma área de inteligência artificial (IA) e ciências computacionais que foca no uso de dados e algoritmos para imitar como humanos aprendem, gradativamente melhorando sua precisão. (Tradução livre)

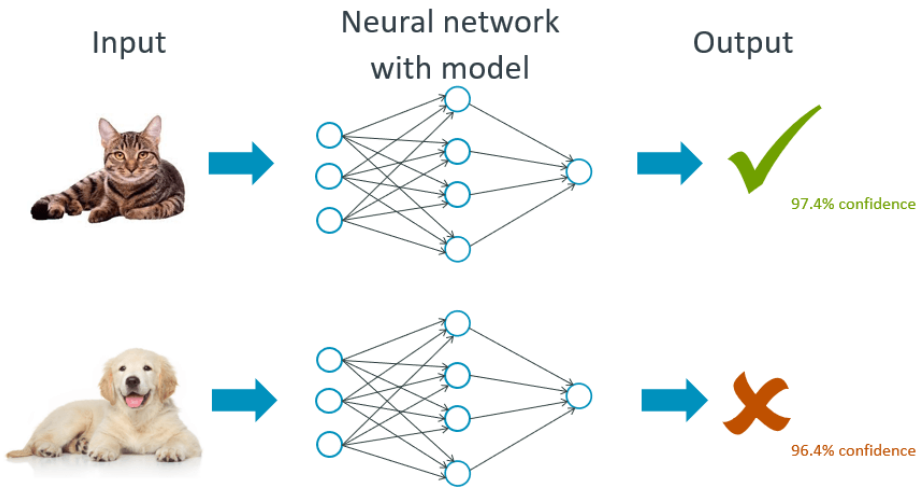
Consiste no estudo de algoritmos computacionais que melhoram constantemente via tentativa e erro com uso de dados (MITCHELL et al., 1997). Ajusta-se um modelo sobre dados históricos de modo que consiga extrapolar o aprendido para dados inéditos (LORENA; GAMA; FACELI, 2000). Segundo Lindholm et al. (2021), envolve aprendizado, interpretação e ação via construção de aplicações computacionais que, em interação com dados, extraem informações, classificações, conclusões ou decisões. Difere de análise de dados, pois é automatizado e os programas aprendem com os dados de forma dinâmica, efetivamente treinando.

Aprendizado Supervisionado engloba modelos em que tanto *inputs* como *outputs* estão presentes possibilitando que, via otimização de uma função objetivo, algoritmos possam ser utilizados para prever informações de interesse a partir de dados novos (LINDHOLM et al., 2021). São tarefas de algoritmos de aprendizado supervisionado problemas de classificação e regressão.

Redes Neurais Artificiais são algoritmos bioinspirados na forma como neurônios operam: com dendritos recebendo informação na forma de impulsos nervosos (sinapses) e axônios processando e propagando os impulsos para outros neurônios conectados. O diagrama da Figura 1 ilustra o processo: providenciam-se os dados na camada de entrada, que são processados nas camadas ocultas e se observam os resultados (classificações) na camada de saída. Efetivamente, cada conexão representa um peso, e a cada iteração a informação é propagada até a camada de saída, onde uma função de ativação transforma os dados no *output*.

Em Redes Neurais Artificiais é assumida independência entre neurônios e ausência de memória (ou seja, tanto as entradas quanto as classificações na saída acima são independentes entre si), o que não é ideal para situações em que a sequência importa, com dependência de resultados anteriores. Rumelhart, Hinton e Williams (1986) criam então o modelo de Redes Neurais Recorrentes, trazendo para Redes Neurais o método

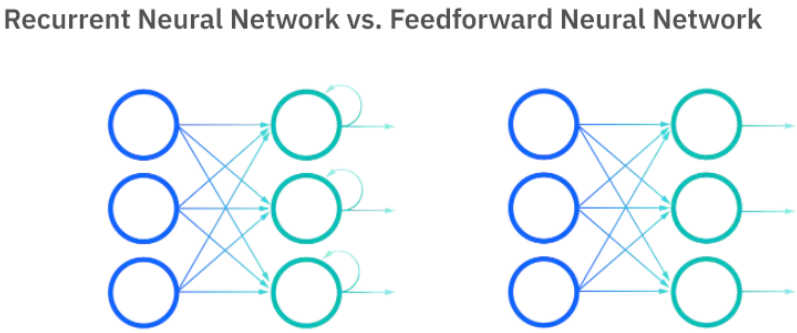
Figura 1 – Redes Neurais



Fonte: Özlü (2020)

de *backpropagation*, em que o mesmo processo anterior ocorre, mas o erro passa a ser computado para reajustar os pesos das ligações retroativamente, reiniciando o processo sucessivamente até a entrada mapear razoavelmente bem a saída, minimizando o gradiente descendente do erro. A Figura 2 ilustra a diferença, o diagrama da esquerda sendo uma Rede Neural Recorrente e o da direita uma Rede Neural Artificial:

Figura 2 – RNN x ANNs.



Fonte: IBM Cloud Education (2020)

Todavia, Redes Neurais Recorrentes possuem pouca memória, falhando em carregar informações ao longo de séries mais extensas. O algoritmo Long Short Term Memory (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997) é uma categoria de Rede Neural Recorrente capaz de aprender dependências ao longo de extensos períodos. Possui portas de esquecimento treinadas de acordo com ganho informacional, filtrando quais informações passadas são propagadas ou descartadas iterativamente.

2.1.2 Análise de Sentimentos

Em 2017 estimava-se que 90% dos dados disponíveis no mundo haviam sido criados nos 2 anos precedentes (2015 e 2016) (HALE, 2017). Grande parte dos quais são não estruturados. Dados não estruturados são organizados em vários formatos, cujo propósito é a leitura, por humanos, dentro de um contexto cultural (GARCÍA; LUENGO; HERRERA, 2015). São fotos, imagens, áudios, publicações *online*, artigos, e-mails, dentre outros.

Esta exuberância de informação não estruturada levou ao surgimento da área de *natural language processing* (NLP), ou Processamento de Linguagem Natural. Trata-se de uma coleção de métodos para fazer com que dados não-estruturados possam ser interpretados computacionalmente (ABRAHAM et al., 2018). Dentro de NLP existe o secto de análise de sentimento, cujo enfoque é extrair emoções e opiniões expressados via texto. De acordo com Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019) existem duas alternativas mais usuais para análise de sentimento: baseada em aprendizado de máquina e em léxicos (ou dicionário). Enquanto a primeira utiliza técnicas de aprendizado de máquina para classificar sentimentos, a segunda utiliza um dicionário de sentimentos associado a palavras de opinião de modo a obter a polarização do texto, palavra a palavra.

O VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*), idealizado por Hutto e Gilbert (2015), é um léxico calibrado especificamente para mídias sociais, tal como Twitter, Facebook e Reddit. Além de detectar a polaridade palavra a palavra (positiva, neutra ou negativa), detecta também a intensidade dos sentimentos e a polarização composta do texto. Processa gírias, contrações, símbolos, estilos e até *emojis* utilizados nas redes sociais, sem a necessidade de tratamento extensivo ou tokenização, reduzindo grande parte do pré-processamento de textos de comentários *online*. Mais informações estão disponíveis no GitHub da ferramenta[1].

O dicionário foi comparado com 11 ferramentas de classificação de sentimentos alternativas ao longo de 4 domínios distintos, obtendo o melhor desempenho em todos os testes referentes a textos de mídias sociais (HUTTO; GILBERT, 2015).

2.2 Trabalhos Relacionados

2.2.1 Trabalhos Prévios

A motivação inicial da criação do Bitcoin, em 2008, pelo grupo de programadores sob o pseudônimo de Satoshi Nakamoto (NAKAMOTO, 2008), era de criar uma reserva de valor sem a presença do intermediário, ou seja, da autoridade central de controle monetário. Com o intuito de contornar as percebidas vulnerabilidades causadas por variações monetárias atreladas à política e ideais, a moeda foi criada sem autoridade central com poder de impactar a oferta. Isto se tornou possível graças à tecnologia do *Blockchain*: um sistema

[1] <https://github.com/cjhutto/vaderSentiment>. Acesso em 24 mar. 2022.

descentralizado (*peer-to-peer*) com registro compartilhado, criptografado e descentralizado, contendo todos os registros históricos de transações. Tal base de registros é criada em cima de blocos de operações em ordem cronológica, que são criptografados e então agrupados com os mais antigos, criando uma corrente de blocos (*Blockchain*), sendo, portanto, segura e transparente (STENQVIST; LÖNNÖ, 2017). O valor de qualquer moeda depende da confiança do público, da aceitação e das expectativas envolvidas. Ou seja, com oferta fixa o Bitcoin depende apenas da sua demanda e de fatores exógenos como conflitos, regulamentações, manifestações públicas de agentes influentes e afins.

Em sua obra, Kahneman e Tversky (2013) estabelecem que decisões financeiras são significantemente impactadas por risco e emoções. Este tema também é explorado por outros autores, como Dolan (2002), reiterando que a tomada de decisões é altamente impactada por emoções. Somando-se a isso, segundo Roberts (2017), desde o início o Bitcoin atraiu investidores amadores com mentalidade de aposta, fazendo com que se tornasse um ativo altamente volátil e particularmente especulativo (suscetível a emoções de mercado) desde sua criação, ao invés da reserva de valor liberal e independente que foi concebido para ser.

Ao longo dos anos, com a ascensão e massificação das mídias sociais, estas gradativamente se consolidaram dentre os principais meios de informação, com vários canais de notícia e celebridades aderindo às mesmas. Algumas notícias, por exemplo, acabam sendo veiculadas em primeira mão no Twitter antes de qualquer outro veículo informativo, tal como a queda de avião do US Airways no rio Hudson, em 2009 (SMITH, 2020). Além disso, milhões de usuários diariamente recorrem à plataforma para expressar suas opiniões. Por conta disso e do agrupamento de temas intrínseco (definido pelo limite de caracteres e *hashtags*), Abraham et al. (2018) apontam que a plataforma se tornou uma fonte exuberante de dados sobre os sentimentos da população e a evolução dos mesmos acerca de praticamente qualquer tópico. Ou seja, a vasta disponibilidade dos dados (com API própria e gratuita para extração), as publicações rotuladas, a objetividade imposta pela restrição de caracteres e a aderência global fazem da plataforma uma mina de ouro para dados de opinião em formato já semi estruturado e classificado em tópicos (KOULOUMPIS; WILSON; MOORE, 2011).

Em FAMA (1991) e Fama et al. (1969) estabelecem a hipótese do mercado eficiente. Ou seja, dado que toda a informação é plenamente disponível, qualquer oscilação nos ativos seria devido às notícias novas. Notícias novas são, aleatórias e imprevisíveis. Portanto, argumentam que um ativo financeiro só pode ser previsto com uma acurácia de, no máximo, 50% de acerto. Ou seja, para os autores existia aleatoriedade intrínseca e impossibilidade de antecipação dos movimentos de preço.

Todavia, com a emergência das novas redes sociais e a consolidação destas como veículos informativos, alguns autores como Shah, Isah e Zulkernine (2018), Nguyen e Shirai

(2015), Sul, Dennis e Yuan (2017), Bollen, Mao e Zeng (2011), Abraham et al. (2018) e Stenqvist e Lönnö (2017), dentre outros, subvertem a máxima de Fama com modelos que angariam humores das novas fontes de informação online e estabelecem não só correlações, mas também predições superiores ao nível de aleatoriedade (50%).

Nguyen e Shirai (2015) realizam análise de sentimentos em publicações do Twitter e obtém predição do preço de ativos selecionados com mais de 60% de acurácia. Embasando-se apenas em análise de sentimentos sobre notícias, em Shah, Isah e Zulkernine (2018), chegam a uma acurácia direcional de 70,59% na previsão de tendências de curto prazo para certos ativos. Bollen, Mao e Zeng (2011) usam redes neurais: tomando sentimentos do Twitter como dados de entrada, elaboram previsão do índice de DOW Jones, atingindo 86,7% de precisão.

Existem também esforços no sentido de prever preços de Bitcoin via modelos univariados, ou seja, embasando-se apenas na série histórica do próprio ativo. Munim, Shakil e Alon (2019) utilizam modelo auto-regressivo integrado de média móvel (ARIMA), um dos mais populares na literatura para predições envolvendo séries temporais, e do modelo auto-regressivo de redes neurais (NNAR).

Tendo em vista que o escopo deste trabalho não é de contribuir para a área de Análise de Sentimento ou Séries Temporais, mas de aplicá-las para estabelecer relações entre sentimentos de redes sociais e variações no preço do Bitcoin, a principal inspiração foi oriunda dos seguintes artigos: Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019), Abraham et al. (2018) e Stenqvist e Lönnö (2017), detalhados a seguir.

Stenqvist e Lönnö (2017) coletam dados via API do Twitter, sobre os quais realizam tratamentos para remover publicações dúbias e irrelevantes, usando o VADER para classificar a polarização das mesmas. Então coletam dados de variações por minuto do Bitcoin via CoinDesk[2], construindo tabela relacional com as polarizações médias por período e as respectivas oscilações no Bitcoin, sobre as quais aplicam uma previsão simples (*naive prediction*), em que a variação do preço do Bitcoin é testada contra a direção correspondente da classificação de polarização das publicações. Via tais procedimentos, conseguem uma acurácia de 83%, mas argumentam que os achados são embasados em amostra por demais limitada para tecer conclusões.

Abraham et al. (2018) utilizam abordagem similar, porém para auferir relações não só com o Bitcoin mas também com a segunda criptomoeda de maior adesão: Ethereum. Também utilizam dados de publicações coletados via API do Twitter com integração via pacote Tweepy do Python, mas suplementam as informações com dados do Google Trends. Argumentam que a plataforma era então utilizada em mais de 70% das buscas *online*, portanto servindo como *proxy* para o interesse público geral e fatores macroeconô-

[2] <https://www.coindesk.com/>. Acesso em 17 Jul. 2021.

micos. Também empregam o VADER, argumentando se tratar do melhor dicionário de sentimentos disponível especificamente calibrado para redes sociais. Porém, observam que as polarizações tendem à neutralidade, dificultando o estabelecimento de relação clara. Para circular este obstáculo, empregam dados de volume de publicações no Twitter, que extraem do portal Bit Info Charts[3]. Ao testarem as correlações de Pearson e Spearman, percebem forte relação linear entre o preço do Bitcoin, os dados provenientes do Google Trends e o volume de *tweets* (publicações do Twitter). Portanto, optam por uma regressão linear múltipla como algoritmo de aprendizado. Concluem que a maioria dos estudos prévios teria encontrado causalidade espúria, devido a considerarem unicamente períodos de ascensão da criptomoeda. Também observam que, a despeito da queda nos preços, os *tweets* sobre o Bitcoin tendem a ter viés positivo, devido à grande parte dos que se manifestam positivamente sobre a criptomoeda a verem como reserva de valor e não como investimento especulativo. Sugerem que modelos mais complexos (não lineares) de aprendizado de máquina podem incrementar a previsibilidade do Bitcoin via *tweets*.

Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019) tomam inspiração dos dois artigos anteriores e transformam o problema de predição de preços de Bitcoin via sentimentos do Twitter em um problema de *Big Data*. Recorrendo a arquitetura Spark, implementam aprendizado em tempo real. Também utilizam VADER como dicionário para detecção de sentimentos em publicações coletadas do Twitter via API e pacote Twython do Python. Extraem dados de variação de Bitcoin através da API do portal Cryptocompare. O diferencial deste trabalho é que adicionam ponderação por nível de influência da postagem, via contagem de seguidores, curtidas e republicações. Após os tratamentos preliminares de dados, compilam as variações de Bitcoin com os sentimentos compostos e ponderados por influência, obtendo dados em formato tabular. Considerando este formato estruturado, utilizam o algoritmo de aprendizado supervisionado tido como estado da arte: XGBoost. Por fim, implementam uma arquitetura em Spark: o modelo XGBoost é inicialmente treinado com séries históricas do Twitter analisadas via VADER e dados históricos de Bitcoin e, de acordo com erros, acertos e dados inéditos, o modelo é constantemente retreinado em sistema de Online Learning, gerando uma arquitetura perpetuamente atualizada que aprende em tempo real. Concluem estabelecendo que melhorias poderiam ser feitas para gerar visualizações em tempo real e também sugerem testes com outros algoritmos de aprendizado, pois, por limitações do Spark, os algoritmos mais modernos de *deep learning* não eram então implementáveis.

Inspirando-se nos estudos anteriores, este estudo busca identificar se existe relação análoga para sentimentos do Reddit e Bitcoin. Caso observada, a sugestão de Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019) e Abraham et al. (2018) será seguida e um modelo de *deep learning* com LSTM multivariado será ajustado, averiguando se sentimentos do Reddit

[3] <www.bitinfocharts.com>. Acesso em 17. Jul. 2021

como *proxy* de humor de mercado ajudam a prever as oscilações no preço de fechamento do Bitcoin no conjunto teste.

2.2.2 Tabela comparativa

Tabela 1 – Tabela Comparativa.

	Dados	Tratamentos	Análise de Sentimentos	Algoritmo	Atualização Tempo Real	Data Viz
Nguyen e Shirai (2015)	-Yahoo Finance: 18 ações consideradas - Yahoo Finance Message Board: postagens referentes às ações consideradas	- Remoção de Stop Words - Lematização via Stanford CoreNLP	- SVM com kernel linear como modelo de classificação - Latent Dirichlet Allocation (LDA) para obter tópicos ocultos - JST para obter tópicos ocultos - Associação tópico - sentimento	- SVM para classificar acurácia da classificação do sentimento x oscilação positiva / negativa das ações	Não	Não
Stenqvist e Lönnö (2017)	- Coindesk (Bitcoin) - Twitter API (publicações sobre BTC)	- Remoção de publicações duplicadas - Remoção de hashtags, palavras recorrentes, bigramas e trigramas	VADER	- Naive Predictor: sentimento classificado como positivo = subida no preço do bitcoin negativo = queda	Não	Não
Abraham et al. (2018)	- Dados Ethereum e Bitcoin: fonte não informada - Google Trends (referente a BTC e ETH) - Twitter API (publicações sobre BTC e ETH) - Volume de Tweets (bitinfocharts.com)	- RegEx para remover símbolos irrelevantes - Remoção de letras maiúsculas - Preprocessamento (lematização, tokenização)	VADER	Regressão Linear Múltipla	Não	Não
Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019)	- Bitcoin: Cryptocompare API - Twitter API (publicações sobre BTC) + Twhython	- Remoção de links, imagens, vídeos, hashtags - Mantiveram ID, texto, username e número de seguidores - Score da publicação leva em conta não só a polarização mas também a contagem de seguidores, número de likes e número de retweets: considera a influência	VADER	XGBoost	Arquitetura Spark para atualizar dados em tempo real via integrações com APIs do Twitter e Cryptocompare, inserindo dinâmica de aprendizado online perpétuo	Não
O que propomos	- Bitcoin: Base do Kaggle - Base de Comentários do Reddit (via BigQuery)	- Remoção de formatação de texto via Regex - Identificação do idioma dos comentários via Fast Detect - Exclusão de comentários não ingleses p/ VADER - Mater pontuação composta recebida pelo comentário, data e Subreddit - Score do comentário do Reddit = *upvotes - downvotes*	VADER	LSTM	Próximos passos	Próximos passos

Fonte: Elaboração própria.

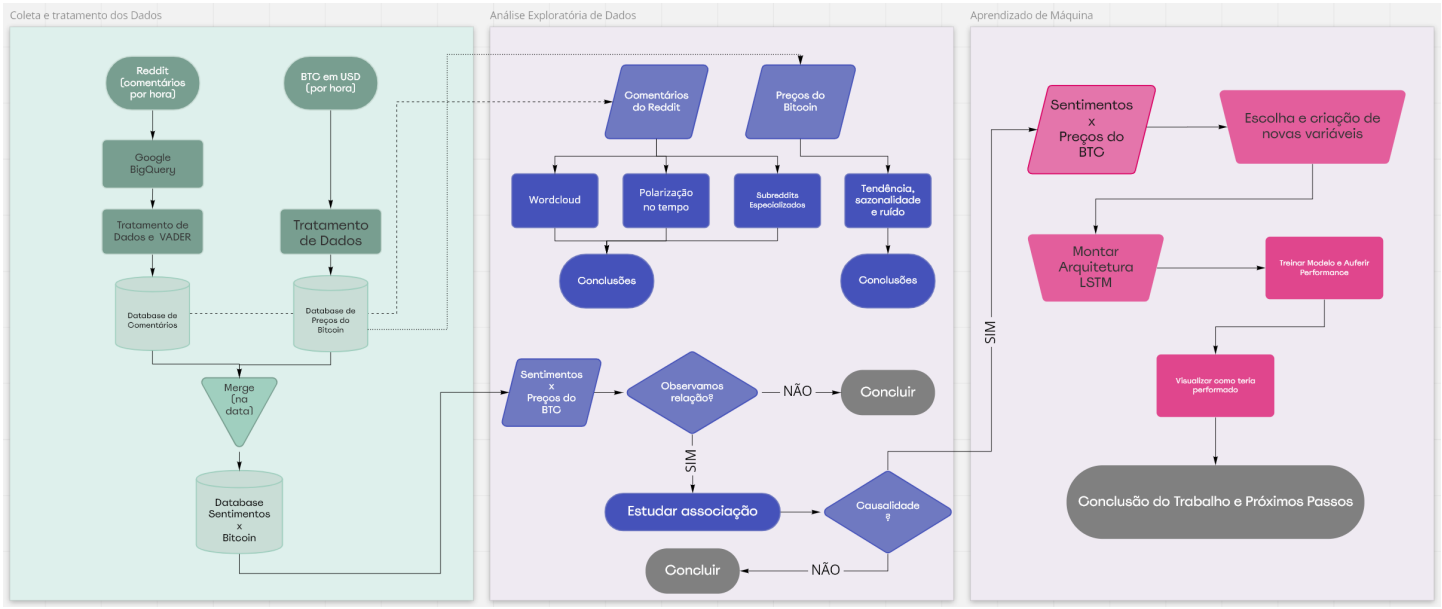
3 DESENVOLVIMENTO

3.1 Metodologia

Todos os passos realizados estão em códigos extensamente documentados no GitHub[1] deste projeto. Vale ressaltar que a visualização dos gráficos só é possível via NBViewer[2] por conta da escolha do pacote de visualizações Plotly.

A Figura 3 apresenta as etapas realizadas neste trabalho:

Figura 3 – Fluxograma deste Trabalho.



Fonte: Elaboração própria.

Os fluxogramas acima separam o presente trabalho em suas 3 principais etapas: coleta e tratamento dos dados, análise exploratória de dados e aprendizado de máquina. Na primeira etapa, dados de comentários do Reddit e do Bitcoin em dólares foram coletados, tratados e o VADER foi aplicado para obter sentimentos, gerando uma série histórica de sentimentos agregados por dia contra variações do preço da criptomoeda. Já na análise exploratória de dados ambas as bases foram analisadas separadamente e em conjunto, com conclusões acerca de tendências históricas de cada base e de como se associaram no tempo. Por fim, um modelo de aprendizado supervisionado profundo temporal de *Long Short Term Memory* foi treinado entre os anos de 2015 e 2018, com sentimentos agregados do Reddit como variável explicativa para previsão do preço em dólares do Bitcoin, e testado durante o ano de 2019, com o intuito de investigar se a utilização de humores *online* para prever oscilações do Bitcoin geraria resultados acima da aleatoriedade (acerto de 50%), o que

[1] <https://github.com/Yamamuen/MBA_thesis>. Acesso em 24 Mar. 2022.
[2] <https://nbviewer.org/>. Acesso em 24 Mar. 2022.

reforçaria a importância de considerar sentimentos de mídias digitais no desenvolvimento de estratégias de investimento.

3.2 Coleta dos dados

3.2.1 Dados do Reddit

O usuário e arquivista do Reddit *Stuck_In_the_Matrix*, Jason, desenvolveu o pacote Pushift, que permite que consultas virtualmente ilimitadas de *web scraping* sejam feitas no Reddit, contornando as limitações da própria API da plataforma, PRAW. A documentação do Pushift se encontra disponível em seu GitHub[3]. Ao longo dos anos, Jason fez uso de sua ferramenta para compilar dados do Reddit, concentrando os dados brutos na página oficial do Pushift[4]. Felipe Hoffa foi responsável por carregar estes dados compilados por Jason na estrutura de nuvem do Google BigQuery, disponibilizando os dados publicamente na tabela *fh-bigquery*[5].

A tabela acima possui 1,7 bilhão de comentários em diferentes níveis de agregação entre 2015 e 2019. A construção de uma ferramenta de *web scraping* própria tomaria muito tempo e não é o escopo deste curso. Visando completude, são considerados comentários em todo Reddit, independentemente do *subreddit* (sub-fórum) e do tipo (respostas às publicações ou publicações). Como o intuito é considerar apenas sentimentos relacionados ao Bitcoin, foram filtrados apenas os comentários que continham "Bitcoin" ou "BTC". A consulta em SQL usada no BigQuery em cima da tabela *fh-bigquery* foi a da Figura 4:

Figura 4 – Consulta realizada no Google BigQuery.

```
SELECT
  subreddit,
  created_utc,
  body,
  score
FROM
  [reddit-btc-analysis:comments.reddit_btc_comments]
WHERE
  (LOWER(body) LIKE '% bitcoin%'
    OR LOWER(body) LIKE '% bitcoin %'
    OR LOWER(body) LIKE '% btc.%'
    OR LOWER(body) LIKE '% btc %')
```

Fonte: Elaboração própria.

Acima são considerados apenas os comentários transformados em letras minúsculas para fins de filtragem. Vale o adendo de que o filtro considera espaços específicos em " btc

[3] <https://github.com/pushshift/api>. Acesso em 24 Mar. 2022.
[4] <https://pushshift.io/>. Acesso em 24 Mar.2022.
[5] <https://www.reddit.com/r/bigquery/comments/3cej2b/17_billion_reddit_comments_loaded_on_bigquery/>. Acesso em 24 Mar. 2022.

" e " btc." pois algumas linguagens possuem a combinação destas letras em outras palavras. Foram selecionados dados sobre o subreddit do comentário, data de criação em UTC (Tempo Universal Coordenado), corpo da mensagem e Score (votos positivos - negativos). Não foram trazidos mais dados devido ao limite de 1 *terabyte* para consulta gratuita na ferramenta. Além disso, vale ressaltar que os filtros acima possuem o ônus de remover menções antes e depois de pontuações, tais como " ,bitcoin", " btc,", dentre outras. Apesar da constatação do problema, o limite gratuito de consulta do BigQuery impossibilitou a coleta de uma nova base. A despeito desta limitação, o volume coletado foi considerável.

A tabela foi salva como base de dados no BigQuery e exportada como extensões CSV em vários lotes de pouco mais de 1 milhão de comentários cada um. Quando agregados, obteve-se uma base de 5.137.769 de comentários contendo menções ao Bitcoin entre 01-01-2015 e 31-12-2019.

3.2.2 Dados do Bitcoin

Existem diversos portais com APIs próprias e gratuitas para extração de dados de Bitcoin. Ao longo do desenvolvimento deste trabalho, foi criado um código para interagir com a API do CryptoCompare, trazendo o valor do Bitcoin em dólares por hora[6]. Porém, devido à demora e à restrição de consultas gratuitas, utilizou-se uma base pronta do Kaggle[7], cobrindo um período mais amplo, entre 2012 e 2021. A base de dados traz o preço em dólares de abertura, fechamento, alta, baixa, ponderado e volume negociado do Bitcoin em intervalos de 1 minuto. O arquivo foi armazenado e utilizado em formato CSV.

3.3 Tratamento e Preparação dos Dados

Devido ao volume das bases e ao extensivo processamento que foi necessário, cada parte é detalhada separadamente a seguir.

3.3.1 Tratamento - Dados do Reddit

Concatenando os dados extraídos do Reddit via Google BigQuery da tabela *fh-bigquery* é obtido um total de 5.137.769 comentários contendo "Bitcoin" ou "BTC". A tabela gerada possui as seguintes colunas:

- Subreddit: o nome do sub-fórum onde foi feito o comentário.
- Body: o corpo do comentário, o texto.

[6] <https://github.com/Yamamuen/btc_pred/blob/main/cryptocompare.py>. Acesso em 24 Mar. 2022.

[7] <https://www.kaggle.com/datasets/mczielinski/bitcoin-historical-data>. Acesso em 24 Mar. 2022.

- Created UTC: data de criação em segundos de acordo com UTC (Tempo Universal Coordenado).
- Score do Comentário: é igual ao número de votos positivos subtraído dos votos negativos.

O pacote Swifter[8] foi utilizado para suplementar os tratamentos com processamento paralelo (automaticamente usa todas as unidades de processamento lógico do computador).

Primeiramente, a data de criação foi convertida de UTC para o formato de *Timestamp*, com data, hora e segundo. Em seguida, o texto foi tratado, com remoção formatações (HTML e CSS), espaços extras, negrito, itálico e remoção links para sites. Foram removidas 6.578 linhas exatamente duplicadas.

Sobre os comentários tratados aplicou-se a ferramenta de Processamento de Linguagem Natural Fast Text[9] treinada em cima de uma base de 176 idiomas, de modo a identificar os comentários na língua inglesa, visto que o VADER só funciona em textos em inglês. Na Tabela 2 consta o resultado da análise e percebe-se que, em relação ao total, o número de comentários em outros idiomas é relativamente baixo. A base então foi filtrada de modo a preservar apenas comentários em inglês.

Tabela 2 – Idiomas da base.

	english	others
contagem	5077054	60715

Fonte: Elaboração própria.

Então o Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) foi aplicado nos comentários ingleses tratados, extraindo a polarização composta, que retorna um agregado ponderado do texto de acordo com cada polarização das palavras contidas. Esta polarização composta varia entre -1 (extremamente negativa) até +1 (extremamente positiva). Mesmo utilizando processamento paralelo e recrutando todos os processadores lógicos, esta etapa tomou 15 horas e 35 minutos devido ao tamanho da base. Alternativamente, usar uma solução que recrutasse todos os processadores da GPU ao invés da CPU poderia acelerar o processo. Obteve-se uma base no formato da tabela Tabela 3. Filtrando as polarizações máximas, tanto positivas quanto negativas (+/-1), notou-se que são 3 casos, todos *spams*, então foram removidos.

[8] <https://github.com/jmcarpenter2/swifter>. Acesso em 24 Mar. 2022.
[9] <https://fasttext.cc/docs/en/language-identification.html>. Acesso em 24 Mar. 2022.

Tabela 3 – Excerto da base pós tratamento.

subreddit	score	Created Date	Comment	Sentiment
millionairemakers	2.0	2015-01-01 00:00:43	Starting out is tough. Strict Regulations in t...	0.8163
changetip	0.0	2015-01-01 00:01:22	To quit looking at the price of btc every 15 m...	0.0000
sportsbook	2.0	2015-01-01 00:01:22	That's the reason I dislike betting using bitc...	0.1441
Bitcoin	2.0	2015-01-01 00:01:28	Yup, you probably already installed bitcoin-se...	0.5927
Bitcoin	0.0	2015-01-01 00:01:46	I really like Coinbase for its iPhone app. I h...	0.9657

Fonte: Elaboração própria.

Como cada *score* sinaliza validação por outros usuários, esta variável foi utilizada como *proxy* para influência e apoio, de forma similar ao "efeito influencer" do trabalho de Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019). Foi aplicado o MinMaxScaler[10], normalizando os *scores* entre 0 e 1. Eis o racional: dado que existem pontuações extremas com milhares de votos positivos ou negativos e grande maioria sem nenhuma interação ($score = 0$), atribuiu-se o peso mínimo de 0 para o comentário com maior número de reprovações e de 1 para o comentário com maior número de votos positivos, evitando assim a desconsideração da grande maioria de comentários, que não possuem nenhum voto ($score = 0$) e que, portanto, teriam peso igual a 0. Dessa forma a composição com a polarização do sentimento é direta, bastando multiplicar o *score* normalizado ([0, 1]) com a polarização ([-1, 1]), devidamente amplificando ou reduzindo o peso da polarização daquele comentário no dia, de acordo com aprovação ou reprovação dos demais usuários.

3.3.2 Tratamento - Dados do Bitcoin

A base utilizada do Kaggle possuí 4.857.376 entradas. As datas também foram tratadas, com conversão de segundos em Unix UTC para data, hora e segundo da operação, gerando o formato da Tabela 4:

Tabela 4 – Excerto da base pós tratamento.

Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume_(BTC)	Volume_(Currency)	Weighted_Price	Date
1617148560	58714.31	58714.31	58686.00	58686.00	1.384487	81259.372187	58692.753339	2021-03-30 23:56:00
1617148620	58683.97	58693.43	58683.97	58685.81	7.294848	428158.146640	58693.226508	2021-03-30 23:57:00
1617148680	58693.43	58723.84	58693.43	58723.84	1.705682	100117.070370	58696.198496	2021-03-30 23:58:00
1617148740	58742.18	58770.38	58742.18	58760.59	0.720415	42332.958633	58761.866202	2021-03-30 23:59:00
1617148800	58767.75	58778.18	58755.97	58778.18	2.712831	159417.751000	58764.349363	2021-03-31 00:00:00

Fonte: Elaboração própria.

Como a periodicidade estudada é diária, os dados precisavam ser agrupados, sem perda informacional, por dia. Para tanto:

- A estampa temporal foi agrupada por dia.
- Open: considerou-se a primeira entrada desta coluna por dia.

[10] <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.MinMaxScaler.html>. Acesso em 24 Mar. 2022.

- Close: considerou-se a última entrada desta coluna por dia.
- High: considerou-se o valor máximo desta coluna por dia.
- Low: considerou-se o valor mínimo desta coluna por dia.
- Volume_(BTC): somou-se o volume transacionado por dia.
- Volume_(Currency): somou-se o volume transacionado por dia.

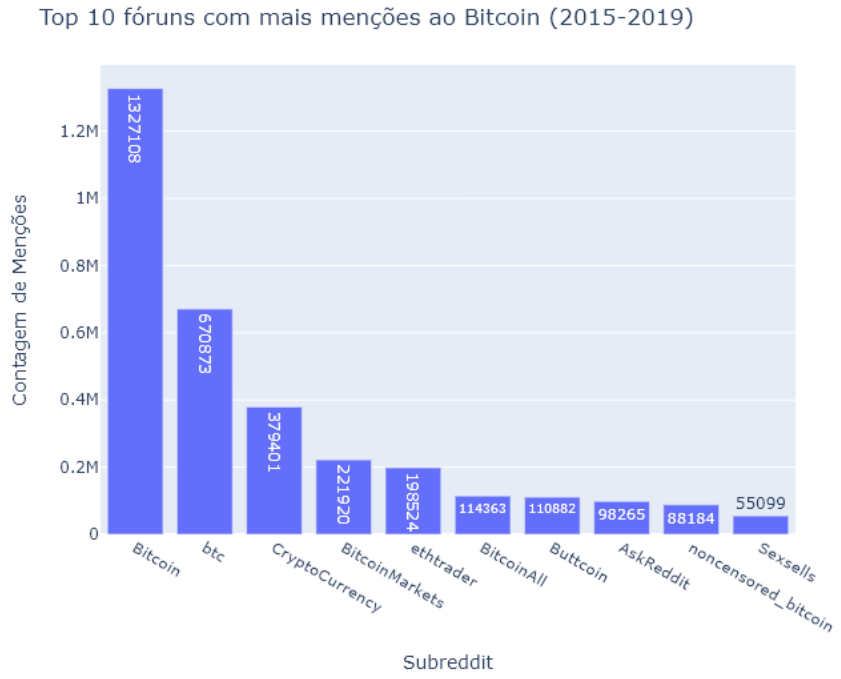
De tal forma a informação foi traduzida de minuto a minuto para o equivalente diário exato, sem perdas. Por fim, o mesmo período da base do Reddit foi filtrado, entre 01-01-2015 e 31-12-2019.

3.4 Análise de Dados

Nesta seção os dados tratados foram investigados visando averiguar a existência de relação temporal entre a variação de sentimentos acerca do Bitcoin no Reddit e a oscilação da criptomoeda.

3.4.1 Análise de Dados de Sentimentos do Reddit

Figura 5 – Top 10 Subreddits com menções ao BTC.



Fonte: Elaboração própria.

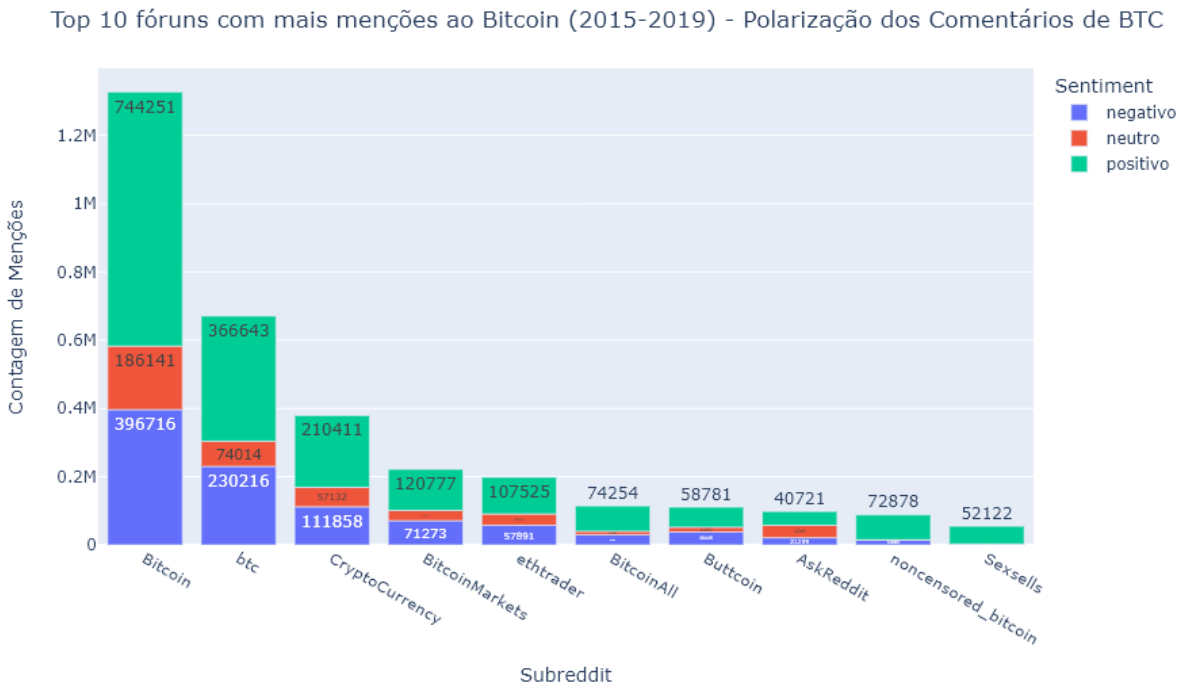
Na Figura 5 constam os principais subreddits com menções ao Bitcoin entre 2015 e 2019. Vale ressaltar que tanto o acesso e como o conteúdo do Reddit são irrestritos e, por conta disso, há um número considerável de menções ao Bitcoin (gráfico da figura 5) em

fóruns com nomes peculiares. Os 2 últimos ("noncensored_bitcoin" e "Sexsells") dentre os top 10 surpreendem, mas se deve à importância do Bitcoin para pessoas trabalhadoras sexuais *online* (SIGALOS, 2022), que recebem na moeda, portanto têm interesse na mesma como reserva de valor.

Com a democratização do acesso à tecnologia e investimentos em criptomoedas, existem poucas barreiras à entrada. Logo, se as análises fossem restritas apenas aos fóruns "sérios" perder-se-ia riqueza informacional sobre como pessoas reais e nichos que impactam a demanda do Bitcoin estavam antecipando ou reagindo às oscilações. Notadamente, fóruns *online* são o lar de *trolls*[11], mas, ainda assim, com a finalidade de captar o humor geral de mercado, não foram descartadas informações de nenhum *subreddit* com base em seu nome, público ou seriedade. Dentre os *top* 4 fóruns em menções temos: Bitcoin, btc, CryptoCurrency e BitcoinMarkets, tidos como fóruns especializados em Bitcoin. Do total dos comentários ao longo do período considerado, 51,3% se concentrou nestes quatro.

Conforme a documentação do VADER[12], sentimentos compostos são positivos quando maiores que 0,05, neutros entre -0,05 e +0,05 e negativos quando menores que -0,05. Foi investigada a existência de viés nos 10 principais fóruns com menções na análise da Figura 6:

Figura 6 – Top 10 Subreddits e Polarização.



Fonte: Elaboração própria.

Os 2 últimos apresentaram um viés mais positivo, o que se deve ao supracitado:

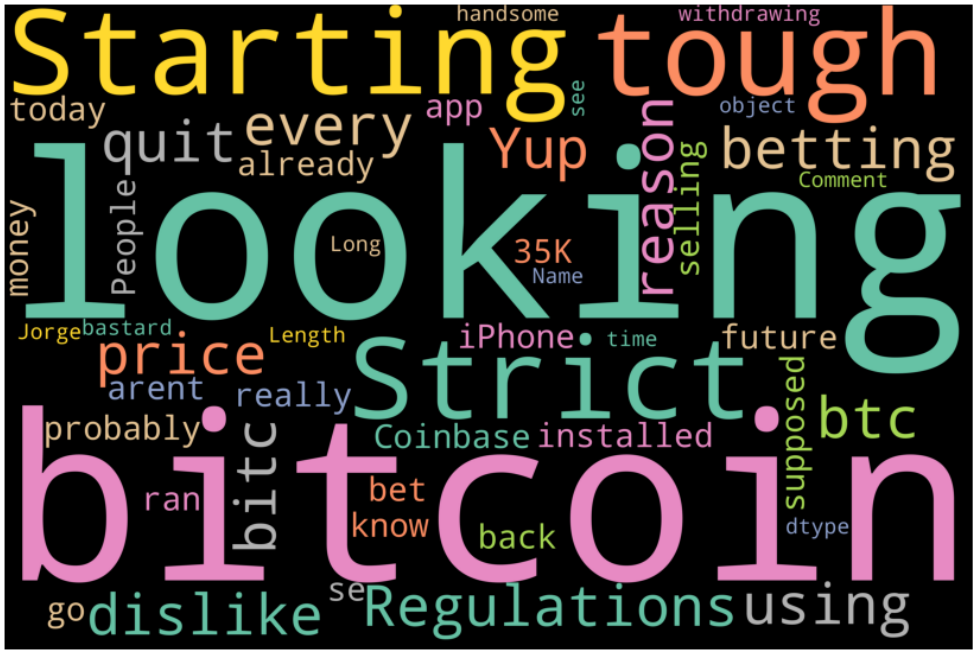
11 Em suma pessoas que aplicam trotes por brincadeira na Internet.

12 <https://github.com/cjhutto/vaderSentiment>. Acesso em 24 Mar. 2022.

trabalhadores sexuais digitais recebendo em Bitcoin tendem a manifestar sentimentos mais positivos, pois não veem a moeda como aposta ou investimento, mas como reserva de valor. Os outros parecem mais balanceados, com certo viés otimista, porém "Bitcoin" e "btc" chamam atenção com sentimentos positivos predominando, o que pode ter relação com o público atraído por estes fóruns ou até mesmo com o período considerado, em que o preço do Bitcoin foi, predominantemente, ascendente.

Seguiu-se então para uma breve análise de quais palavras foram mais frequentes em comentários com menções ao Bitcoin durante o período estudado e em todo Reddit via Word Cloud, demonstrada pela Figura 7:

Figura 7 – Word Cloud, palavras mais frequentes.



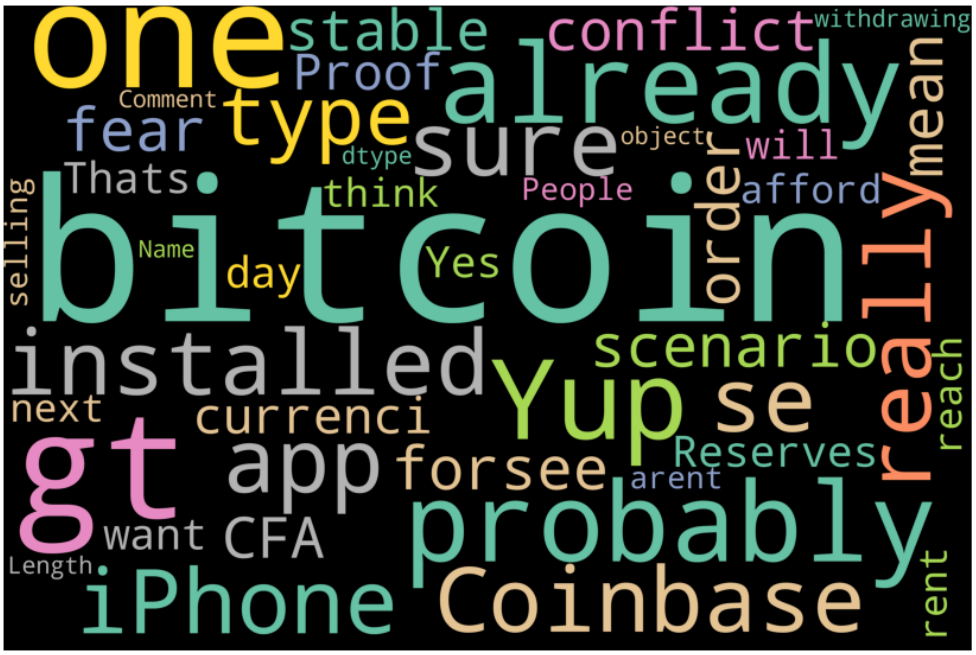
Fonte: Elaboração própria.

As palavras "procurando", "estrito", "difícil", "apostando", "começando" e "regulamentações" apareceram em proeminência. Algumas destas possivelmente refletem fatores exógenos, como as regulamentações cada vez mais estritas acerca da criptomoeda. Chamou atenção também o número de pessoas começando e procurando por algo, mas uma breve investigação nos *subreddits* mostrou que muitos buscam ajuda nos fóruns, com publicações e guias inteiros dedicados a iniciantes, além de fóruns especializados nisso, como o /BitcoinBeginners.

Já nos fóruns especializados (*top* 4, Figura 8) perceberam-se menções a conflitos, ao Coinbase (plataforma *online* de compra e venda), ao cenário atual, a medo, aplicativos, previsões, reservas e iPhone. Várias plataformas de criptomoedas oferecem aplicações para iOS e, considerando que a população dos países de língua inglesa majoritariamente utiliza

dispositivos iOS, segundo a plataforma Device Atlas[13], a presença de iPhone neste gráfico é justificada.

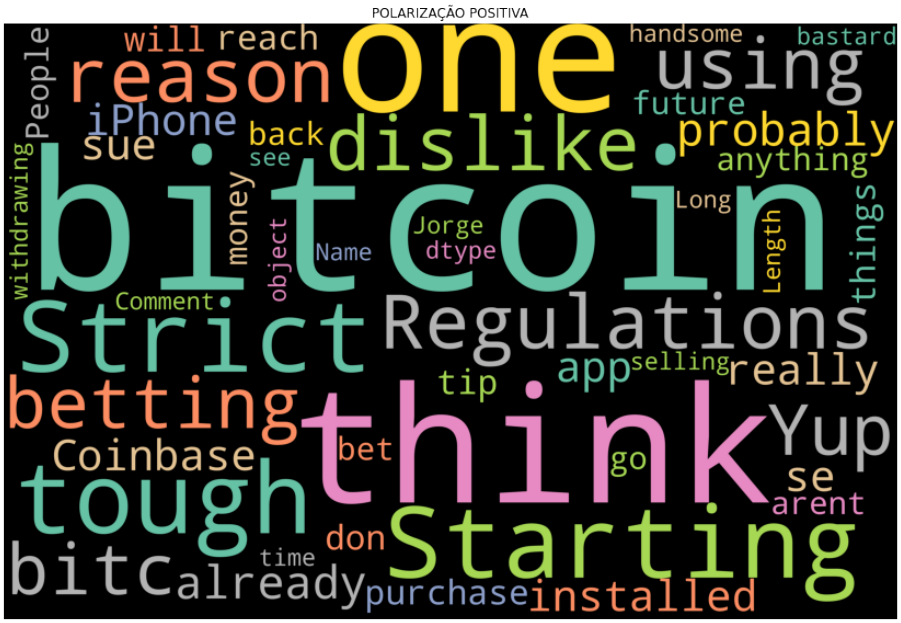
Figura 8 – Word Cloud, Top 4 especializados.



Fonte: Elaboração própria.

Os comentários de todo Reddit foram divididos em negativos, neutros e positivos, e suas palavras mais recorrentes analisadas nos Word Clouds das figuras 9, 10 e 11.

Figura 9 – Word Cloud, Comentários Positivos.



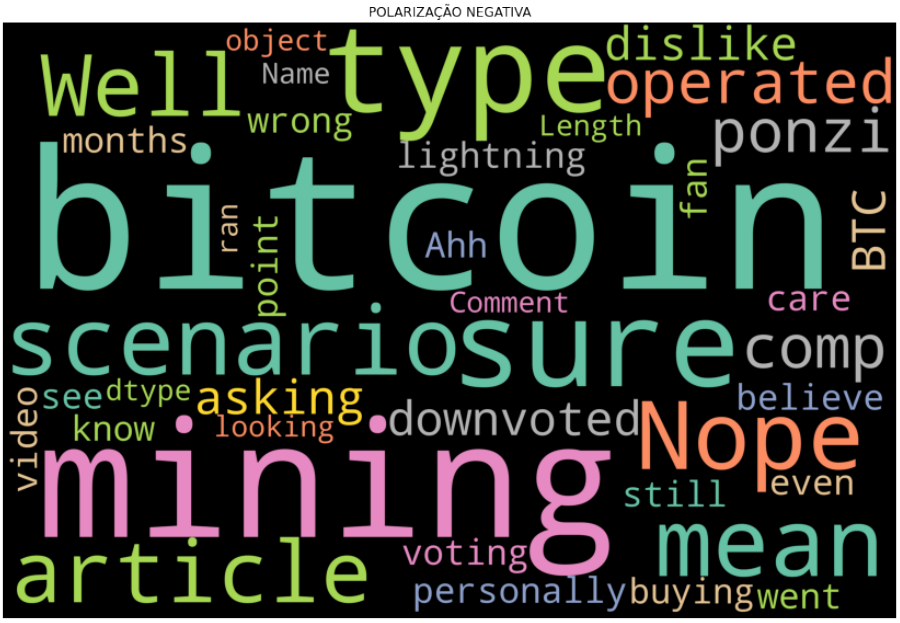
Fonte: Elaboração própria.

[13] <https://deviceatlas.com/blog/android-v-ios-market-share>. Acesso em 24 Mar. 2022.

Figura 10 – Word Cloud, Comentários Neutros.

Fonte: Elaboração própria.

Figura 11 – Word Cloud, Comentários Negativos.

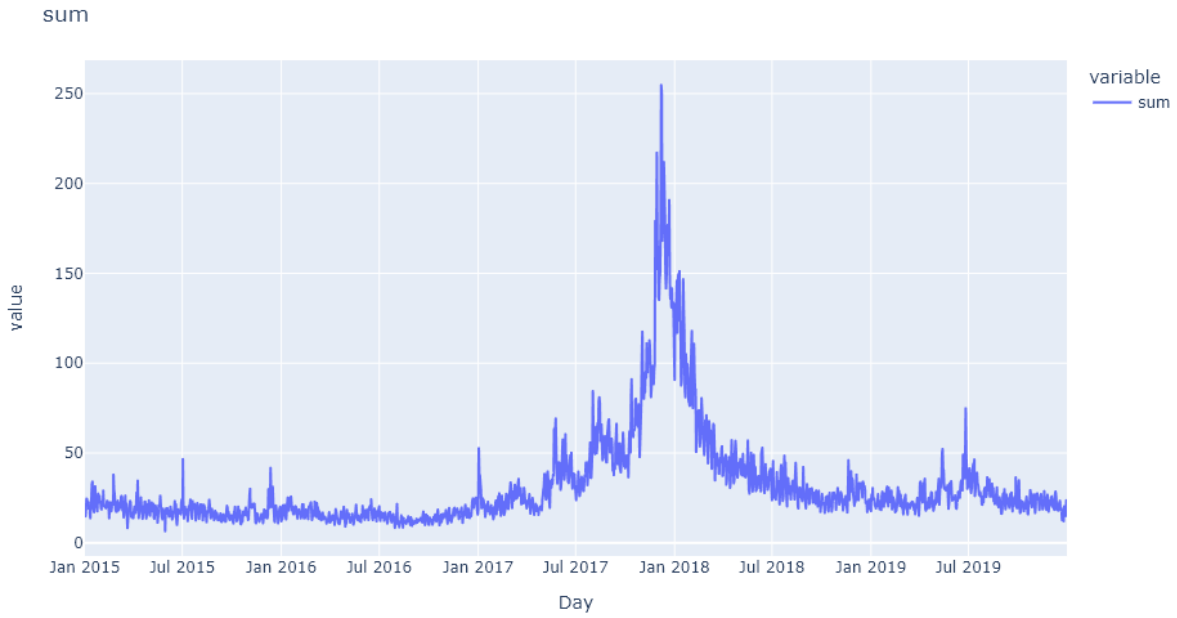


Fonte: Elaboração própria.

No Word Cloud de comentários positivos (Figura 9) se destacaram: "não gostar", "difícil", "estrito" e "regulamentações", dentre outros. Mas vale reforçar que o VADER analisa o comentário inteiro e não palavras singulares. A palavra "pensar" também se destacou, sinalizando que possivelmente grande parte dos comentários positivos são opiniões. No Word Cloud de comentários neutros (Figura 10) percebe-se várias palavras igualmente recorrentes e nada conclusivo. Por fim, na Figura 11 dentre as palavras mais recorrentes nos comentários negativos apareceram menções à "mineração" de Bitcoin, "cenários", "Ponzi", "artigos" e à palavra "certeza", com as demais também com aparente conotação negativa. Neste caso as associações negativas foram mais flagrantes, como a presença de menções a esquemas de Ponzi, possivelmente pessoas que enxergavam a criptomoeda como um esquema de pirâmide e outras que expressavam descontentamento com outros comentários, sinalizando atribuição de votos negativos (*downvoted*) ou *dislikes*.

Para analisar como os sentimentos ponderados pela pontuação e agregados por dia se comportaram temporalmente, utilizou-se o gráfico da Figura 12, onde se nota que em Janeiro de 2018 houve algo que impactou os sentimentos negativamente após uma forte ascensão em 2017. A queda na polarização somada por todo Reddit começa em dezembro de 2017, um mês antes do chamado "*crash* do Bitcoin", quando, na segunda quinzena de janeiro, verificou-se a queda de 25% na criptomoeda.

Figura 12 – Soma de Sentimentos Ponderados no Tempo.



Fonte: Elaboração própria.

Nesta etapa verificou-se que as séries temporais de sentimentos agregados era idêntica quando considerados os comentários de todo Reddit ou os comentários dos *top* 4 fóruns (especializados). Portanto, de modo a preservar riqueza informacional, foi dado

seguimento no estudo com a base inteira.

3.4.2 Análise de Dados do Preço Bitcoin

Inicialmente, uma análise da série histórica do preço do Bitcoin foi feita para observar seu comportamento no tempo (Figura 13).

Figura 13 – Oscilação do Bitcoin por dia.

Fonte: Elaboração própria.

Novamente destaca-se o pico ao longo de 2017 seguido pelo vale em janeiro de 2018. Os seguintes acontecimentos ocorreram no período[14]:

- Ascensão histórica em 2017 com onda de otimismo.
- Queda especulativa no final de 2017.
- Queda por rumores de banimento na Coréia do Sul no começo de Janeiro de 2018.
- No final de janeiro de 2018, *hackers* invadiram o Coincheck, maior mercado de balcão de criptomoedas do Japão, provocando queda no preço de todas as criptomoedas.

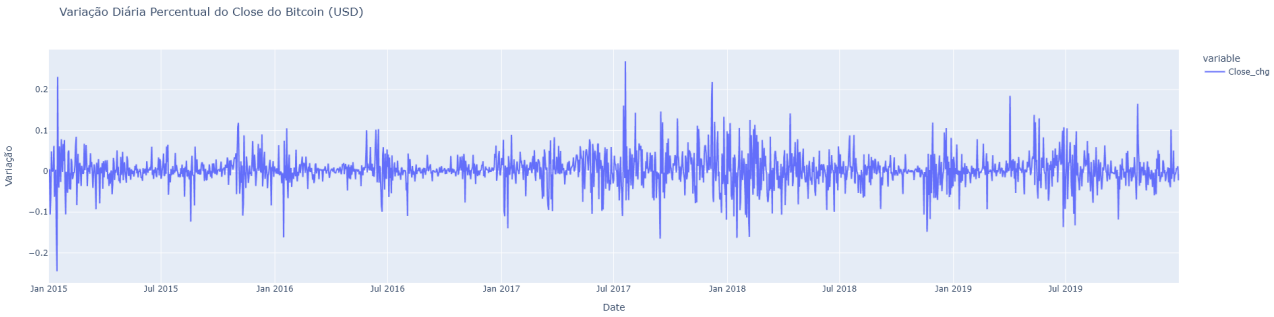
Percebe-se que os 2 primeiros são efeitos via demanda e passíveis de serem capturados via humor de mercado, enquanto os últimos dois itens podem ser considerados fenômenos exógenos ou até mesmo *black swams*, ou seja, imprevisíveis. Entretando, monitorar fóruns com opiniões globais em tempo real talvez gere informações mais tempestivamente do que acompanhar portais oficiais de imprensa, em particular para ativos de natureza

[14] <https://en.wikipedia.org/wiki/Cryptocurrency_bubble>. Acesso em 24 Mar. 2022.

especulativa altamente impactada pela demanda como é o caso das criptomoedas no cenário atual, captando rumores antes que se tornem notícias de fato e antes dos preços dos ativos refletirem toda informação disponível.

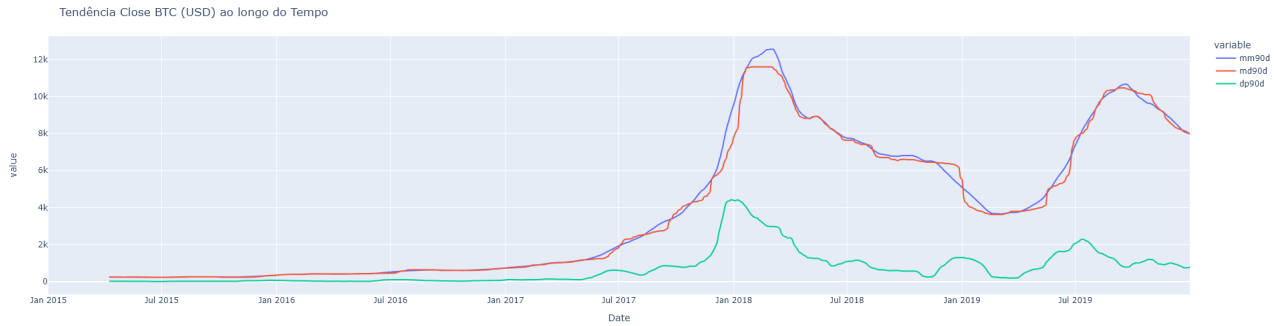
A série temporal supracitada foi então decomposta em variação diária percentual e medidas de tendência e volatilidade, na Figura 14 e 15, respectivamente:

Figura 14 – Oscilação Percentual do Bitcoin por dia.



Fonte: Elaboração própria.

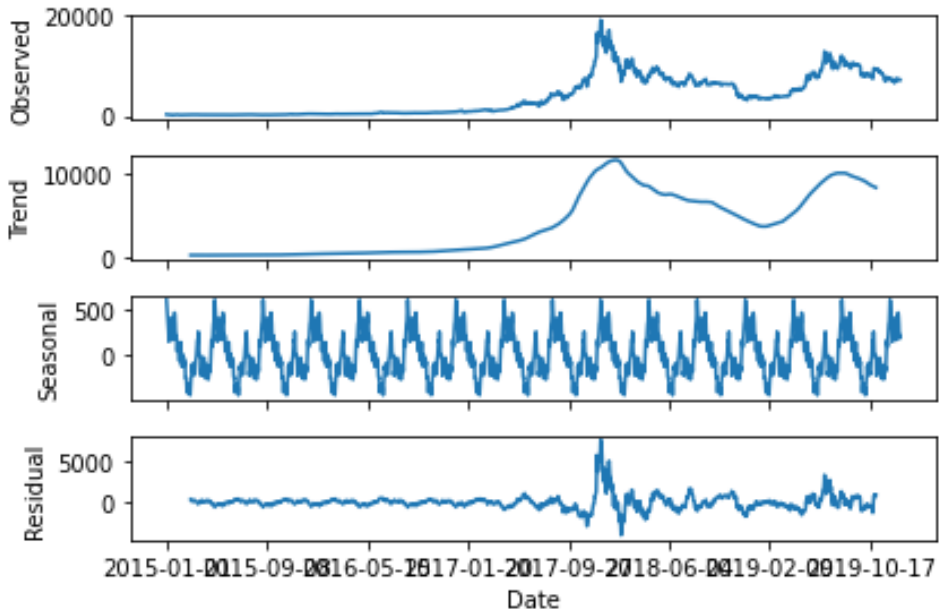
Figura 15 – Tendências do Bitcoin ao longo do tempo.



Fonte: Elaboração própria.

Ficou evidenciado que, tanto a média como o desvio padrão, não foram constantes no período, sinalizando não-estacionariedade e impossibilidade de utilização de modelos de previsão de séries temporais mais simples como ARMA que não estacionarizam a série. Notou-se que a frequência de 120 observações (ou cerca de 4 meses) com sazonalidade aditiva gerava resíduos menos dispersos e sazonalidade mais demarcada na Figura 16, que aparenta certo padrão, repetido a cada 4 meses. Os resíduos explodiram nos períodos correspondentes às instabilidades supracitadas.

Figura 16 – Decomposição do Close do Bitcoin.

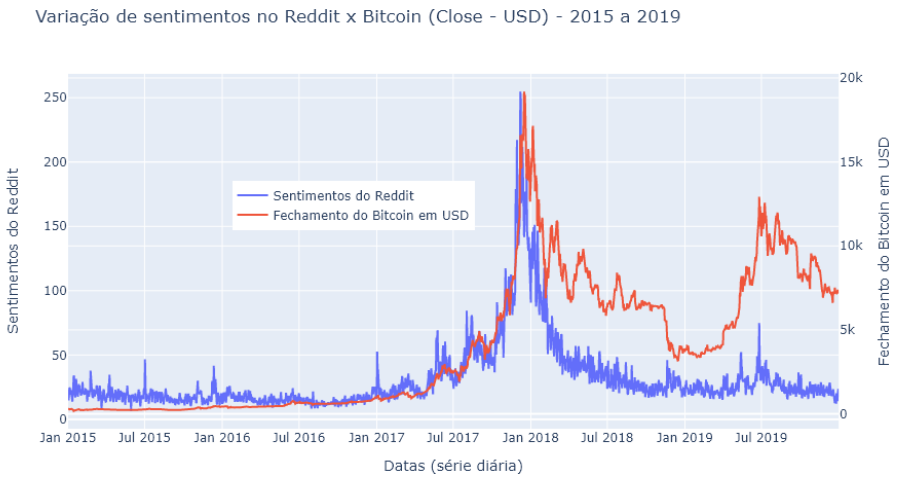


Fonte: Elaboração própria.

3.4.3 Análise Relacional entre Bitcoin e Sentimentos

A variação conjunta entre as séries do Bitcoin em dólares e sentimentos agregados do Reddit foi estudada de modo a perquirir a relação entre ambas. Para tanto, estas foram aglutinadas em uma só tabela com base no dia. A base de dados das duas séries fundidas possui 1.826 observações entre 01/01/2015 e 31/12/2019. A variação diária conjunta das séries é exibida na Figura 17.

Figura 17 – Bitcoin e Sentimentos do Reddit.



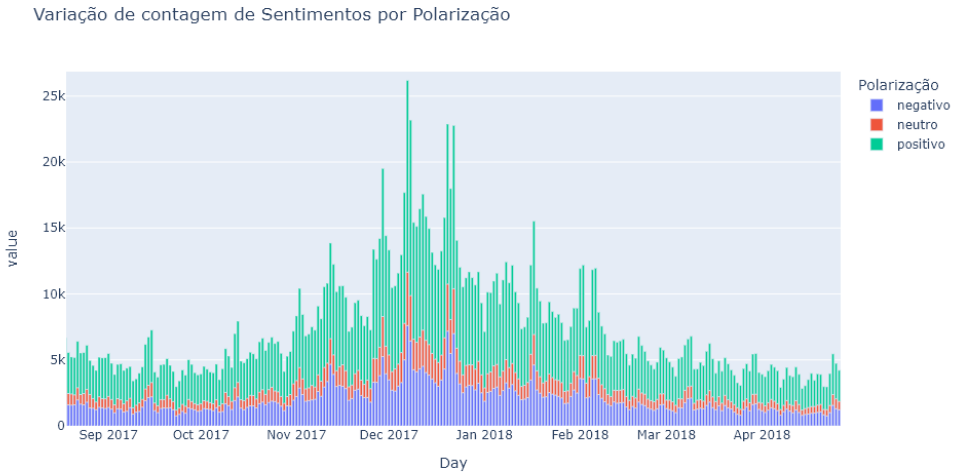
Fonte: Elaboração própria.

Evidenciou-se não só a correspondência entre os picos mas também como os

sentimentos parecem antecipar o movimento de queda do Bitcoin que persistiu até janeiro de 2019. Apesar do fechamento do Bitcoin ainda oscilar após janeiro de 2018, os sentimentos continuaram em queda vertiginosa, sem voltar aos níveis de 2017. É possível aventar que, depois do *crash* de 2018, os usuários do Reddit ficaram, em geral, menos otimistas, ou que simplesmente o volume de menções caiu porque passaram a diversificar os investimentos com outras criptomoedas nascentes. Também ficaram salientados os picos nos sentimentos diários do Reddit ao longo de 2017 seguidos pela tendência sem precedentes de alta no preço da criptomoeda. Nem todas as pessoas que compravam e vendiam a criptomoeda utilizavam o Reddit, mas assumindo que muitas, apesar de não interagirem nos fóruns, se informavam pelo veículo (como mencionado nas estatísticas da introdução), pode-se inferir que se trata de uma *proxy* que potencialmente reflete e (ou) resume os humores de mercado razoavelmente bem.

A análise então passou por uma investigação da distribuição dos sentimentos do Reddit no período correspondente ao maior pico e vale históricos acima e obteve-se, segundo a Figura 18, que, apesar da distribuição se manter relativamente constante, uma mudança acentuada no volume total de menções positivas é foi observada no final de dezembro de 2017, antecedendo o *crash*. Vale notar que o volume de comentários, e não somente seu teor, parece ter um efeito considerável na oscilação.

Figura 18 – Contagem de Polarização de Comentários do Reddit.

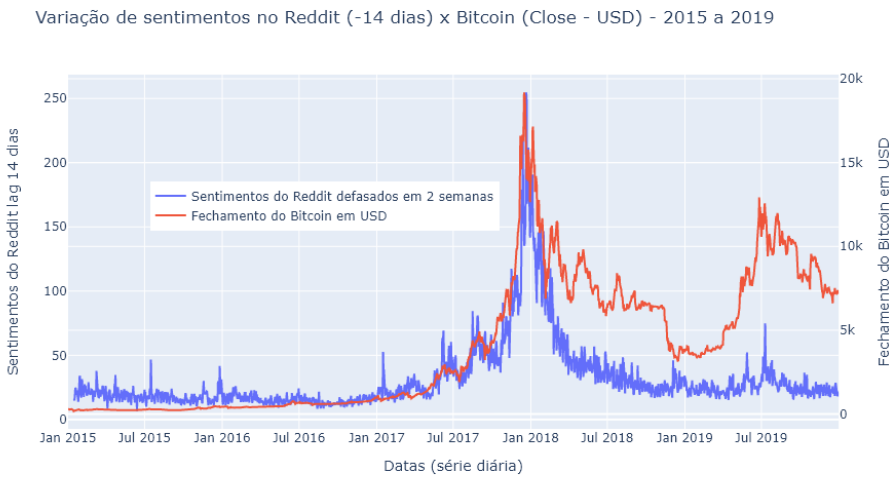


Fonte: Elaboração própria.

Para averiguar relações de causa efeito, repetiu-se a análise, porém defasando os sentimentos agregados do Reddit em 2 semanas, o que gerou a visualização da Figura 19. A série de sentimentos fica ainda mais ajustada às oscilações do Bitcoin, sinalizando a possibilidade de utilizar sentimentos do Reddit como indicativo de *status quo* da demanda ou de como esta vai se comportar, impactando o Bitcoin. Possivelmente esse atraso ocorre devido ao tempo entre constatação dos sentimentos e efetiva decisão de compra por um

ser humano, causado pela demora no processamento do humor de mercado ou até mesmo por hesitação, postergando o efeito manada.

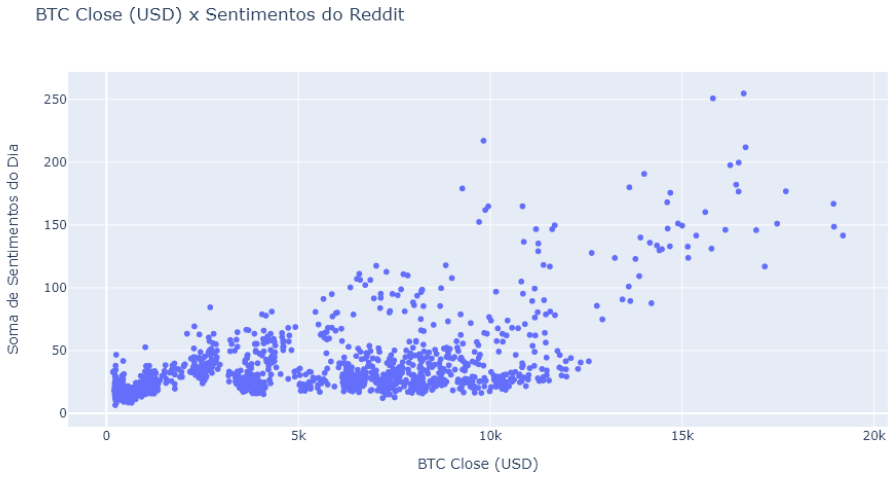
Figura 19 – Sentimentos defasados e Fechamento do Bitcoin.



Fonte: Elaboração própria.

Em seguida, foi estudada a associação entre o fechamento do Bitcoin em dólares e sentimentos agregados do Reddit (Figura 20), que se mostrou positiva: em dias com sentimentos positivos ou volumes altos o preço do Bitcoin tendeu a fechar em alta. É importante frisar que o fechamento é o último preço registrado do Bitcoin em dólares no dia, ou seja, sentimentos agregados no mesmo dia são associados a fechamentos maiores.

Figura 20 – Dispersão: Sentimento x Fechamento Bitcoin.

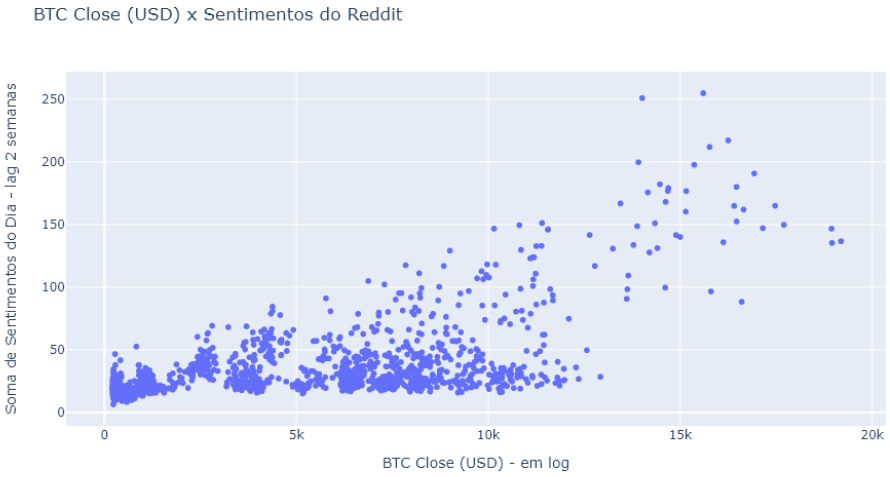


Fonte: Elaboração própria.

Já com sentimentos defasados em 2 semanas obteve-se a relação da figura Figura 21, também consideravelmente positiva e ligeiramente menos dispersa. Ou seja, sentimentos

do Reddit do próprio dia ou em períodos anteriores possuem correlação linear positiva não irrisória com o preço de fechamento do Bitcoin em dólares, durante o período estudado.

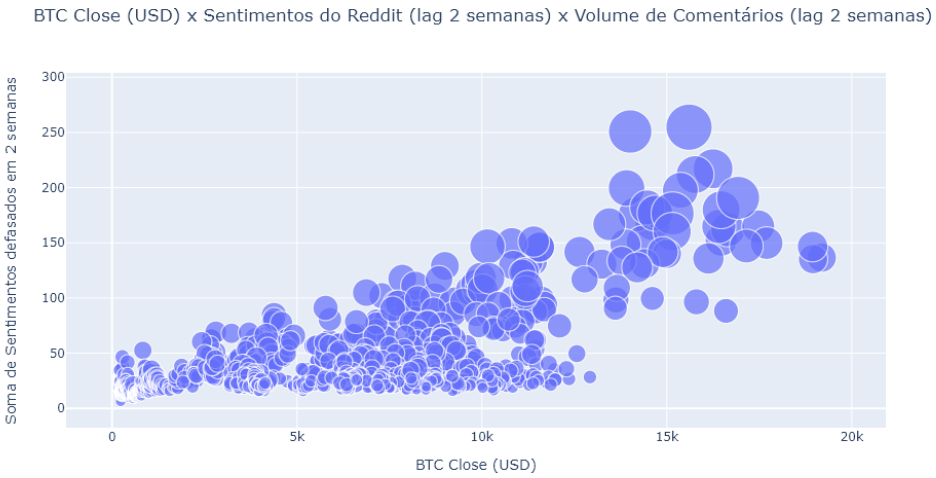
Figura 21 – Dispersão: Sentimento - 14 dias x Fechamento Bitcoin.



Fonte: Elaboração própria.

A visualização anterior foi suplementada com o volume de comentários correspondente a cada ponto e há indícios de que este também tende a ser maior em fechamentos maiores de Bitcoin (Figura 22).

Figura 22 – Gráfico de Bolhas: Sentimento - 14 dias x Fechamento Bitcoin x Volume de Comentários - 14 dias.



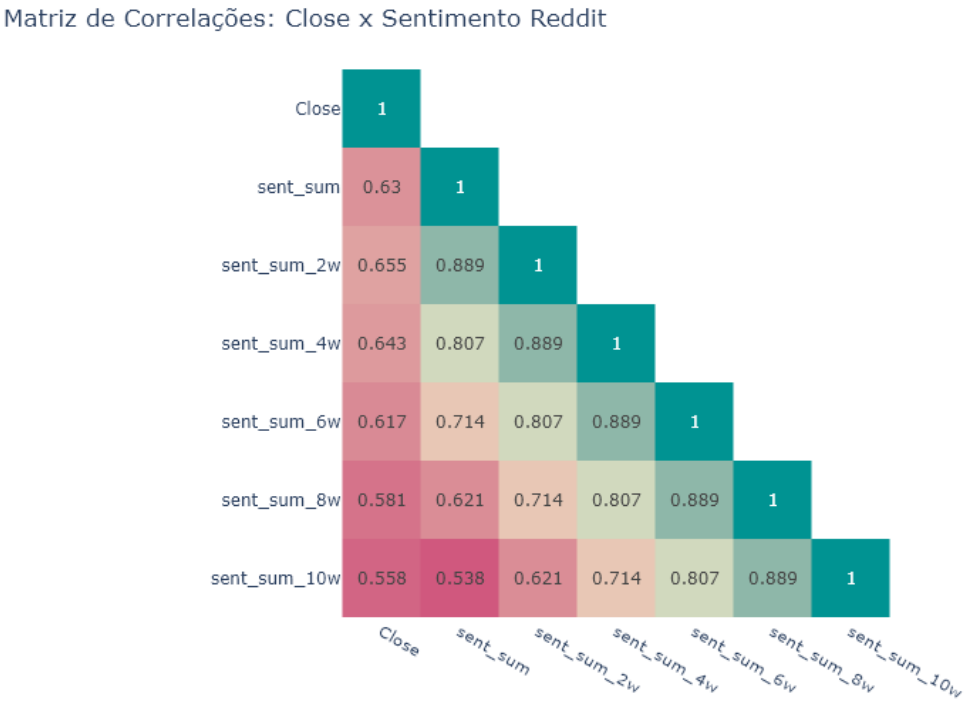
Fonte: Elaboração própria.

Por fim, para validar os resultados acima, calculou-se a correlação linear de Pearson entre fechamento do Bitcoin, seus próprios valores passados e sentimentos defasados de duas em duas semanas, o que gerou os correlogramas da Figura 23 e 24, respectivamente.

Figura 23 – Matriz de Correlação: Fechamento contra seus valores defasados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura 24 – Matriz de Correlação: Fechamento contra sentimentos defasados.



Fonte: Elaboração própria.

Pelos correlogramas acima se percebe que o preço de fechamento do Bitcoin se trata de uma série com dependência temporal e memória (possivelmente auto-regressiva) e que sentimentos do Reddit defasados podem contribuir com poder preditivo, dados os indícios de associação positiva alta. Ademais, as visualizações desta seção indicam que as oscilações no Reddit dão sinais de antecipar as do Bitcoin em certa medida.

A etapa de análise de dados foi concluída com a seleção de algumas variáveis para um esforço seminal de modelar sua relação e identificar potencial preditivo na seção subsequente:

- Fechamento do Bitcoin foi considerado como variável dependente, ou explicada. Esta é a variável que o modelo treinará para prever.
- Sentimentos diários agregados do Reddit foram definidos como variável independente, ou explicativa. Volumes não foram considerados porque já estão incutidos nesta agregação diária.

3.5 Aprendizado de Máquina

Nesta etapa foram utilizados os dados e conclusões da seção anterior para ajustar um modelo de previsão do preço de fechamento do Bitcoin em dólares em função de sentimentos do Reddit. Por constituírem dados tabulares rotulados, um algoritmo de aprendizado supervisionado foi utilizado: o Long Short Term Memory que, como descrito na revisão conceitual, é uma Rede Neural Recorrente adequada para séries com dependência temporal longa, onde não só a sequência das observações é considerada, como também períodos distantes no tempo. O algoritmo automaticamente decide, via portas de esquecimento, quais dados de períodos passados serão ou não perpetuados para próximas rodadas de otimização de acordo com importâncias constatadas e atualizadas iterativamente.

Ademais, o LSTM também permite treinar modelos multivariados em séries temporais, não possuindo a restrição de previsão futura condicionada unicamente a valores passados da própria variável explicada. Logo, estimou-se o preço de fechamento do Bitcoin em dólares com sentimentos do Reddit, com treinamento condicionado a como ambas as séries variaram e sua relação no tempo.

A arquitetura LSTM utilizada foi:

- Entrada com dimensão de linhas equivalentes ao tamanho da janela escolhida e colunas ao número de atributos (1).
- Camada LSTM com 128 neurônios.
- Camada de ativação Leaky ReLU com 128 neurônios.

- Camada LSTM pós ativação com 128 neurônios.
- Camada de Dropout (0,3) para tentar prevenir *overfitting*.
- Saída Densa com apenas um neurônio: é um problema de predição e se estimou apenas o valor de fechamento do Bitcoin.

A camada de Leaky ReLU foi inserida para evitar o problema de funções ReLUs normais: *Dead ReLU*, um problema de gradiente de fuga em que, quando o modelo converge muito rápido, muitos neurônios acabam sendo desativados, minguando a capacidade do modelo. Ao invés de desativar os neurônios, a Leaky ReLU os mantém ativos com gradientes positivos ínfimos.

Restava definir:

- Janela temporal: com quantos dias o modelo seria treinado e, posteriormente, utilizaria para prever o próximo ponto?
- Tamanho do Batch: quantas amostras de N observações, com N = dias na Janela, seriam utilizadas para prever o fechamento antes de cada *backpropagation* ser ativado, atualizando os novos pesos nas conexões entre neurônios?
- Epochs: quantas iterações de treinamento do modelo seriam feitas? Foram fixas em 200 Epochs.

Sobre a janela temporal, dado que, na análise exploratória, identificaram-se fortes relações de preço de fechamento do Bitcoin com sentimentos defasados semana a semana, várias janelas semanais diferentes foram testadas: 1, 2, 4 e 10 semanas ou, respectivamente, [7, 14, 28, 70] dias.

O tamanho do Batch foi escolhido conforme o padrão utilizado na literatura: múltiplos de 2, sendo 32 e 64 os tamanhos mais populares para bases pequenas. Trata-se de uma regra de dedo testada e aprovada para garantir boa generalização e eficiência computacional. Foram testados então os seguintes tamanhos de Batch: [4, 8, 32, 64, 256].

Para o treinamento segundo a arquitetura acima, o otimizador empregado foi o Adam, com taxa de aprendizado inicial de 0,001 e definição da função perda a ser minimizada como o Erro Médio Absoluto, que simplesmente computa a média da diferença entre observado e predito em termos absolutos (neste caso foi considerado fazer sentido a penalização estar na mesma unidade e magnitude da diferença entre valor observado e predito do Bitcoin). Com o intuito de evitar que o erro a ser minimizado divergisse drasticamente ao longo de iterações mais tardias, foi inserida uma função de decaimento exponencial de -0,1 no *callback* do ajuste. Por fim, como mais uma medida para evitar

overfitting, definiu-se uma parada precoce: se após 3 iterações o erro no conjunto de validação não reduzisse, as Epochs seriam interrompidas, suspendendo o treinamento.

O conjunto de treinamento foi definido como 80% das observações (de 2015 a 2018) e as últimas 20% (2019) constituíram o conjunto de teste. A ordem neste caso é de extrema importância, e, no código, foram aplicadas condições para assegurar que a ordem dos dados fosse respeitada. O modelo foi treinado com os hiperparâmetros acima e validado com o conjunto teste (para definir a parada, mas o conjunto teste em si não foi utilizado para o treinamento, evitando vazamento de dados), com o registro das métricas de desempenho no conjunto de teste para cada configuração, o que retornou a tabela Tabela 5.

Tabela 5 – Performance de diferentes configurações.

Configuração	MSE	MAE	MAPE
Batches:4, Janela:7	0.036964	0.002086	0.036964
Batches:8, Janela:7	0.031455	0.001775	0.031455
Batches:32, Janela:7	0.049986	0.003773	0.049986
Batches:64, Janela:7	0.050934	0.003374	0.050934
Batches:256, Janela:7	0.030376	0.001684	0.030376
Batches:4, Janela:14	0.178074	0.045094	0.178074
Batches:8, Janela:14	0.029148	0.001342	0.029148
Batches:32, Janela:14	0.044508	0.003423	0.044508
Batches:64, Janela:14	0.104148	0.014979	0.104148
Batches:256, Janela:14	0.034186	0.002424	0.034186
Batches:4, Janela:28	0.030221	0.001490	0.030221
Batches:8, Janela:28	0.028412	0.001287	0.028412
Batches:32, Janela:28	0.111030	0.014240	0.111030
Batches:64, Janela:28	0.144233	0.024926	0.144233
Batches:256, Janela:28	0.055596	0.005234	0.055596
Batches:4, Janela:70	0.034192	0.001824	0.034192
Batches:8, Janela:70	0.037845	0.002122	0.037845
Batches:32, Janela:70	0.057765	0.005061	0.057765
Batches:64, Janela:70	0.225526	0.056159	0.225526
Batches:256, Janela:70	0.060865	0.005480	0.060865

Fonte: Elaboração própria.

Na tabela também foram trazidas outras medidas de performance: MSE ou Erro Quadrático Médio (média dos desvios entre observado e predito ao quadrado) e MAPE ou Erro Absoluto Percentual Médio (equivalente ao erro absoluto médio sobre o observado). Porém, o MAE (Erro Absoluto Médio) foi priorizado e, ordenando por MAE, MSE e então

MAPE, foram obtidas as 3 configurações que melhor performaram no conjunto de teste na Tabela 6:

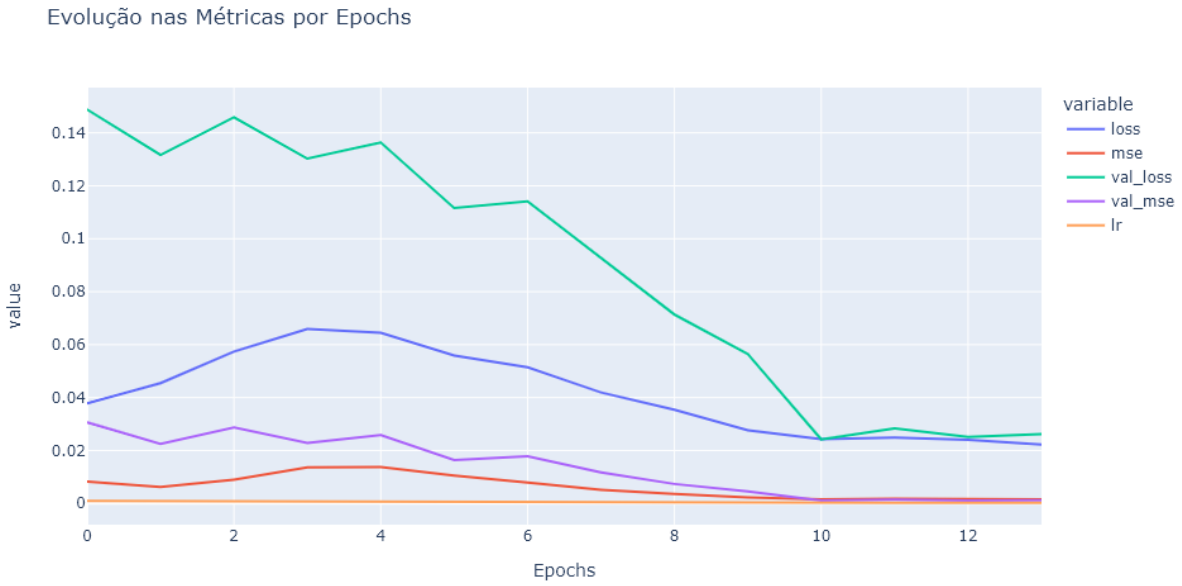
Tabela 6 – Top 3 configurações.

Configuração	MSE	MAE	MAPE
Batches:8, Janela:28	0.028412	0.001287	0.028412
Batches:8, Janela:14	0.029148	0.001342	0.029148
Batches:4, Janela:28	0.030221	0.001490	0.030221

Fonte: Elaboração própria.

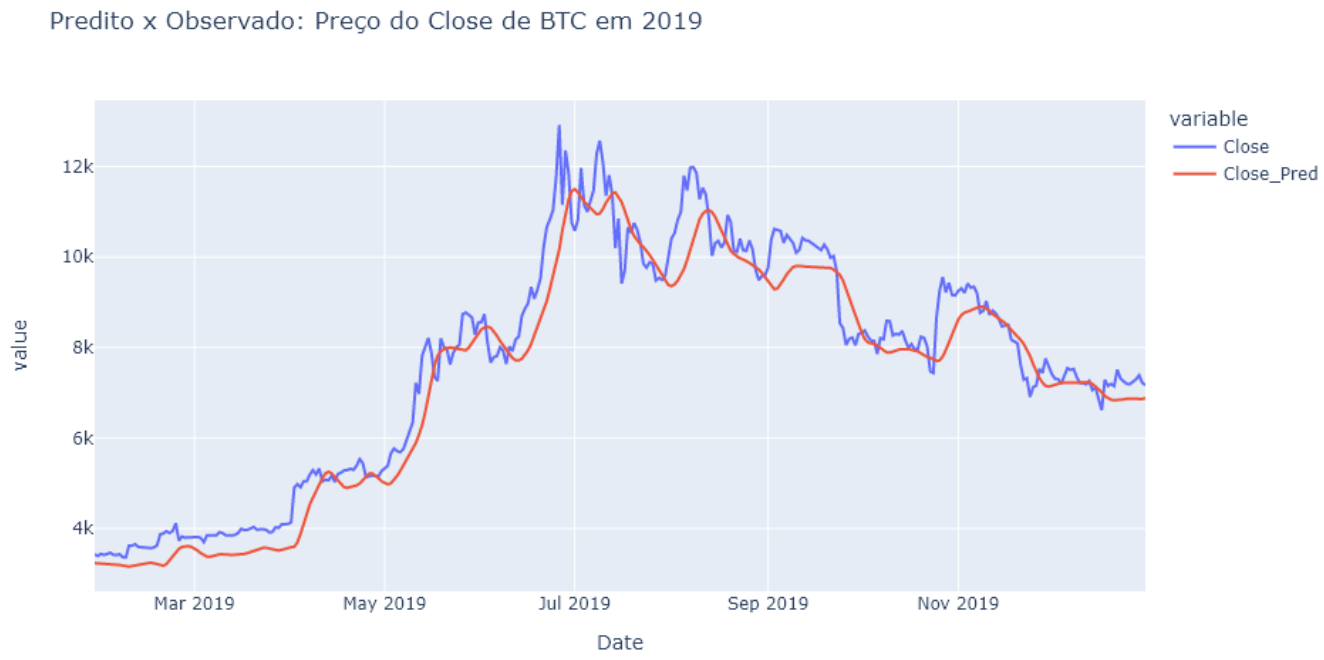
A configuração de melhor desempenho (de janela temporal de 28 dias, 4 semanas, com Batch de tamanho 8) foi aplicada no conjunto teste, que simula dados inéditos. Na Figura 25 consta a evolução das métricas da configuração selecionada ao longo do treinamento e na Figura 26 está o resultado do teste de desempenho, ou seja, como o modelo teria previsto o preço do Bitcoin durante ano de 2019 utilizando sentimentos agregados do Reddit.

Figura 25 – Métricas ao longo das Iterações.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 26 – Previsão no conjunto teste (2019).



Fonte: Elaboração própria.

A linha vermelha é a previsão no conjunto teste enquanto a azul é a série observada em 2019. O modelo treinado consegue, com 28 observações prévias, prever bem o próximo fechamento do Bitcoin. Tendo em vista que o ajuste observado acima parece "bom demais", vale testar, futuramente, a performance do modelo em outros períodos ou investigar a presença de *overfitting* (comum em LSTMs). Mesmo garantindo não haver vazamento de dados, implementando medidas para reduzir chance de sobre-ajuste e treinando apenas com sentimentos agregados do Reddit, causa estranheza o quanto o modelo acerta, com erro percentual médio (MAPE) de 2.8% em 2019.

3.6 Resultados Obtidos

Foram obtidos seguintes resultados:

- Há notável o viés otimista do Reddit em relação à criptomoeda.
- Observa-se forte correlação linear de Pearson entre sentimentos agregados do Reddit e a oscilação do Bitcoin.
- Graficamente há indícios dos comentários do Reddit e suas respectivas polarizações antecipando oscilações do Bitcoin.
- O LSTM multivariado ajustado performou bem no conjunto teste com Erro Absoluto, Quadrático e Percentual Médio ínfimos durante o período considerado.

Vale a ressalva de que, durante o período do estudo, os grandes grupos financeiros ainda não transacionavam criptomoedas em peso, sendo então um ativo negociado predominantemente por investidores amadores. Logo, dado que o Reddit se consagrou como principal fórum online (em particular para discussões acerca de criptomoedas), isso pode justificar a performance do modelo que, provavelmente, não se sustentaria no presente com as novas dinâmicas.

4 CONCLUSÃO

4.1 Conclusão

Primeiramente, foi estudado o comportamento das menções à criptomoeda, ficando clara a existência de viés positivo nos fóruns. Adicionalmente, as palavras mais comumente associadas a comentários positivos ou negativos em relação ao Bitcoin foram analisadas. Algumas palavras fizeram sentido, indicando fatores exógenos como regulamentações, conflitos e afins, porém muitas não trouxeram nada conclusivo, o que era esperado, dado que o VADER polariza textos considerando o corpo textual na totalidade e não as palavras isoladamente. A série temporal do Bitcoin também foi analisada isoladamente, indicando não-estacionariedade e chamando atenção com picos e vales anômalos durante o período estudado, associados a *black swams* e *crashes*.

A associação entre sentimentos e Bitcoin foi observada via correlação linear de Pearson forte entre ambas e suas respectivas defasagens. Indícios de sentimentos causando as oscilações puderam ser observados graficamente: defasando a série de sentimentos em 2 semanas se observou melhor correspondência com as oscilações do Bitcoin, com picos de sentimentos diários precedendo os movimentos mais drásticos na série histórica da moeda. Também foi percebida relação entre volume de comentários e preço de fechamento do Bitcoin.

Dada a associação positiva e forte observada entre as séries, implementou-se um algoritmo LSTM multivariado para prever o preço do Bitcoin com base em sentimentos agregados do Reddit. Erros por demais pequenos e um ajuste muito alto foram obtidos, o que deve ser interpretado com cuidado e ceticismo. Adicionalmente, durante o período analisado, de fato grande parte dos investidores de criptomoedas eram amadores com forte presença no Reddit (o que pode justificar seu impacto no preço do Bitcoin), podendo justificar a taxa de acerto do modelo. Porém, recentemente, grandes grupos financeiros passaram a negociar criptomoedas, o que possivelmente reduz a capacidade de acerto do modelo no presente.

Todavia, o objetivo era provar existência de relação causal entre as séries e, consequentemente, a viabilidade de se usar sentimentos como variável explicativa, o que, mesmo em agregações maiores (diárias), fica evidenciado pelo desempenho do modelo, apesar de sua simplicidade. Dada a oferta fixa de Bitcoin, o preço deste é impactado unicamente pela demanda e fatores exógenos não previsíveis, logo, tendo em mente o formato do Reddit com um limite elevado de caracteres por comentários, conteúdo irrestrito (que possibilita não somente publicação de comentários, mas de artigos, notícias e opiniões) e sistema de validação por votos, este pode, potencialmente, servir de *proxy* não apenas para

angariar humor de mercado mas também para obter de modo tempestivo polarizações decorrentes de notícias ou boatos relacionados a fatores exógenos ao redor do mundo antes mesmo destes serem divulgados por veículos de imprensa oficiais. Por fim, em linha com os trabalhos prévios relacionados, é reiterada a importância de se considerar mídias sociais como variáveis explicativas no esforço de modelar o preço futuro de ativos.

4.2 Próximos Passos

Dada a entrada de novos tipos de investidores no mercado de criptomoedas citada anteriormente e novas dinâmicas subsequentes, é válido testar o modelo em períodos mais recentes e auferir sua performance. Além disso, outros controles devem ser testados para evitar *overfit*, dada a suspeita levantada.

Possivelmente um estudo alternativo que meça quanto de Bitcoin é negociado reagindo a sentimentos online traga mais *insights* para a predição de efeitos na demanda.

Outro ponto de relevo é a polarização enviesada obtida ao aplicar o VADER nos comentários do Reddit. Dado que o VADER é especificamente calibrado para mídias digitais e para reconhecer estilos, intensidades e símbolos, talvez os tratamentos preliminares foram por demais extensos, gerando classificações imprecisas. Nessa linha, uma filtragem de *spams* também poderia melhorar o modelo. Alternativamente, outras formas de agregar e considerar sentimentos (ou periodicidades mais granulares), além da soma ponderada diária, hão de trazer novos achados.

Este trabalho, devido a questões de prazo, restringiu-se à consulta de bases prontas para ambas as fontes, porém, como mencionado nos capítulos introdutórios, existem várias APIs e possibilidades de integração. Semelhante ao feito por Mohapatra, Ahmed e Alencar (2019), dados podem ser captados em tempo real com uma arquitetura de *streaming* de dados de diferentes fontes online (como Twitter, Reddit e portais de notícia) via algum sistema de pub/sub como Kafka alimentando uma arquitetura de Apache Spark para realizar os tratamentos e treinamento em tempo real, já retornando as predições segundo o modelo selecionado e melhorando a cada iteração via aprendizado online. Virtualmente este mesmo fluxo poderia ser generalizado para qualquer criptomoeda ou ativo de interesse, com o adendo de que decisões de investimento em outros ativos, como ações, tendem a ser mais pautadas em considerações fundamentalistas. No futuro este modelo pode ser convertido em um algoritmo para compra e venda de criptomoedas em tempo real, capitalizando em cima da defasagem entre deliberação humana e tomada de decisão para auferir lucros.

REFERÊNCIAS

ABRAHAM, J. et al. Cryptocurrency price prediction using tweet volumes and sentiment analysis. **SMU Data Science Review**, v. 1, n. 3, p. 1, 2018.

BOLLEN, J.; MAO, H.; ZENG, X. Twitter mood predicts the stock market. **Journal of computational science**, Elsevier, v. 2, n. 1, p. 1–8, 2011.

CNN. **Wall Street Reddit Hedge Funds**. 2021. Disponível em: <https://edition.cnn.com/2021/02/03/investing/wall-street-reddit-hedge-funds/index.html>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

DEAN, B. **Reddit User and Growth Stats**. 2021. Disponível em: <https://backlinko.com/reddit-users>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

DOLAN, R. J. Emotion, cognition, and behavior. **science**, American Association for the Advancement of Science, v. 298, n. 5596, p. 1191–1194, 2002.

FAMA, E. F. Efficient capital markets: Ii. **The Journal of Finance**, v. 46, n. 5, p. 1575–1617, 1991. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x>.

FAMA, E. F. et al. The adjustment of stock prices to new information. **International Economic Review**, [Economics Department of the University of Pennsylvania, Wiley, Institute of Social and Economic Research, Osaka University], v. 10, n. 1, p. 1–21, 1969. ISSN 00206598, 14682354. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2525569>.

GARCÍA, S.; LUENGO, J.; HERRERA, F. **Data preprocessing in data mining**. [S.l.]: Springer, 2015. v. 72.

HALE, T. **How Much Data Does The World Generate Every Minute?** 2017. Disponível em: <https://www.iflscience.com/technology/how-much-data-does-the-world-generate-every-minute/>. Acesso em 16 Jul. 2021.

HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. **Neural computation**, MIT Press, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997.

HUTTO, C.; GILBERT, E. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In: . [S.l.: s.n.], 2015.

IBM Cloud Education. **Machine Learning**. 2020. Disponível em: <https://www.ibm.com/cloud/learn/machine-learning>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

Jigsaw Research. **News Consumption in the UK: 2020**. 2020. Disponível em: <https://www.ofcom.org.uk/___data/assets/pdf_file/0013/201316/news-consumption-2020-report.pdf>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Choices, values, and frames. In: **Handbook of the fundamentals of financial decision making: Part I**. [S.l.]: World Scientific, 2013. p. 269–278.

KOULOUMPIS, E.; WILSON, T.; MOORE, J. Twitter sentiment analysis: The good the bad and the omg! In: **Fifth International AAAI conference on weblogs and social media**. [S.l.: s.n.], 2011.

LINDHOLM, A. et al. **Machine Learning - A First Course for Engineers and Scientists**. [s.n.], 2021. Disponível em: <https://smlbook.org>.

LORENA, A. C.; GAMA, J.; FACELI, K. **Inteligência Artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina**. [S.l.]: Grupo Gen-LTC, 2000.

MITCHELL, T. M. et al. Machine learning. McGraw-hill New York, 1997.

MOHAPATRA, S.; AHMED, N.; ALENCAR, P. Kryptooracle: A real-time cryptocurrency price prediction platform using twitter sentiments. In: . [S.l.: s.n.], 2019. p. 5544–5551.

MUNIM, Z. H.; SHAKIL, M. H.; ALON, I. Next-day bitcoin price forecast. **Journal of Risk and Financial Management**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 12, n. 2, p. 103, 2019.

NAKAMOTO, S. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. **Decentralized Business Review**, p. 21260, 2008.

NGUYEN, T. H.; SHIRAI, K. Topic modeling based sentiment analysis on social media for stock market prediction. In: **Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1354–1364.

PEREZ, S. **Majority of Consumers Use Social Networks to Inform Buying Decisions, Says Study**. 2010. Disponível em: <https://archive.nytimes.com/www.nytimes.com/external/readwriteweb/2010/07/26/26readwriteweb-majority-of-consumers-use-social-networks-t-90514.html>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

ROBERTS, J. J. Big bitcoin crashes: What we learned. **Fortune, available at: http://fortune. com/2017/09/18/bitcoin-crash-history/(18 September)**, 2017.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **nature**, Nature Publishing Group, v. 323, n. 6088, p. 533–536, 1986.

SAYEGH, E. **Losing Touch With Reality – A GameStop Lesson**. 2021. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/emilsayegh/2021/03/09/losing-touch-with-reality--a-gamestop-lesson/?sh=4c74871735a5>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

SHAH, D.; ISAH, H.; ZULKERNINE, F. Predicting the effects of news sentiments on the stock market. In: IEEE. **2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)**. [S.l.], 2018. p. 4705–4708.

SHEVLIN, R. **How Elon Musk Moves The Price Of Bitcoin With His Twitter Activity**. 2021. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/ronshevlin/2021/02/21/how-elon-musk-moves-the-price-of-bitcoin-with-his-twitter-activity/?sh=750ef005d27b>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

SIGALOS, M. **Bitcoin has become a lifeline for sex workers, like this former nurse who made $1.3 million last year**. 2022. Disponível em: <https://www.cnbc.com/2022/02/05/bitcoin-a-lifeline-for-sex-workers-like-ex-nurse-making-1point3-million.html>. Acesso em 24 Mar. 2022.

SMITH, K. **60 Incredible and Interesting Twitter Stats and Statistics**. 2020. Disponível em: <https://www.brandwatch.com/blog/twitter-stats-and-statistics/>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

STENQVIST, E.; LÖNNÖ, J. **Predicting Bitcoin price fluctuation with Twitter sentiment analysis**. 2017.

SUL, H. K.; DENNIS, A. R.; YUAN, L. Trading on twitter: Using social media sentiment to predict stock returns. **Decision Sciences**, Wiley Online Library, v. 48, n. 3, p. 454–488, 2017.

Twitter. **Twitter Investor Fact Sheet Q12021**. 2021. Disponível em: <https://s22.q4cdn.com/826641620/files/doc_financials/2021/q1/Q1'21_InvestorFactSheet.pdf>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.

WALCZAK, S. An empirical analysis of data requirements for financial forecasting with neural networks. **Journal of management information systems**, Taylor & Francis, v. 17, n. 4, p. 203–222, 2001.

ÖZLü, A. **Long Short Term Memory (LSTM) Networks in a nutshell**. 2020. Disponível em: <https://ahmetozlu.medium.com/long-short-term-memory-lstm-networks-in-a-nutshell-363cd470ccac>. Acesso em: 12 de Jul. 2021.