



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA

Departamento de Matemática

**Métodos para a definição de estratégias de negociação
aplicadas a criptoativos**

Tomás Farinha Malaca

Licenciado

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre
em Matemática

Orientadores : Professora Doutora Ana Alexandra Antunes Figueiredo Martins
Professor Doutor Jorge Alberto Mendes de Sousa

Júri:

Presidente: Professor Doutor Luís Silva

Vogais: Professora Doutora Iola Pinto
Professora Doutora Ana Martins

Novembro, 2023



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA

Departamento de Matemática

**Métodos para a definição de estratégias de negociação
aplicadas a criptoativos**

Tomás Farinha Malaca

Licenciado

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre
em Matemática

Orientadores : Professora Doutora Ana Alexandra Antunes Figueiredo Martins
Professor Doutor Jorge Alberto Mendes de Sousa

Júri:

Presidente: Professor Doutor Luís Silva

Vogais: Professora Doutora Iola Pinto
Professora Doutora Ana Martins

Novembro, 2023

Resumo

Após o mercado de criptomoedas ter afundado, ou seja, o valor monetário investido nesta área ter diminuído muito por parte dos investidores, a desconfiança sobre estas moedas aumentou também. A *Bitcoin* continua a ser a moeda que desperta mais interesse, talvez por ser a primeira, criada em 2008.

Será efetuada uma explicação do que é a Bitcoin e de como funciona, tal como uma comparação com o mercado de ações e quais as diferenças entre ambos os mercados. Irão ser analisadas as vantagens e desvantagens da mesma.

Desta forma, será feito um estudo sobre algumas técnicas utilizadas para previsão de preço e tendências, de modo a escolher as melhores técnicas para aumentar a precisão que se obtém comparativamente com outros trabalhos. Além disso, é importante estar ciente das tendências atuais e dos efeitos potenciais no valor e uso da *Bitcoin*, tais como fatores externos e atualizações da moeda.

Para alcançar resultados superiores aos alcançados, foi criado um *Bot* que combina diversas técnicas de previsão e indicadores técnicos de modo a maximizar os lucros alcançados ao longo do tempo. Com este método, foram conseguidos resultados satisfatórios e com bastante certeza de que funcionará para os dias de hoje, por ter os indicadores e métodos de previsão mais atuais.

Para além de todos os métodos já testados, foi criado um método novo e inovador para a maximização da função de lucros da *Bitcoin*. O método criado tem em conta a otimização de uma função de lucros com base em algumas restrições para tornar o problema aplicável ao mundo real. O melhor resultado obtido para os lucros foi com base neste método trabalhado pelos orientadores e aluno, onde os resultados foram muito superiores aos conseguidos para a mesma altura por outros métodos já amplamente testados pela comunidade científica.

Palavras-chave: *Bitcoin*, previsão, *Bot*, *machine learning*, tendências.

Abstract

After the cryptocurrency market collapsed, distrust of cryptocurrencies increased as well. Bitcoin is still the currency that attracts the most interest, perhaps because it was the first one created, back in 2008.

After many studies on what price it will eventually reach, this study will focus on the trends and seasonality that the historical data indicates. Many techniques of machine learning and logistic regression have already been used, but the prediction with the necessary accuracy rate to be used as a reliable model has never been achieved, not least because if it were found in any way, the price could vary significantly. Predicting the price and trends of Bitcoin is challenging due to its high volatility and unpredictability. However, there are several methods that can be used to try to predict the price and trends of Bitcoin.

Thus, a study will be done on all the techniques used for price and trend prediction in order to choose the best techniques to increase the hit rate that has been obtained in other works. In addition, it is important to be aware of current trends and potential effects on the value and use of Bitcoin, such as external factors and currency updates.

To achieve results superior to those currently achieved, a *Bot* was created that combines several price prediction techniques, technical indicators, and prediction of purchase/sale locations. The results obtained with this method are satisfactory and are likely to be effective today, as they use the most current indicators and prediction methods.

In addition to all the methods already tested, an innovative method was created for the maximization of a Bitcoin profit optimization function. The created method takes into account the optimization of a profit function based on some constraints to make the problem applicable to the real world. The results obtained by this method were much superior to those achieved for the same time by other methods already widely tested by the scientific community.

Keywords: *Bitcoin*, forecast, *Bot*, *machine learning*, technical indicators.

Agradecimentos

O presente projeto não poderia chegar a bom porto sem o preciso apoio de várias pessoas que me acompanharam.

Primeiramente, queria agradecer aos meus dois orientadores, Professora Doutora Ana Martins e Professor Doutor Jorge Sousa, por toda a paciência, tempo, empenho e sentido prático com que sempre me orientaram. Corrigiram sempre que necessário e esclareceram todas as dúvidas que foram aparecendo.

Agradeço também à instituição na qual me formei, Instituto Superior de Engenharia de Lisboa. Agradeço a cada professor e a cada funcionário por serem sempre prestáveis e prontos para ajudar, para chegar a este final de mestrado.

Por último, mas não menos importante, agradecer à minha família e amigos pelas palavras de incentivo e pela amizade que fizeram com que nunca perdesse o foco.

Índice

Resumo	i
Abstract	iii
Agradecimentos	v
Índice	vii
Lista de Figuras	ix
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	3
1.2 Estrutura	4
2 Estado da arte	5
2.1 <i>Blockchain</i>	6
2.2 Vantagens e desvantagens	8
2.3 Economia	11
2.4 Comparação com o mercado de ações	11
2.5 Trabalhos anteriores em previsão	12
2.6 Súmula dos artigos	14
2.7 Métodos e estratégias	15
3 Metodologia	19
3.1 Indicadores e métodos de representação	19
3.1.1 RSI e MACD	19
3.2 Estratégias de negociação	21
3.2.1 <i>Backtesting</i>	21

CONTENTS

3.3	Métodos de previsão	24
3.3.1	Médias Móveis	24
3.3.2	LSTM, KNN e RF	27
3.4	Método de otimização com algoritmos genéticos	28
3.5	<i>Bot</i>	30
4	Métodos e instrumentos de recolha de dados no desenvolvi- mento do projeto	33
4.1	Fontes de Dados	33
4.1.1	Blockchain da <i>Bitcoin</i>	33
4.1.2	<i>Exchanges</i> de Criptomoedas	34
4.1.3	Fontes de Dados Externas	34
4.1.4	Recolha de Dados Automatizada	34
4.2	Análise dos Dados	34
5	Análise dos Resultados	39
5.1	Médias Móveis	39
5.2	Random Forest e LSTM	43
5.3	Desenvolvimento do <i>Bot</i>	44
5.4	Otimização com algoritmo Genético	50
5.4.1	Modelo de otimização	50
5.4.2	Implementando o Algoritmo Genético	52
5.4.3	Aplicando o Algoritmo à Negociação de Bitcoin	53
5.4.4	Melhorias Possíveis	54
6	Apresentação e Discussão dos Resultados	57
	Bibliografia	61

Lista de Figuras

1.1	Representação da correlação da <i>Bitcoin</i> com outras cripto moedas desde 2018 até julho de 2022. BTC — Bitcoin, ETH — Ethereum, XRP — Ripple, ADA — Cardano	2
2.1	Representação simplificada de uma transação de <i>Bitcoin</i> . Imagem retirada de [1]	6
2.2	Representação do valor da <i>Bitcoin</i> desde 2013 e o volume transacionado, em euros. Imagem retirada de [2]	9
2.3	Volatilidade de duas das maiores criptomoedas entre 2018 e 2022	9
2.4	Dinheiro em perspectiva há cerca de 4 anos. Imagem retirada de [3]	12
2.5	Representação do modelo LSTM. Imagem retirada de [4]	13
2.6	Explicação de como funciona o modelo LSTM. Imagem retirada de [4]	13
2.7	Uma rede neuronal simples. Imagem retirada de [5]	17
3.1	Padrão de engolfo de alta	23
3.2	Padrão de estrela de baixa	23
3.3	Demonstração do suporte e resistência na <i>Bitcoin</i>	24
3.4	Médias móveis de Bollinger na <i>Bitcoin</i> e a respetiva média móvel central	26
3.5	Representação de como funciona o <i>Bot</i> por fases	32
4.1	Representação da tabela e da sua composição	35
4.2	Representação da variação do preço da <i>Bitcoin</i> diariamente	35
4.3	Histograma do preço da <i>Bitcoin</i> por tempo em minutos	36
4.4	<i>Box plot</i> do preço da <i>Bitcoin</i>	36

CONTENTS

5.1	Médias móveis da <i>Bitcoin</i> entre os anos de 2020 e 2021. SMA_{3000} Média móvel de 50 dias	
5.2	Médias móveis da <i>Bitcoin</i> entre os anos de 2020 e 2021 com os respectivos sinais de compra/venda	41
5.3	Representação das Médias móveis da <i>Bitcoin</i> num mês	42
5.4	Representação das Médias móveis da <i>Bitcoin</i> num mês com sinais de compra e venda	42
5.5	Representação de uma <i>Random Forest</i> de um dia	44
5.6	Representação LSTM de um dia	44
5.7	Representação de uma <i>Random Forest</i> de um mês	44
5.8	Representação LSTM de um mês	45
5.9	Representação do MACD durante um mês	46
5.10	Representação do RSI durante um mês	46
5.11	Representação do MACD durante um ano	46
5.12	Representação do RSI durante um ano	47
5.13	Representação dos sinais de compra e venda do <i>Bot</i> durante um período de 1000 minutos	47
5.14	Representação de compra (β) e venda (α) e o respetivo retorno	54
5.15	Representação do preço da <i>Bitcoin</i> com o retorno esperado . .	54

Capítulo 1

Introdução

A *Bitcoin* foi criada em 2008 por Satoshi Nakamoto, tendo sido apresentada pela primeira vez através do seu trabalho “*Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*” [6], para descrever todas as ideias, características e o seu funcionamento.

A *Bitcoin* foi criada com o intuito de ser um meio de pagamento descentralizado que funciona em modo *peer-to-peer*, ou seja, funciona por uma rede de computadores ligados entre si, sem qualquer necessidade de um servidor central para os interligar. Este método permite que todos os utilizadores tenham as mesmas permissões, portanto, não existe nenhuma autoridade acima dos mesmos. A *Bitcoin* tornou-se na moeda digital mais importante, ao ser a primeira a mostrar uma forma diferente de efetuar transações no mundo real, por um mundo que cada vez mais é digital, sem qualquer controlo externo, apenas da comunidade. Este sistema, apesar de ter sido apresentado em 2008, apenas começou a funcionar no ano seguinte, em 2009.

Apesar do abandono do seu criador em 2010, o seu projeto é *Open Source*, ou seja, todo o código é aberto. Isto permitiu a continuidade do seu projeto e constante desenvolvimento até agora pela comunidade.

Hoje em dia, a *Bitcoin* é trocada em muitos mercados, mas os investidores não a tratam como uma moeda de troca normal, mas sim como uma moeda com valor especulativo. A *Bitcoin* atingiu o seu valor histórico em novembro de 2021, chegando perto dos 65000 USD\$.

Após vários anos do lançamento da *Bitcoin*, a previsão do preço e das tendências, por técnicas de *machine learning*, tem crescido. Estas dificuldades de previsão, motivaram a realização deste trabalho, suscitando o interesse

em investigar os procedimentos atualmente implementados, confrontando-os com as soluções recomendadas pela teoria da previsão e *machine learning* para identificar melhorias nesses mesmos procedimentos.

Este trabalho enquadra-se no âmbito da previsão de tendências e preços para compra e venda da *Bitcoin* recorrendo a métodos de *machine learning*, métodos estatísticos e análise gráfica e histórica. Esta análise continua a ser difícil, pois a taxa de precisão é inferior ao que se pretende, pois o mercado de criptomoedas é muito volátil. Ora, este trabalho aspira prever quando é uma boa oportunidade de compra e de venda. Para isso tem-se que efetuar uma boa previsão, tão perto quanto possível do valor observado, com a ajuda de vários métodos de modo a rentabilizar o investimento, ou seja, definir estratégias para identificar qual o melhor local de compra e venda.

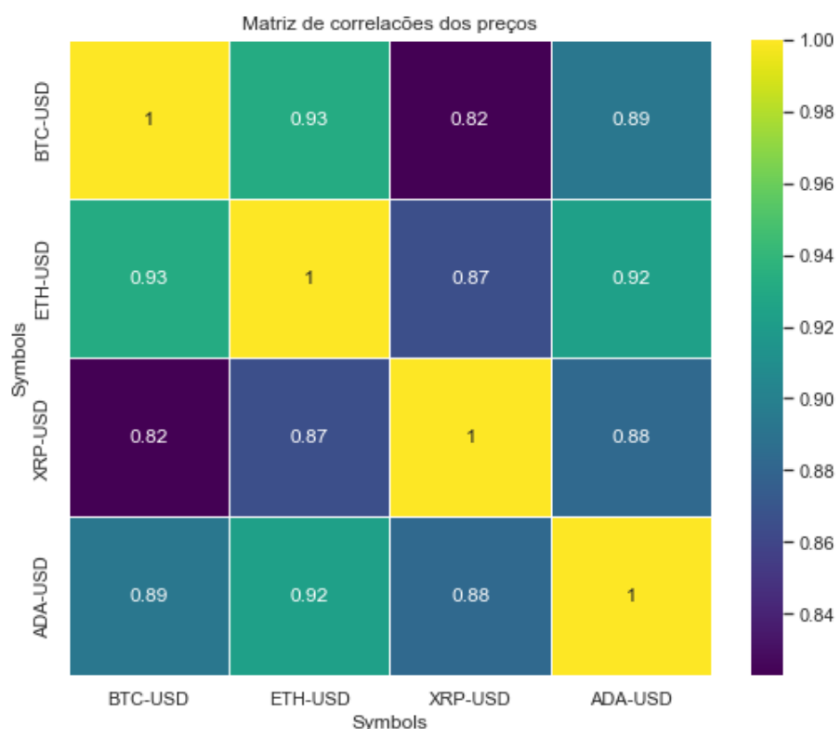


Figura 1.1: Representação da correlação da *Bitcoin* com outras cripto moedas desde 2018 até julho de 2022. BTC — Bitcoin, ETH — Ethereum, XRP — Ripple, ADA — Cardano

Conforme a figura 1.1, a correlação entre as quatro principais criptomoedas do mundo (*Bitcoin*, *Ethereum*, *Cardano* e *Ripple*) é considerável, o que

não significa, necessariamente, que seja fácil predizer o seu valor no mercado, uma vez que a dificuldade de prever o valor de mercado está presente em todas as criptomoedas e não apenas na *Bitcoin*. Por isso o trabalho de previsão será feito apenas para a *Bitcoin*, mas poderá ser estendido para outras cripto moedas.

Para isso, ter-se-á que perceber o que é a *Bitcoin*, como esta funciona, como é comparada com outros ativos financeiros, e quais as vantagens e desvantagens relativamente aos métodos tradicionais de pagamento. Para iniciar esse processo, será feito uma revisão da literatura sobre alguns artigos sobre esta matéria. Após se perceber como funciona a *Bitcoin*, *Blockchain* e a mineração, passar-se-á por um processo de verificação e comparação com outros ativos, estudando as suas vantagens e desvantagens. Para saber quais são os melhores métodos de previsão, também será feito uma revisão de trabalhos anteriores nesta matéria, para perceber quais são as melhores técnicas a usar neste tipo de previsão.

1.1 Objetivos

Identificados alguns métodos de previsão e algumas técnicas de *machine learning*, abordados mais detalhadamente ao longo dos capítulos, os objetivos deste trabalho são:

- perceber o que é a *Bitcoin* e como funciona o seu sistema de pagamentos e transações;
- analisar os procedimentos atuais para previsão de preços e melhoria da utilização dos mesmos;
- analisar tendências e sazonalidades do histórico de preços;
- comparar métodos de previsão com os métodos de *machine learning* para obter modelos e mais precisos;
- desenvolver soluções que permitam descobrir quais os valores ótimos para a venda e compra de *Bitcoin*;
- desenvolver um *Bot* para compra e venda automática de *Bitcoins* através dos processos de otimização anteriormente estudados.

1.2 Estrutura

Este documento se encontra dividido em seis capítulos:

- o primeiro, a introdução, apresenta o tema do projeto e uma pequena história, as motivações da investigação e os objetivos pretendidos;
- no segundo capítulo, faz-se uma revisão da literatura, para clarificar alguns conceitos importantes para o desenrolar do trabalho, tais como a origem da *Bitcoin*, como esta funciona, vantagens e desvantagens e comparação com outros métodos de pagamento. Também será feita uma verificação e comparação dos melhores métodos para prever o preço e as tendências futuras;
- o terceiro capítulo irá expor as várias técnicas e a comparação entre elas para a previsão de tendências da *Bitcoin*;
- no quarto, identificam-se os métodos e instrumentos de recolha de dados usados no desenvolvimento do projeto;
- o quinto apresenta os métodos escolhidos e discute-se os resultados do trabalho efetuado;
- no último capítulo, apresentam-se as principais conclusões do projeto, as limitações do trabalho efetuado e algumas sugestões para trabalho futuro.

Capítulo 2

Estado da arte

Atualmente, a *Bitcoin* tem ganho muita popularidade, pois a sua utilização tem aumentado, com a adoção em vários países, por exemplo, a Venezuela ou El Salvador como moeda oficial, mas também por ser vista como uma alternativa fiável às moedas ditas tradicionais. A evolução da tecnologia e da *internet*, fizeram possível esta evolução também na área financeira.

Para se ter uma visão geral sobre o tema, foram abordados vários estudos teóricos. Para tal, serão apresentados vários artigos e teses sobre o tema e as respetivas ideias principais sobre cada um deles, tanto sobre a *Bitcoin*, como da perspetiva sobre o futuro da mesma. Serão ainda abordados vários métodos para previsão de preços e tendências.

No estudo apresentado por Nian & Chuen [7] existe uma visão bastante particular sobre a *Bitcoin*, pois, segundo o escritor, esta tem poder para alterar todo o sistema de pagamentos como este é conhecido hoje em dia. São ainda abordados dois temas importantes, a facilidade dos empréstimos, pois não existe a necessidade de intermediários, assim como angariação de fundos para causas nobres. Existe também a facilidade de troca entre pessoas destes ativos financeiros, uma vez que não existindo intermediários, o processo será mais rápido e seguro, pois, como explicado anteriormente, é encriptado ponta-a-ponta, o que ajuda na adoção à escala global. Por fim, para terminar, os autores explicam que ainda existe uma grande incerteza sobre estes ativos, e que nenhuma instituição financeira pode ignorar a existência dos mesmos. Portanto, dentro do mesmo artigo, existem visões positivas e negativas sobre estes ativos. Mas para se perceber melhor como funciona a *Bitcoin*, será agora abordado o seu sistema para transações.

2.1 Blockchain

O ponto central da *Bitcoin* é a *Blockchain* que se trata de uma lista pública onde se registam todas e quaisquer transações que ocorram por todos os utilizadores.[8] Todo o sistema utiliza criptografia para ser mais seguro e manter a integridade de todas as suas transações. Como todos os sistemas criptográficos, cada endereço de troca de *Bitcoins* tem um par de valores criptográficos formados por uma chave pública e outra privada, que ainda contém o número de troca de *Bitcoins* associado. A primeira chave secreta apenas pertence ao dono da respetiva quantidade de *Bitcoins* que o utilizador tem, e que lhe dá o direito de as utilizar, já a segunda chave, é pública e pode ser visualizada por todos. Estes endereços podem ser guardados de diferentes formas, ou localmente, onde apenas pode ser acedido pela máquina de escolha, ou de forma *online*, onde existem inúmeros serviços onde são criadas carteiras virtuais com as respetivas criptomoedas. Estas podem ser acedidas através do computador ou do *smartphone*.

The Steps Of a Bitcoin Transaction

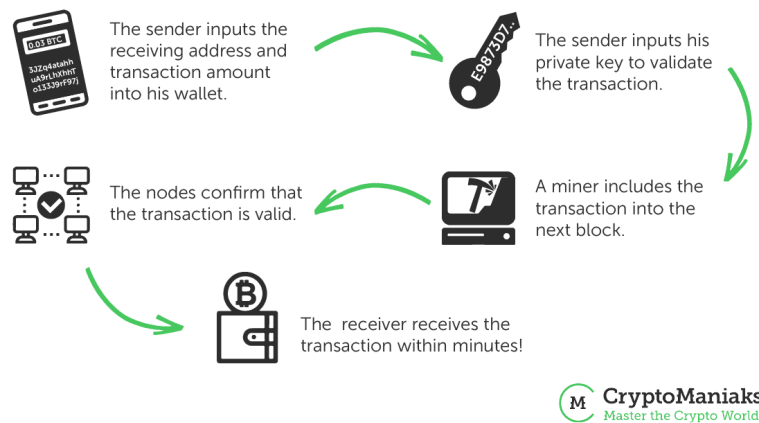


Figura 2.1: Representação simplificada de uma transação de *Bitcoin*. Imagem retirada de [1]

Para descrever de forma simplificada uma transação de criptomoedas, o artigo de Böhme et al., [8], descreve um cenário hipotético para explicar uma transação entre o Bob e a Alice. Neste caso, a Alice envia três *Bitcoins* para

o Bob e o Bob envia uma para o *Charlie*.

Para iniciar o processo, Alice envia uma mensagem a toda a rede com o pedido para transferir três *Bitcoins* para o Bob. Através da sua chave privada, é possível verificar onde as adquiriu e para onde pretende enviá-las. Quando o Bob receber, pode enviar então uma para o *Charlie*, enviando novamente uma mensagem encriptada para a rede com o seu desejo de enviar uma *Bitcoin* para o *Charlie*, e assim sucessivamente. Todos os nomes utilizados neste exemplo, correspondem a chaves públicas.

O artigo ainda explica como todo o sistema opera. O tempo que cada transação demora, desde o pedido enviado, até que a pessoa de destino receba a sua moeda, é de aproximadamente 10 minutos (tempo este que aumenta desde a data de publicação devido ao crescimento de utilizadores no sistema). Ora, para a transação ocorrer, esta tem que ser verificada pelos *miners*, que podem ser qualquer pessoa da rede que se dedique à tarefa de *mining*. O trabalho dos *miners* é atualizar a *Blockchain* corretamente e mantê-la ordenada e organizada. Para manter o processo, os *miners* resolvem constantemente problemas de criptografia de modo a confirmar e aceitar todas as transações efetuadas. Para resolver estes problemas, é necessário um poder computacional enorme, com um gasto de energia tremendo. Como recompensa pelos seus serviços e por cada transação confirmada, estes são remunerados com novas *Bitcoins*. Existe ainda a possibilidade dos *miners* trabalharem em grupos, grupos estes designados por *mining pools*. Desta forma os problemas são resolvidos de forma mais rápida e eficaz, atingindo assim remunerações maiores.

Assim, desta forma, vão sendo introduzidas moedas na rede, tendo um limite de ter vinte e um milhões de moedas em circulação. A partir do momento que este número for atingido, os *miners* serão recompensados apenas pelo serviço de verificação de cada uma das transações, ou seja, apenas as transações que forem efetuadas honestamente, irão contribuir para recompensas para os *miners*, portanto, estes querem que as transações cumpram com todas as regras da *Blockchain* para terem as devidas recompensas. Este processo cria um incentivo a que todas as atitudes sejam honestas para o seu bom funcionamento, pois qualquer ataque que exista à *Blockchain*, tanto para alteração de dados como tentativas fraudulentas, é imediatamente detetado pelos seus utilizadores.

2.2 Vantagens e desvantagens

Neste subcapítulo irão ser abordadas algumas das principais vantagens e desvantagens das criptomoedas, mais precisamente sobre a *Bitcoin*.

Segundo o estudo Nian & Chuen [7], já referido anteriormente, é possível efetuar uma transação para qualquer momento do mundo, de forma muito rápida e em qualquer parte do dia. Estas transações ocorrem sem qualquer controlo por parte de alguma autoridade, como instituições financeiras ou o próprio Estado. Todo o controlo é feito pelos utilizadores da *Blockchain*, funcionando assim como uma grande alternativa ao sistema monetário.

Outra grande vantagem é todo o anonimato em cada transação. Todos os utilizadores utilizam apenas as chaves criptográficas para se identificarem reciprocamente e efetuarem transações no sistema. Assim a identidade dos utilizadores está salvaguardada, aumentando os níveis de credibilidade e confidencialidade, ao contrário do que acontece com os meios tradicionais de pagamento, como as transferências bancárias.

Outra grande diferença para o sistema tradicional são os baixos custos para realizar transferências internacionais, pois como a moeda é a mesma, não existem taxas de câmbio de moedas. Assim, as únicas taxas que existem é para que esta seja confirmada mais rapidamente. Existem ainda taxas se o utilizador quiser passar de *Bitcoins* para moedas tradicionais, mas mesmo assim, as taxas aplicadas são de menor valor quando comparadas com as praticadas pelos cartões de crédito.

Um dos problemas que a *Bitcoin* poderia ter era apenas poder ser utilizada para pagamentos de uma *Bitcoin*, mas este problema não existe. Uma vez que cada moeda é divisível por cem milhões de unidades, os pagamentos à micro escala são possíveis e estão identificados e programados para poderem existir.

Agora serão apresentadas algumas desvantagens da adoção da *Bitcoin*. O primeiro grande problema é a falta de segurança em cada um dos utilizadores. Ou seja, quando existe um ataque à *Blockchain* este é detetado imediatamente, mas se existir um ataque a uma pessoa em específico, essa pessoa não tem nenhuma proteção por parte de uma entidade superior. Portanto, independentemente do ataque ou erro do utilizador que comprometa toda a integridade do sistema criptográfico, será prejudicial para o utilizador, e este, não terá como recorrer a nenhuma entidade superior.

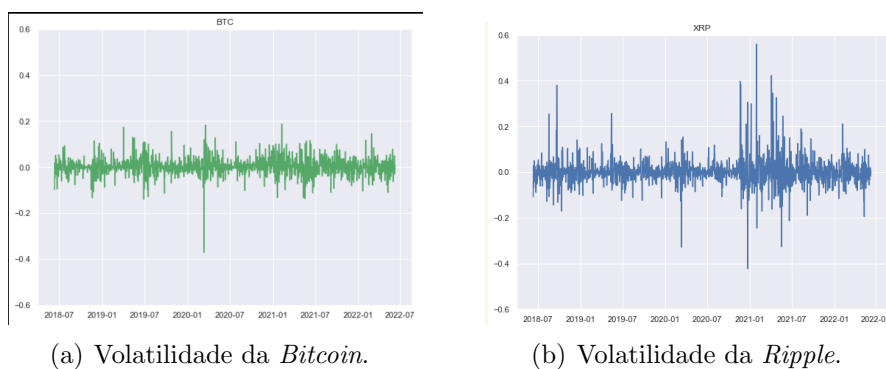
2.2. VANTAGENS E DESVANTAGENS

Outro grande problema é a falta de identidade dos utilizadores, pois esta falta de identidade pode ser utilizada para cometer crimes de larga escala, gerando isso uma desconfiança das pessoas e dos *media* em geral.

Outro problema da *Bitcoin* é, segundo o estudo efetuado por Baek & Elbeck [9], que a sua volatilidade: pela imagem 2.2 é altíssima quando comparado com outras moedas tradicionais como o euro ou o dólar.



Figura 2.2: Representação do valor da *Bitcoin* desde 2013 e o volume transacionado, em euros. Imagem retirada de [2]



(a) Volatilidade da *Bitcoin*.

(b) Volatilidade da *Ripple*.

Figura 2.3: Volatilidade de duas das maiores criptomoedas entre 2018 e 2022

2.2. VANTAGENS E DESVANTAGENS

A volatilidade é uma medida estatística para calcular a dispersão dos retornos de um determinado ativo financeiro. Quanto maior for o valor da volatilidade, maior a incerteza do valor da carteira. Existem muitas formas de calcular a volatilidade no mercado, mas na foi utilizada a volatilidade histórica que consiste em mediar as variações do preço de um determinado ativo num prazo definido relativamente ao preço médio.

$$V = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}$$

Onde:

- V representa a volatilidade;
- N é o número total de preços observados;
- P_i são os preços individuais em cada período;
- \bar{P} é o preço médio (a média dos preços).

Na figura 2.3(a) demonstra-se os resultados obtidos através deste cálculo, onde se verifica que a *Bitcoin* se mantém com uma variação menor que 20%.

Assim, quanto maior a variação dos preços no período analisado, maior será o indicador. Neste caso, a *Bitcoin* tem uma volatilidade bastante grande quando comparada com outros ativos, mas nas criptomoedas, é a mais estável. Pela figura 2.3(b), é possível perceber que comparando com a *Ripple*, por exemplo, a *Bitcoin* é muito mais estável.

Com base no gráfico 2.3(a) é possível verificar o problema indicado pelo estudo. A volatilidade é enorme quando comparamos o valor inicial com valor máximo atingido. Podemos ainda observar em 2.2 algumas quedas e subidas bruscas ao longo dos anos, como, por exemplo, em 2014, quando existiu uma queda bastante acentuada no seu preço. Isto aconteceu após um ataque a uma das maiores corretoras da altura, a Mt.Gox, [10]. O ataque foi bastante eficaz, tendo sido roubados mais de oitocentos e cinquenta mil *Bitcoins*, correspondente, pelo preço praticado nesse momento, a quatrocentos e cinquenta milhões de dólares. Depois deste ataque, a corretora não voltou a abrir.

O outro grande pico aconteceu no ano de 2018, após a *Bitcoin* ter sido aceite no Japão como meio de pagamento legal no país a meio de 2017 [11], o que levou a um grande crescimento da moeda atingindo o seu pico. Hoje em dia há também uma grande procura por parte das empresas. Houve também um grande aumento no valor da mesma, quando países como a Venezuela, Rússia ou Nigéria aceitaram esta criptomoeda como moeda oficial do país.

Pelo que foi escrito anteriormente, o preço da *Bitcoin* é bastante volátil, levando a grandes problemas com base na especulação, notícias e problemas externos. Tudo isto afeta a credibilidade da moeda e o futuro das moedas digitais.

2.3 Economia

O Banco Central Europeu, realizou também alguns estudos sobre o risco para o sistema financeiro, tanto a nível de segurança de ataques, assim como para a segurança da estabilidade do euro (ECB [12]; ECB, [13]). Ambos os artigos explicam que enquanto o volume de transações se mantiver baixo e controlado, como, aliás, se tem verificado nos últimos anos, apesar do aumento hoje em dia, não será um problema para os investidores. Se pelo contrário aumentarem bastante o número de transações, então haverá riscos associados tanto a burlas como à estabilidade do sistema financeiro. Além disso, o Banco Central Europeu sabe, pelo historial e pelo previsto, que estes ativos irão crescer e que, portanto, os riscos irão aumentar (cresceu entre os dois artigos publicados, de 2012 para 2015). Mesmo com estes problemas, o Banco Central Europeu reconhece este papel inovador das criptomoedas relativamente aos meios tradicionais de pagamento e transferência, uma vez que facilita pagamentos internacionais e ajuda no pagamento entre comunidades virtuais, tanto em lojas online como em itens em jogos, por exemplo.

2.4 Comparação com o mercado de ações

No estudo realizado por Baek & Elbeck [9], a comparação da *Bitcoin* com o mercado de ações também é feita, para comparar o risco dos dois mercados. Foi concluído que para aquele período, o mercado das cripto moedas, mais precisamente a *Bitcoin* tinha uma volatilidade vinte e seis vezes superior.

2.5. TRABALHOS ANTERIORES EM PREVISÃO

Com este estudo foi possível perceber o risco associado a este tipo de mercado. Para este estudo foram ainda analisados os retornos desta cripto moeda. Foi possível perceber que neste período não parece ter havido qualquer influência de fatores externos. Neste estudo foi ainda respondida à questão se a *Bitcoin* é um investimento sério ou apenas especulação e os autores explicam que para eles, no momento de escrita do artigo, é apenas especulação, mas que num futuro próximo, poderá ser um investimento. Pela figura 2.4 percebe-se que em 2019 já era uma pequena parte do dinheiro em circulação, e já considerado um investimento por parte da comunidade.

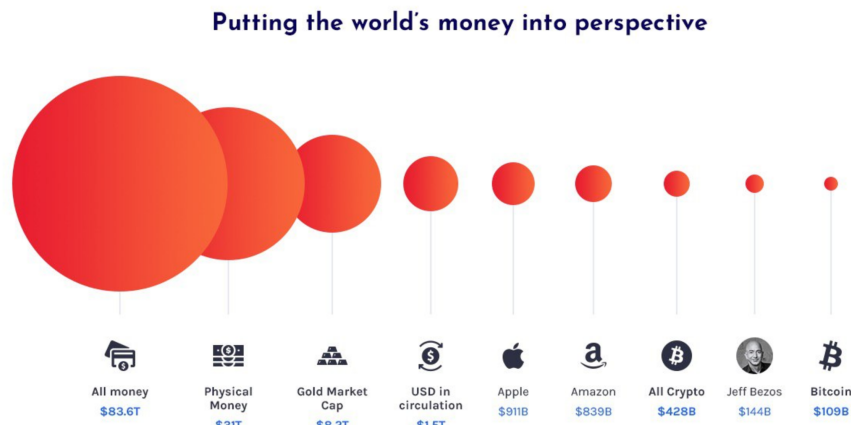


Figura 2.4: Dinheiro em perspectiva há cerca de 4 anos. Imagem retirada de [3]

2.5 Trabalhos anteriores em previsão

Como a *Bitcoin* foi criada em 2008, já foram muitos os artigos, dissertações e teses apresentados nesta área de previsão. Muitos destes focaram-se no seu potencial e no seu impacto na economia à escala global. Para Dyhrberg [14], a *Bitcoin* tem uma posição financeira entre as moedas tradicionais, no caso o dólar e o ouro. Com esta ideia em mente, foram feitos alguns estudos utilizando os modelos GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), que confirmaram a ideia de que existem semelhanças entre os três.

2.5. TRABALHOS ANTERIORES EM PREVISÃO

Sendo a previsão bastante importante em muitas áreas, a previsão usando todo o tipo de métodos foi bastante estudada, métodos como os ARIMA, GARCH e *machine learning*. Os modelos ARIMA foram generalizados por Box and Jenkins [15] e são bastante usados em previsão de séries temporais [16], como o valor da *Bitcoin* ao longo dos tempos. Recentemente, os especialistas nesta área, têm desenvolvido novas técnicas para melhorar o desempenho dos modelos. Os LSTM (Long Short-Term Memory), figura 2.5, é um caso especial de novos métodos de *Machine Learning* introduzidos primeiramente por Hochreiter & Schmidhuber (1997) [17]. Anos mais tarde foram encontrados problemas neste método, mas foram corrigidos por Schmidhuber et al., (1999) [18]. Com esta correção, feita em 1999, o modelo LSTM poderia reiniciar em qualquer altura do modelo. Mesmo sendo um novo método de previsão, este tem ganho muita força e a sua utilização para previsão tem aumentado bastante nos últimos anos.

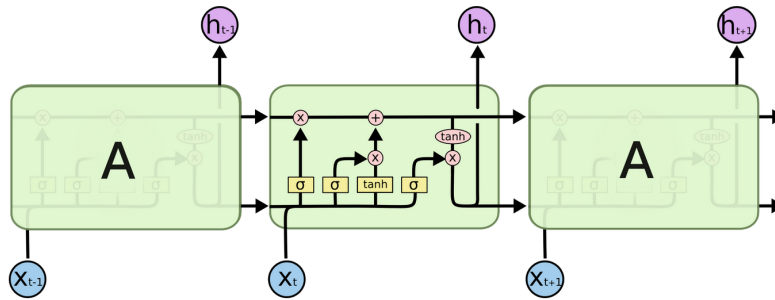


Figura 2.5: Representação do modelo LSTM. Imagem retirada de [4]

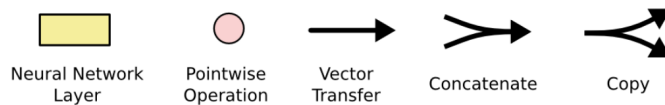


Figura 2.6: Explicação de como funciona o modelo LSTM. Imagem retirada de [4]

Existem dois artigos que compararam estes dois modelos, o artigo escrito por Namin and Namin (2018) [19] e Elmasdotter and Nystromer (2018) [20]. Ambos comparam os ARIMA contra os LSTM. No primeiro artigo, os autores tentam prever os índices de mercado de ações, já no segundo tentam prever os

2.6. SÚMULA DOS ARTIGOS

valores de venda de uma mercearia. Em ambos os casos, fazem uma previsão do dia seguinte e de sete dias seguintes. Em ambos os casos se faz uma divisão em treino do modelo e consequente teste da amostra, com as divisões a serem de (70%, 30%) e (80%, 20%), respetivamente. Nos dois artigos é descrita a melhoria considerável dos LSTM quando comparados com os ARIMA, com uma melhoria dos LSTM sobre os ARIMA de 85% em redução de erros. No segundo cenário, os LSTM melhoram o RMSE (*Root Mean Square Error*) e MAE (*Mean Absolute Error*) quando comparado com os ARIMA. Existem mais estudos sobre estes dois modelos e a sua comparação, mas, em geral, todos apontam no sentido que o *machine learning*, em especial os LSTM, são geralmente os que obtêm melhores resultados em termos de previsão para este tipo de ativos.

Outro tipo de abordagem para previsão, é tentar perceber como os fatores externos influenciam os preços da *Bitcoin*. Um estudo realizado por Lonno (2017) [21], analisou mais de dois milhões de *tweets* (uma publicação na rede social *Tweeter*) sobre a *Bitcoin*, e se estes poderiam indicar uma mudança de preço num futuro próximo. Foram considerados inicialmente períodos de trinta minutos após o *tweet*, mas foram alargados para duas horas. Com base no seu modelo, o desempenho passou de 2.2% para quase 83%. O autor ainda sugeriu que se analisasse melhor esta correlação, e foi o que o autor Matta et al. (2015) [22] fez. Este autor fez uma pesquisa mais profunda sobre os *tweets* mas também sobre pesquisas *web*. Os autores descobriram que existe uma grande correlação entre o preço da *Bitcoin* e o volume de *tweets* e pesquisas sobre a mesma. Com estes trabalhos, percebe-se a importância de fatores externos para o preço da maior cripto moeda do mundo.

2.6 Súmula dos artigos

Em primeiro lugar, percebe-se por todos os artigos lidos sobre a *Bitcoin* que embora as ideias destes difiram em alguns pontos, o ponto central é unânime para todos. As cripto moedas vieram para ficar e a sua inovação na sociedade atual é tida em conta por todos. Para alguns autores, é vista ainda como uma alternativa aos métodos de pagamento atuais e com margem de progresso.

No entanto, para muitos autores, a *Bitcoin* tem muitos riscos associados e não pode, à data de hoje, ser uma moeda global, utilizada por todos os

países. Outro problema identificado em muitos destes trabalhos, é a falta de regulamentação em diversos países, assim como a respetiva regulamentação da mesma. São muito poucos os países com alguma regulamentação ou alguma intervenção de uma entidade superior, como o estado, já que um dos grandes objetivos das cripto moedas, era não terem nenhuma entidade superior. Para além destas inseguranças, a sua volatilidade é apontada como um grande problema em alguns estudos. Para ser uma moeda à escala global e utilizada como um método de pagamento viável, o seu valor não pode mudar constantemente com uma volatilidade enorme. Com a ajuda do seu grau de especulação, a instabilidade desta cripto moeda é enorme, e não passou despercebida para os autores.

Por outro lado, alguns estudos preferem ver também a parte positiva deste tipo de investimentos, apontando como algo positivo o facto destes ativos existirem e de poderem alterar o sistema de pagamentos. Ainda foi visto no estudo de Dyhrberg (2015) [14] que a *Bitcoin* ajuda muito e é bastante útil para perceber e avaliar o risco do mercado. Em alguns estudos, foi possível perceber que os fatores externos como *tweets*, pesquisas na *web*, assim como crises globais, afetam em muito o valor deste tipo de ativos. Pode-se concluir que as pesquisas na *Internet* sobre criptomoeas e a *Bitcoin* em particular, têm uma correlação notável no seu preço.

Em termos de previsão, foram feitos alguns estudos para tentar prever o seu preço com base nos GARCH, ARIMA e LSTM. Foi possível perceber que em comparação, os métodos de *machine learning* deverão ser a melhor opção para prever o valor da *Bitcoin* no futuro. Como neste trabalho, as tendências irão ser mais importantes do que o valor exato do preço, estes métodos irão ser utilizados e irá ser feita uma comparação entre todos.

2.7 Métodos e estratégias

Se perceber o papel da *Bitcoin* é importante, perceber como se pode prever preços e tendências, torna-se ainda mais relevante.

Neste caso, o artigo “*Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering*” [23], mostra várias formas de tentar prever o preço da mesma. Ora, no artigo mostram a importância de algoritmos como Regressão Logística e Análise Discriminante Linear para

2.7. MÉTODOS E ESTRATÉGIAS

prever o preço dos 5 minutos após o tempo t , com t um momento de tempo qualquer, com uma taxa de acerto perto dos 66%. Foram ainda testados algoritmos de *machine learning* como o *Random Forest*, *XGBoost*, *Quadratic Discriminant Analysis*, *Support Vector Machine* e *Long Short-term Memory*, onde os LSTM atingem um valor superior a 67% no que toca a previsão do valor da *Bitcoin* a cinco minutos.

O artigo em questão, é apenas uma demonstração do poder do *machine learning* e das suas potencialidades para a previsão do preço da *Bitcoin*. O *machine learning* é uma área da inteligência artificial que se concentra em desenvolver algoritmos e modelos capazes de aprender e melhorar a partir de dados. É amplamente utilizado para tarefas de previsão, como previsão de preços e tendências.

Com base no que se pretende para este trabalho, existem vários modelos que podem ser utilizados para a previsão de preços, incluindo:

- Regressão: um tipo de modelo de *machine learning* usado para prever uma resposta contínua, como preços. Tenta encontrar a relação entre as variáveis de entrada e de saída.
- Redes neuronais: um tipo de algoritmo de *machine learning* inspirado na estrutura do cérebro humano. Consegue aprender e adaptar-se a partir dos dados, e é amplamente utilizado para tarefas de previsão.
- Séries temporais: é um tipo de modelo usado para prever a evolução de uma variável ao longo do tempo, encontrando padrões no histórico de preços para prever como os preços irão evoluir no futuro. Em séries temporais, a ordem dos dados é fundamental, bem como a análise às tendências e sazonalidades da série.

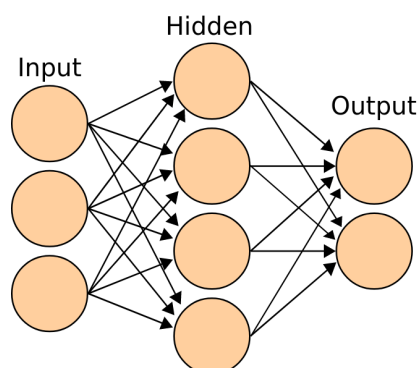


Figura 2.7: Uma rede neuronal simples. Imagem retirada de [5]

Para a previsão de tendências, irão ser utilizadas mais três técnicas distintas das anteriores:

- **Análise técnica:** uma técnica que se concentra em analisar gráficos históricos de preços e volume para identificar padrões e tendências futuras.
- **Análise fundamental:** uma técnica que se concentra em analisar as forças fundamentais subjacentes à criptomoeda, como a adoção, regulamentação e notícias recentes, para tentar prever as tendências futuras.
- **Modelos estatísticos:** técnicas que usam modelos estatísticos para prever tendências futuras com base em dados históricos. Esta técnica pode incluir modelos de séries temporais ou modelos de regressão, que já foram explicados anteriormente.

Cada um destes métodos tem vantagens e desvantagens e nenhum deles é infalível. É importante lembrar que prever tendências futuras é sempre incerto, especialmente no mercado como o das criptomoedas que é altamente volátil.

Neste capítulo também são explicados os métodos utilizados e indicadores técnicos que permitiram o desenvolvimento do trabalho. Para comparação de todos os métodos, foram utilizadas as mesmas condições iniciais, são elas a mesma quantidade para investir, ou seja, o mesmo valor inicial para comprar e vender, e os mesmos períodos de investimento a um ano, um mês e um dia.

2.7. MÉTODOS E ESTRATÉGIAS

Capítulo 3

Metodologia

Neste capítulo 3, serão apresentadas várias técnicas utilizadas para prever tendências e preços da *Bitcoin*. Neste trabalho foi adotada uma abordagem abrangente, explorando diferentes métodos, incluindo *backtesting*, médias móveis, *LSTM*, *KNN*, *RSI*, médias móveis de *Bollinger*, *MACD*, *CNN*, *GRU*, *Hist Gradient Boosting Classifier*, *MLP Classifier*, *XGB Classifier* e ainda um novo modelo proposto.

Para melhor comparação entre todos os métodos, foi abordada a seguinte estratégia:

- Todos os métodos têm o mesmo investimento inicial de 1000\$
- São todos comparados nos mesmos períodos, um ano, um mês e um dia
- Serão comparados os lucros finais com as taxas de venda a 1.5%, taxa utilizada por algumas corretoras.

3.1 Indicadores e métodos de representação

3.1.1 RSI e MACD

O RSI (*Relative Strength Index*) é um indicador de análise técnica que mede a força e a velocidade das mudanças nos preços. O RSI é calculado com base nas mudanças médias positivas e negativas nos preços, e os seus valores variam de 0 a 100. Valores acima de 70 indicam uma condição de sobre compra, enquanto valores abaixo de 30 indicam uma condição de sobre venda, normalmente. Para melhor controlar o mercado e a volatilidade da *Bitcoin*, os

3.1. INDICADORES E MÉTODOS DE REPRESENTAÇÃO

valores padrão podem ser alterados. No caso desta dissertação foram usados vários até se chegar aos melhores resultados, no caso, 40 para o sinal de suporte e 60 para o sinal de resistência. O RSI pode ser usado para identificar pontos de reversão de tendência e gerar sinais de compra ou venda.

O RSI é calculado com base nas mudanças médias positivas e negativas nos preços ao longo de um determinado período. A fórmula para calcular o RSI é a seguinte:

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right) \quad (3.1)$$

Onde:

RS (Relative Strength) é a média das mudanças positivas dividida pela média das mudanças negativas. Pode ser calculado da seguinte forma:

$$RS = \frac{\text{Média das Mudanças Positivas}}{\text{Média das Mudanças Negativas}} \quad (3.2)$$

A média das mudanças positivas é calculada como a média das diferenças positivas entre os preços atuais e os preços anteriores. Da mesma forma, a média das mudanças negativas é calculada como a média das diferenças negativas entre os preços atuais e os preços anteriores.

O MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) é um indicador de análise técnica que combina médias móveis de curto e longo prazo para identificar mudanças na direção e força de uma tendência. O MACD é calculado subtraindo a média móvel exponencial de longo prazo da média móvel exponencial de curto prazo. O resultado é visível num gráfico e pode ajudar a identificar pontos de reversão de tendência, bem como gerar sinais de compra ou venda. A fórmula para calcular o MACD e a linha de sinal é a seguinte:

$$MACD = EMA_{curto} - EMA_{longo} \quad (3.3)$$

$$\text{Linha de Sinal} = EMA(\text{MACD}, \text{período da linha de sinal}), \quad (3.4)$$

onde:

EMA (Exponential Moving Average) é a média móvel exponencial, que atribui maior peso aos preços mais recentes. Pode ser calculada usando a seguinte fórmula:

$$EMA = (\text{Preço} - EMA_{\text{anterior}}) \times (\text{fator de suavização}) + EMA_{\text{anterior}} \quad (3.5)$$

O fator de suavização é um valor entre 0 e 1, onde valores mais baixos dão mais peso aos preços mais recentes.

3.2 Estratégias de negociação

3.2.1 *Backtesting*

No contexto do *backtesting*, foram abordadas várias estratégias de negociação, como Padrão de Engolfo, Estrela, Resistência e Suporte, sendo comumente utilizadas na análise técnica da *Bitcoin*. Essas estratégias envolvem identificar padrões específicos nos gráficos de preços, indicando possíveis reversões ou continuação de tendências. O *backtesting* é uma técnica que envolve a simulação retroativa de estratégias de negociação com base em dados históricos, avaliando a sua eficácia em dados passados para ser aplicado no futuro. Não dando nenhuma garantia de que irá resultar, pode ser um bom indicador para investir num dado momento caso estejam a acontecer padrões semelhantes ao passado.

Para se perceber as várias técnicas utilizadas no *backtesting*, tem que se perceber como são representadas. As velas (*candlestick*) são compostas por quatro elementos principais:

- **Preço de abertura (*Open*):** É o preço do ativo no início do período representado pela vela.
- **Preço de fecho (*Close*):** É o preço do ativo no final do período representado pela vela.
- **Preço Máximo (*High*):** É o preço mais alto alcançado pelo ativo durante o período representado pela vela.
- **Preço Mínimo (*Low*):** É o preço mais baixo alcançado pelo ativo durante o período representado pela vela.

3.2. ESTRATÉGIAS DE NEGOCIAÇÃO

A cor do retângulo pode diferir para indicar se o preço de fecho é maior ou menor do que o preço de abertura:

- Quando o preço de fecho é maior que o preço de abertura, a vela é frequentemente preenchida com uma cor (como verde ou branca). Nesse caso, o retângulo é de alta (*bullish candle*).
- Quando o preço de fecho é menor que o preço de abertura, a vela é frequentemente preenchida com outra cor (como vermelho ou preto). Nesse caso, o retângulo é chamado de baixa (*bearish candle*).

Os gráficos de *candlestick* são amplamente utilizados pelos *traders* para identificar padrões de preços e tendências, para tomar decisões de negociação informadas durante o processo de *backtesting* e na análise do mercado financeiro, entre muitas, este documento utilizou as seguintes:

- Padrão de Engolfo (*Engulfing*) (figura 3.1) : O padrão de engolfo é um modelo de *candlestick* composto por duas velas consecutivas, onde a segunda vela “engolfa” completamente o corpo da primeira vela. Quando a segunda vela é maior e tem uma cor oposta à primeira vela, pode indicar uma reversão de tendência. Um padrão de engolfo de alta ocorre quando a segunda vela é de alta e engolfa uma vela de baixa, sugerindo uma reversão de uma tendência de baixa para uma tendência de alta. Da mesma forma, um padrão de engolfo de baixa ocorre quando a segunda vela é de baixa e engolfa uma vela de alta, sugerindo uma reversão de uma tendência de alta para uma tendência de baixa.
- Estrela (*Star*) (figura 3.2) : A formação de estrela é um padrão de *candlestick* que consiste numa pequena vela com um corpo curto (ou ausência de corpo) seguido por uma vela maior, que pode ser de alta ou baixa. A vela menor é chamada de estrela e pode indicar uma indecisão no mercado. Se a estrela estiver acima da vela anterior, pode indicar uma reversão de uma tendência de baixa para uma tendência de alta. Se a estrela estiver abaixo da vela anterior, é chamada de estrela da noite e pode indicar uma reversão de uma tendência de alta para uma tendência de baixa.

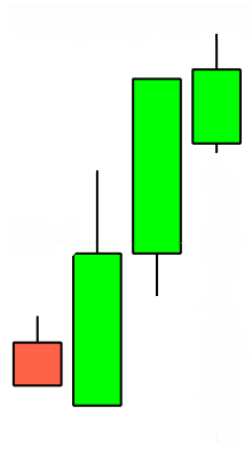


Figura 3.1: Padrão de engolfo de alta

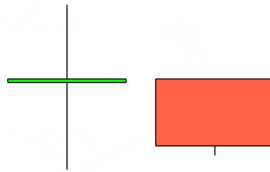


Figura 3.2: Padrão de estrela de baixa

- Resistência (*Resistance*) (figura 3.1) : A resistência é um conceito da análise técnica que se refere a um nível de preço em que há uma pressão de venda significativa, dificultando a superação desse nível pelo preço de um ativo. É como uma barreira psicológica onde os *traders* estão relutantes em comprar o ativo mais caro, levando a uma possível reversão ou desaceleração do movimento de alta do preço.
- Suporte (*Support*)(figura 3.3): O suporte é o oposto da resistência e refere-se a um nível de preço em que há uma pressão de compra significativa, dificultando a queda do preço abaixo do nível de suporte. É um limite psicológico no qual os *traders* estão dispostos a comprar, resultando num possível ponto de reversão de baixa do preço.



Figura 3.3: Demonstração do suporte e resistência na *Bitcoin*

3.3 Métodos de previsão

3.3.1 Médias Móveis

As médias móveis são uma técnica amplamente utilizada ([24] [25]) na análise técnica para identificar tendências e suavizar os dados de preços. No caso da *Bitcoin*, uma estratégia comum é o cruzamento de duas médias móveis: uma média móvel de curto prazo e uma média móvel de longo prazo. Quando a média móvel de curto prazo (50 minutos e em crescimento) cruza a média móvel de longo prazo (200 minutos), pode indicar uma tendência de alta e gera um sinal de compra. Por outro lado, quando a média móvel de curto prazo cruza com a média móvel de longo prazo, tendo um valor menor do que a média móvel de longo prazo, pode indicar uma tendência de baixa e gera um sinal de venda. Essa abordagem visa capturar as tendências de curto prazo relativamente às tendências de longo prazo.

As Médias Móveis de Bollinger são uma técnica amplamente utilizada ([26]) Médias Móveis de Bollinger

As Médias Móveis de Bollinger são uma técnica amplamente utilizada ([26]) na análise técnica para identificar níveis de sobre compra e sobre venda, bem como para identificar pontos de reversão da tendência. Esta técnica utiliza uma combinação de uma média móvel simples (SMA) e um desvio padrão para traçar duas margens em torno da média móvel, como é possível observar na figura 3.4.

Ora, a fórmula para a SMA é a seguinte:

$$SMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i, \quad (3.6)$$

onde:

- **Número de períodos:** “n” (o número de períodos que se deseja considerar para o cálculo da média móvel)
- **Preços:** P_i (preços de fecho ou qualquer outro preço relevante) dos “n” períodos consecutivos

A fórmula para calcular o desvio padrão:

$$\text{Desvio Padrão} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - SMA)^2}{n}}, \quad (3.7)$$

Onde se mantêm as variáveis definidas anteriormente.

A fórmula para calcular as Médias Móveis de Bollinger é a seguinte:

$$\text{MargemSuperior} = SMA + (k \times \text{DesvioPadrão}), \quad (3.8)$$

$$\text{MargemInferior} = SMA - (k \times \text{DesvioPadrão}), \quad (3.9)$$

onde:

- A Média Móvel Simples (3.6) é a média aritmética dos preços ao longo de um determinado período.
- k é um multiplicador que determina a largura das margens das Médias Móveis de Bollinger, ou seja, se se tem mais ou menos margem no eixo dos yy .
- O Desvio Padrão (3.7) é uma medida estatística que indica a dispersão dos preços relativamente à Média Móvel Simples.

As margens superiores e inferiores criadas pelas Médias Móveis de Bollinger são interpretadas do seguinte modo: quando os preços se aproximam da margem superior, isso pode indicar uma condição de sobre compra, sugerindo que o ativo está sobrevalorizado e uma reversão de tendência pode

3.3. MÉTODOS DE PREVISÃO

estar prestes a ocorrer. Por outro lado, quando os preços se aproximam da margem inferior, isso pode indicar uma condição de sobre venda, sugerindo que o ativo está subvalorizado e uma reversão de tendência pode ocorrer.

As Médias Móveis de Bollinger fornecem informações valiosas sobre a volatilidade e os pontos potenciais de entrada e saída do mercado. Elas são frequentemente utilizadas em conjunto com outros indicadores técnicos para tomar decisões de negociação informadas.



Figura 3.4: Médias móveis de Bollinger na *Bitcoin* e a respectiva média móvel central

3.3.2 LSTM, KNN e RF

As técnicas de aprendizagem automática são largamente utilizadas ([27]) na previsão de séries temporais, incluindo os preços da *Bitcoin*. LSTM (*Long Short-Term Memory*) é uma arquitetura conhecida pelo seu desempenho na previsão de séries temporais. Esta técnica consegue aprender dependências de longo prazo nos dados e é especialmente adequada para sequências com padrões complexos. No contexto da *Bitcoin*, a técnica LSTM pode ser aplicada para prever os preços futuros com base em padrões e comportamentos passados.

KNN (*K-Nearest Neighbors*) é um algoritmo de classificação baseado em instâncias que pode ser adaptado para a previsão de séries temporais. Nessa abordagem, os pontos de dados históricos são utilizados para encontrar os K vizinhos mais próximos a um determinado ponto de teste e a previsão é feita com base nas classes desses vizinhos. No caso da *Bitcoin*, o KNN pode ser usado para prever os preços futuros com base em padrões históricos semelhantes.

RF (*Random Forest*) é um algoritmo de aprendizagem automática que utiliza uma coleção de árvores de decisão para realizar previsões. Esta técnica é baseada no princípio do *ensemble learning*, onde várias árvores de decisão são combinadas para formar um modelo mais robusto e preciso.

Cada árvore de decisão individual em uma *Random Forest* é construída a partir de uma amostra aleatória dos dados de treino e utilizando um subconjunto aleatório das variáveis de entrada. Esse processo de aleatoriedade é realizado para criar diversidade entre as árvores e reduzir o sobre ajuste (*overfitting*).

Durante a fase de treino, cada árvore é construída por meio de um processo iterativo. Esse processo é repetido para cada nó até que uma condição de paragem seja alcançada, como atingir um número máximo de nós ou atingir um limite de profundidade.

Para realizar uma previsão usando uma *Random Forest*, cada árvore individual conduz a uma previsão e, em seguida, a previsão final é determinada pela combinação das previsões de todas as árvores por meio de uma classificação ou média. Essa abordagem de conjunto permite que a *Random Forest* capture a complexidade e as interações entre as variáveis, resultando em previsões mais robustas e menos propensas a *overfitting*.

3.4. MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMOS GENÉTICOS

Além das técnicas mencionadas anteriormente, foram exploradas outras abordagens de *machine learning* ([27]) *CNN*, *GRU*, *Hist Gradient Boosting Classifier*, *MLP Classifier*, *XGB Classifier*

Além das técnicas mencionadas anteriormente, foram exploradas outras abordagens de *machine learning* ([27]). *CNN* (*Convolutional Neural Network*) é uma técnica amplamente utilizada, mas também pode ser aplicada à previsão de séries temporais. Envolve a aplicação de filtros convulsionais aos dados de entrada para extrair características relevantes e, em seguida, alimentar essas características em camadas densas para a previsão.

A *GRU* (*Gated Recurrent Unit*) é uma variação das redes neurais recorrentes que utiliza mecanismos de portão para controlar o fluxo de informações. Isso permite que a *GRU* aprenda dependências de longo prazo nos dados de séries temporais.

Os algoritmos de *machine learning* *Hist Gradient Boosting Classifier*, *MLP Classifier* e *XGB Classifier* também foram explorados. O *Hist Gradient Boosting Classifier* é uma implementação otimizada do algoritmo de *boosting gradiente* com base no método de histograma. Consegue lidar com dados de alta dimensionalidade e pode ser usado para a classificação de séries temporais. O *MLP Classifier* é uma rede neural multicamada que pode ser aplicada à classificação de séries temporais, permitindo a modelação de relações complexas entre os dados. O *XGB Classifier* é um algoritmo que também é baseado em *gradient boosting* que pode ser aplicado à classificação de séries temporais, comumente usado para problemas de previsão.

Essas técnicas adicionais foram exploradas e avaliadas em relação à sua precisão e desempenho na previsão de tendências e preços da *Bitcoin*. Os resultados foram analisados e comparados com as técnicas previamente mencionadas para determinar a eficácia de cada método na tarefa de previsão.

3.4 Método de otimização com algoritmos genéticos

A estratégia de negociação modelada envolve a compra e venda de *Bitcoin* ao longo do tempo, onde a quantidade comprada e vendida em cada período é otimizada para maximizar o retorno total. Formalmente, este problema pode ser expresso como a maximização da seguinte função objetivo:

3.4. MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMOS GENÉTICOS

$$F(\alpha, \beta, p, \lambda_v, \lambda_c) = \sum_{i=1}^n ((\alpha_i - \beta_i) \cdot p_i - (\lambda_v \cdot \alpha_i + \lambda_c \cdot \beta_i) \cdot p_i) \quad (3.10)$$

onde:

- α_i é a quantidade vendida no período i ,
- β_i é a quantidade comprada no período i ,
- p_i é o preço do *Bitcoin* no período i ,
- λ_v é a taxa de venda em percentagem.
- λ_c é a taxa de compra em percentagem.

Tem-se também as seguintes restrições no problema:

- A quantidade que pode ser comprada em cada período deve ser menor ou igual ao orçamento disponível.
- A quantidade que pode ser vendida em cada período não pode exceder a quantidade total de *Bitcoin* comprada em períodos anteriores.
- O orçamento disponível em cada período deve ser seguido para podermos seguir a evolução do orçamento ao longo do tempo.

Este problema de otimização é resolvido utilizando um algoritmo genético que procura iterativamente soluções melhores via processos de seleção, cruzamento e mutação inspirados na teoria da evolução.

O algoritmo genético é uma técnica de otimização inspirada na natureza que imita o processo de evolução natural, onde os indivíduos mais aptos e capazes são selecionados para continuar a geração.

A abordagem inovadora neste contexto está na utilização da função 3.10 e de algoritmos genéticos para otimizar uma estratégia de negociação da *Bitcoin* que considera múltiplos fatores, incluindo custos de transação, restrições de orçamento e limitações de quantidade. Esta técnica permite que o *Bot*

evolua e se adapte ao mercado que está em constante mudança, buscando melhorar continuamente os seus resultados.

A combinação de algoritmos genéticos com análise de dados financeiros oferece um meio poderoso para explorar estratégias de negociação que seriam impossíveis de desenvolver manualmente, abrindo novas possibilidades de otimização e automação no campo da negociação de criptomoedas, destacando a importância da inovação tecnológica no mercado financeiro.

3.5 Bot

O *Bot* desenvolvido neste estudo é uma sofisticada ferramenta de estratégias de compra e venda de *Bitcoin*. O *Bot* baseia-se numa combinação de técnicas e indicadores para tomar decisões informadas em cada período, já explicadas neste capítulo.

Para se decidir se se vende ou se compra, precisa de respeitar três critérios importantes. O primeiro é que tem que ter um sinal de compra ou venda para efetuar a transação, vindo do MACD em conjunção com a linha do sinal. O segundo critério a ser respeitado é o facto de o preço da *Bitcoin* ter que estar entre as médias móveis de Bollinger. Para este trabalho e após algumas experiências, chegou-se à conclusão que deveriam ser aplicadas as médias móveis de 50 minutos, com um $k = 2$, ou seja,

$$MargemSuperior = SMA(50) + (2 \times DesvioPadrão), \quad (3.11)$$

$$MargemInferior = SMA(50) - (2 \times DesvioPadrão). \quad (3.12)$$

Para o terceiro e último critério, precisa-se que o RSI seja menor que 30, ou seja,

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right) < 30, \quad (3.13)$$

para comprar, e precisa-se que o RSI seja maior do que 70, ou seja,

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right) > 70. \quad (3.14)$$

De seguida, explicar-se-à a função de cada um dos principais componentes do *Bot*.

Redes Neurais LSTM (Long Short-Term Memory)

As redes neurais LSTM desempenham um papel central, pois estas são responsáveis por analisar e aprender com os dados históricos de preços da *Bitcoin*. A sua principal função é verificar dependências temporais complexas nos dados, permitindo prever tendências futuras.

Indicadores Técnicos (RSI e MACD)

O *Bot* incorpora dois indicadores técnicos amplamente respeitados: o RSI (Índice de Força Relativa) e o MACD (Convergência e Divergência de Médias Móveis). O RSI é responsável por avaliar as condições de sobrecompra e sobrevenda da *Bitcoin*, indicando quando um ativo está num estado extremo que pode preceder uma reversão de preço. O MACD, por sua vez, verifica se existem alterações na média móvel dos preços, fornecendo sinais que podem sinalizar mudanças nas tendências de preços. Estes indicadores técnicos auxiliam o *Bot* na avaliação do mercado e na identificação de pontos de entrada e saída ideais.

Médias Móveis de Bollinger

O *Bot* utiliza a informação fornecida pelas médias móveis de Bollinger para adaptar a sua estratégia de negociação às condições do mercado, ajustando automaticamente os níveis de risco.

Estratégias de *Stop Loss* e *Take Profit*

O acompanhar do risco é fundamental na negociação de ativos voláteis, como a *Bitcoin*. O *Bot* implementa estratégias de *stop loss* e *take profit* para proteger o capital investido. O *stop loss* é definido com um nível de preço no qual o *Bot* venderá automaticamente uma posição para limitar as perdas em caso de movimentos adversos. O *take profit*, por outro lado, é um nível de preço no qual o *Bot* realizará lucros ao fechar uma posição. Essas estratégias são essenciais para garantir que se possa tomar decisões pensadas e minimizar

3.5. BOT

perdas em cenários desfavoráveis, mas que, ao mesmo tempo, se assegura ganhos quando as condições de mercado são favoráveis.

Esquema do Bot de Compra e Venda de Bitcoin

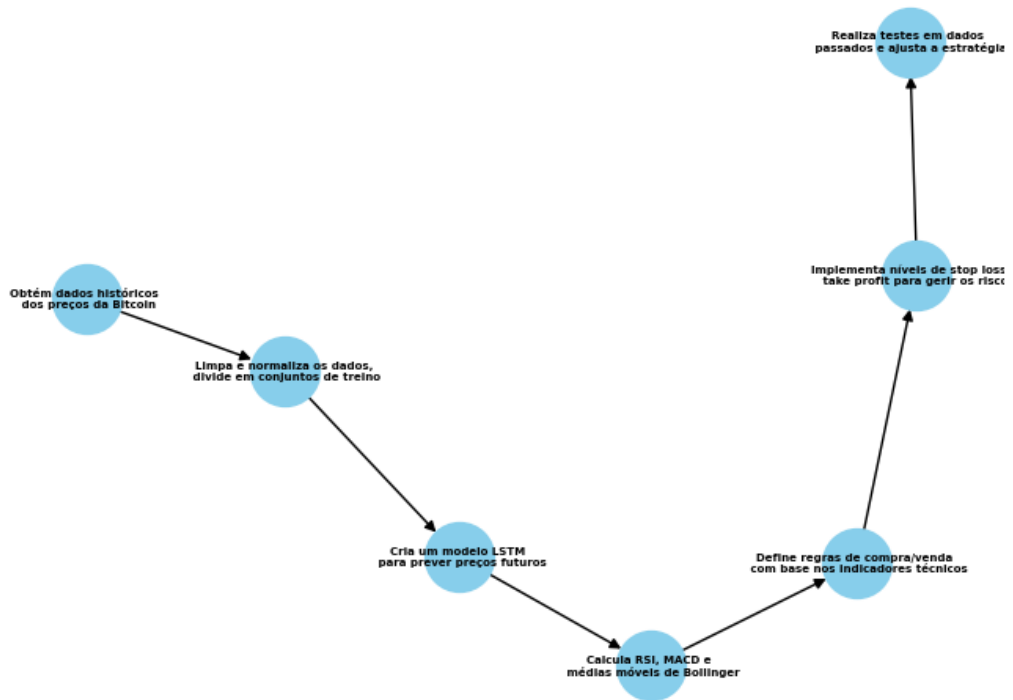


Figura 3.5: Representação de como funciona o *Bot* por fases

Capítulo 4

Métodos e instrumentos de recolha de dados no desenvolvimento do projeto

Neste trabalho houve recolha de dados por diversas fontes externas, via notícias, redes sociais e *exchanges* para obter os dados necessários, tais como o preço, *Bitcoins* compradas e vendidas em cada minuto, assim como o valor, em dólares, de todos os movimentos.

4.1 Fontes de Dados

No contexto do desenvolvimento do projeto, é fundamental obter dados precisos e fiáveis para análise e tomada de decisões informadas. Nesta secção, serão identificadas e discutidas as principais fontes de dados utilizadas neste estudo.

4.1.1 Blockchain da *Bitcoin*

A *blockchain* da *Bitcoin* é a principal fonte de dados para qualquer análise relacionada à *Bitcoin*. Ela contém um registo completo de todas as transações realizadas na rede *Bitcoin* desde o seu início. Através da *blockchain*, é possível rastrear a origem e o destino de todas as *Bitcoins*, bem como examinar o histórico de todas as transações. As informações disponíveis na *blockchain* incluem os endereços das carteiras envolvidas, os valores transferidos e os horários das transações.

4.1.2 *Exchanges* de Criptomoedas

As *exchanges* de criptomoedas são plataformas onde os utilizadores podem comprar, vender e negociar *Bitcoins* e outras criptomoedas. Estas *exchanges* fornecem dados valiosos sobre os preços de mercado, volumes de negociação e a sua liquidez. Através destas informações, é possível analisar padrões de mercado, identificar tendências e avaliar a atividade de compra e venda.

4.1.3 Fontes de Dados Externas

Para além das fontes de dados internas à rede *Bitcoin*, existem várias fontes externas que podem fornecer informações adicionais para a análise. Inclui dados macroeconómicos, notícias financeiras, eventos geopolíticos e até mesmo dados de redes sociais. Estas fontes externas podem ser utilizadas para complementar a análise e fornecer perspetivas sobre possíveis influências no preço e na procura do *Bitcoin*.

4.1.4 Recolha de Dados Automatizada

Devido à natureza digital da *Bitcoin* e da *blockchain*, muitas das informações necessárias podem ser recolhidas automaticamente via programação e *scripts*. As APIs (*Interfaces* de Programação de Aplicações) fornecidas pelas *exchanges* de criptomoedas e outras plataformas podem ser utilizadas para obter dados em tempo real sobre os preços, volumes de negociação e outras métricas relevantes.

4.2 Análise dos Dados

Após a recolha dos dados, é importante realizar uma análise adequada para extrair informações significativas. Para este trabalho houve uma recolha de dados desde o começo da *Bitcoin* até maio de 2021. Os dados são de minuto a minuto durante doze anos. A base de dados ainda fornece informações como o preço de começo e fim no minuto, o valor mais alto e mais baixo, o volume em dólares gasto e o volume de *Bitcoins* compradas. Para melhor se perceber alguns dados, podem-se realizar alguns gráficos importantes:

4.2. ANÁLISE DOS DADOS

Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume_(BTC)	Volume_(Currency)	Weighted_Price
1366911840	150	150	148.8	148.8	19.22708276	2872.762498	149.4122917
1366911900	148.8	148.8	148.54	148.54	22.73169355	3380.263913	148.7026871
1366911960	148.54	149	148.3	148.97	24.82723533	3696.23046	148.8780531
1366912020	148.1	148.1	148	148	32.24824325	4773.172901	148.013424
1366912080	147.98	148	147.42	147.43	24.80231971	3662.252005	147.6576404
1366912140	147.43	147.43	147	147.43	38.66453707	5695.000518	147.2926084
1366912200	147.4	147.4	147.33	147.33	9.42424872	1388.556845	147.3387308
1366912260	147.33	147.4	147.33	147.4	6.68465375	985.1877561	147.3805216
1366912320	147.66	148.99	147.66	148.98	13.21374422	1956.546896	148.0690759
1366912380	148.99	148.99	148.99	148.99	13.8905492	2069.552925	148.99
1366912440	148.99	148.99	148.01	148.01	64.82955794	9596.422801	148.025424
1366912500	148.01	149	148.01	149	2.75340159	407.7888344	148.1036533
1366912560	149	149	149	149	5.68674248	847.3246295	149
1366912620	149.1	150.02	149.1	150.02	55.14727124	8271.056988	149.9812557
1366912680	150	151.5	150	151.5	10.74647722	1619.935358	150.7410591
1366912740	151.5	152.11	151.5	152	18.36754231	2786.820434	151.7252764
1366912800	152	152.01	151.7	151.7	8.34382386	1267.190615	151.8716881
1366912860	151.1	151.1	149.3	149.3	15.57214216	2338.681298	150.1836596
1366912920	149.3	151.1	149.1	149.1	8	1197.855673	149.7319591
1366912980	149.48	149.48	149.48	149.48	3.498	522.88104	149.48
1366913040	149.48	151.1	149.48	149.5	6.79681949	1024.690931	150.7603568
1366913100	151.09	151.99	151.09	151.99	8	1215.313169	151.9141461
1366913160	151.09	151.09	151.09	151.09	0.55592693	83.99499985	151.09
1366913220	151.09	151.09	150.03	150.03	2.5	376.985	150.794
1366913280	151.99	151.99	151.99	151.99	4.125	626.95875	151.99

Figura 4.1: Representação da tabela e da sua composição

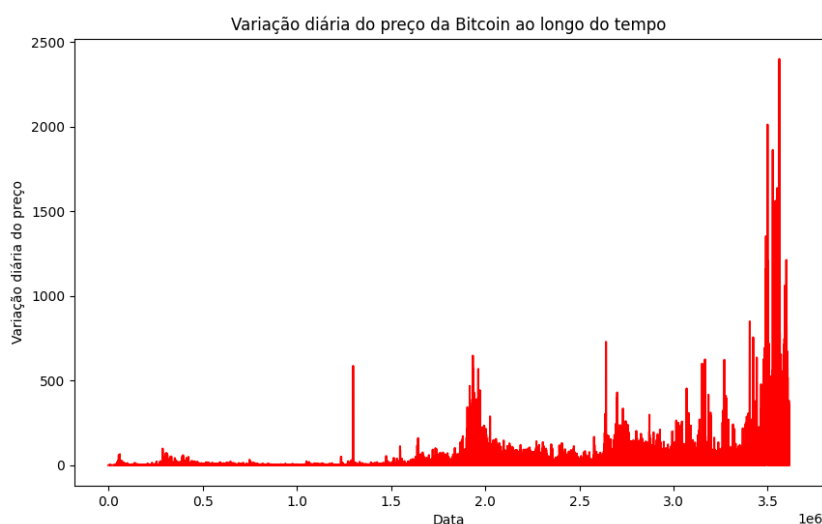


Figura 4.2: Representação da variação do preço da *Bitcoin* diariamente

A figura 4.2 mostra que o preço da *Bitcoin* tem sido extremamente volátil nos últimos anos. O preço atingiu um pico de 60000 dólares em novembro de 2021. O gráfico também mostra que o preço da *Bitcoin* tem uma tendência geral de alta. O preço tem aumentado constantemente desde o seu lançamento em 2009. A imagem é importante porque fornece uma visão geral da volatilidade e da tendência de alta do preço da *Bitcoin*.

O histograma mostra, mais uma vez, que a *Bitcoin* é extremamente volátil, com uma faixa de variação de mais de 50000 dólares. A maioria

4.2. ANÁLISE DOS DADOS

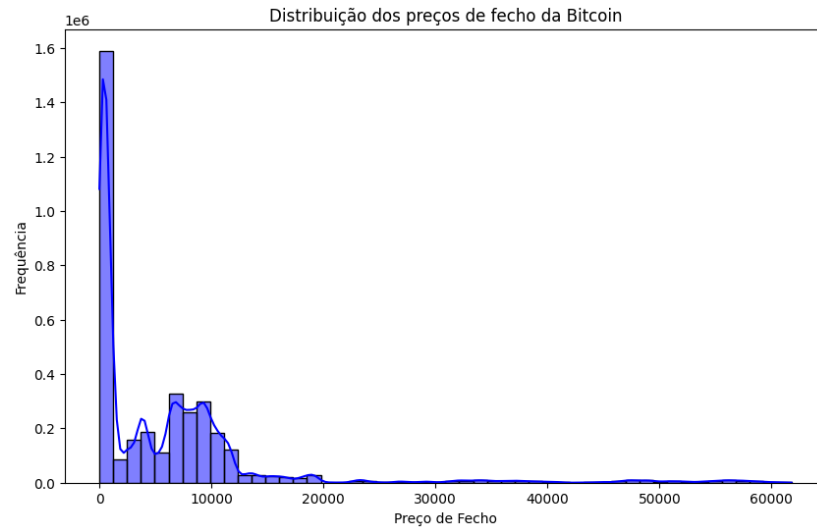


Figura 4.3: Histograma do preço da *Bitcoin* por tempo em minutos

dos preços de fecho da *Bitcoin* está entre 0 e os 1200 dólares, desde sempre.

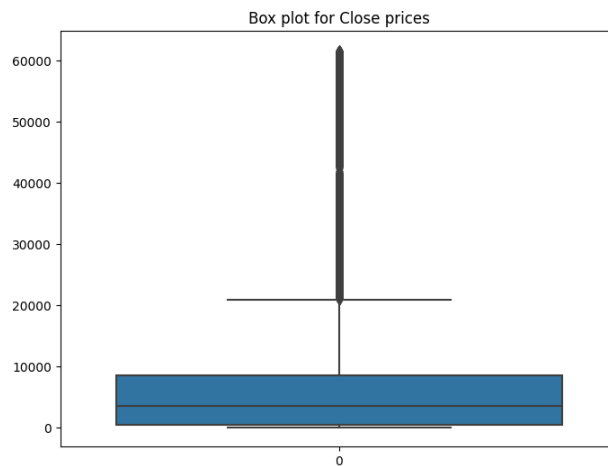


Figura 4.4: *Box plot* do preço da *Bitcoin*

O intervalo interquartil é de cerca de 8183 dólares, o que significa que 50% dos preços estão entre 443 e 8627 dólares. É possível verificar que existem muitos *outliers*. Para uma análise mais aprofundada pode-se interpretar a tabela seguinte:

4.2. ANÁLISE DOS DADOS

Média	6009.0383
Mediana	3597.0
Desvio Padrão	8996.3717
Coefficiente de Variação	149.7140
Coefficiente de Assimetria	3.3967
Coefficiente de Curtose	14.0792

Pode-se concluir com estes resultados que os dados têm uma alta variabilidade (desvio padrão alto e coeficiente de variação alto), uma assimetria positiva (cauda direita longa) e uma distribuição menos achatada relativamente à distribuição normal (leptocúrtica).

4.2. ANÁLISE DOS DADOS

Capítulo 5

Análise dos Resultados

Neste capítulo, serão apresentadas as técnicas selecionadas para previsão de tendências e preços da *Bitcoin*. Os métodos escolhidos para análise incluem as Médias Móveis, a análise de sentimento do Twitter com o método *Vader* e NLP, as *Random Forests* e o LSTM. Além disso, será descrito o desenvolvimento de um *Bot* que utiliza LSTM, RSI, MACD, Médias Móveis de Bollinger, e técnicas de *stop loss* e *take profit* para realizar previsões de preços e tomar decisões de compra e venda. Para uma comparação justa, tal como foi explicado nos capítulos anteriores, todos os métodos são comparados desde o final do mês de março de 2020 até março de 2021 (1 ano), de 1 de março de 2021 até 30 de março de 2021 (1 mês) e no dia 30 de março até ao final do dia (1 dia). Foram escolhidas estas datas, por serem as datas mais próximas aos dias de hoje, de todos os dados recolhidos. Assim, é mais fiável avaliar neste período, se se quiser utilizar estes métodos para dados mais recentes.

5.1 Médias Móveis

As Médias Móveis foram selecionadas como uma técnica básica e amplamente utilizada para a previsão de tendências e preços da *Bitcoin*. Foram aplicadas médias móveis de curto e longo prazo para identificar sinais de compra e venda com base nos cruzamentos entre essas médias móveis. Os resultados obtidos por meio dessa técnica foram analisados e comparados com as outras abordagens selecionadas.

Observando a tabela, percebe-se que usando o ano de 2020 a 2021, o valor retornado é muito elevado, devido ao aumento significativo no preço da

5.1. MÉDIAS MÓVEIS

Período	1 ano	1 mês	1 dia
Investido (\$)	1000	1000	1000
Retornado (\$)	3960630829.46	-63.91	-286.89
Valor Final (\$)	3960631829.46	936.09	713.11
Ganho por Investimento (%)	396063082.95	-6.39	-28.69

Tabela 5.1: Resultados da técnica de médias móveis

Bitcoin, de menos de dez mil para mais de sessenta mil, o *record* até hoje.

Ao passar para o período de um mês ou mesmo para o período de um dia, percebe-se que esta técnica é apenas uma técnica visual e não será adequada para prever o preço da *Bitcoin* a longo prazo, uma vez que em ambos os casos, começa-se a ter prejuízo no imediato. Ou seja, esta técnica resulta enquanto se tem uma grande diferença do preço inicial e do preço final. Como o preço começa nos 10000\$ e subiu para mais de 60000\$, a técnica consegue obter ótimos resultados. No entanto, caso de um mês e de um dia, como o valor não varia muito, a técnica já não obtém bons resultados. Apesar disso, poderá servir para ter mais uma métrica de confirmação no *Bot* para gerar sinais de compra e venda, uma vez que quando o valor sobe, o retorno é elevado. Para que o *Bot* seja mais adequado, terá que ter outras métricas para tentar não perder dinheiro quando o valor da *Bitcoin* desce.

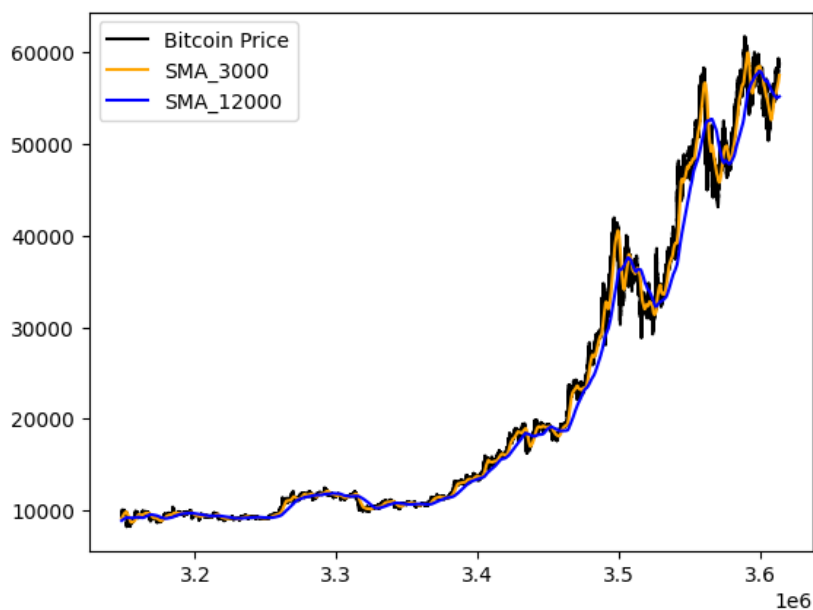


Figura 5.1: Médias móveis da *Bitcoin* entre os anos de 2020 e 2021. SMA_{3000} | Média móvel de 50 dias (3000 minutos), SMA_{12000} | Média móvel de 200 dias (12000 minutos)

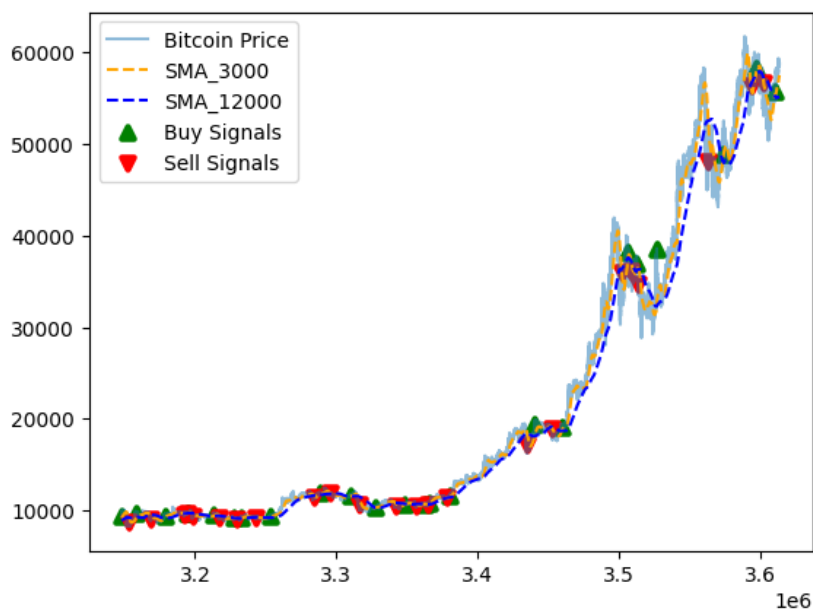


Figura 5.2: Médias móveis da *Bitcoin* entre os anos de 2020 e 2021 com os respectivos sinais de compra/venda

5.1. MÉDIAS MÓVEIS

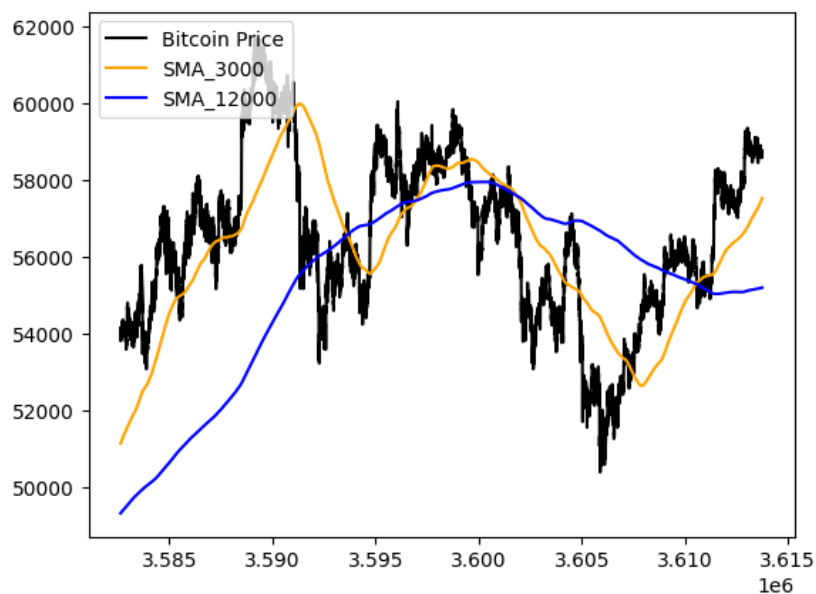


Figura 5.3: Representação das Médias móveis da *Bitcoin* num mês

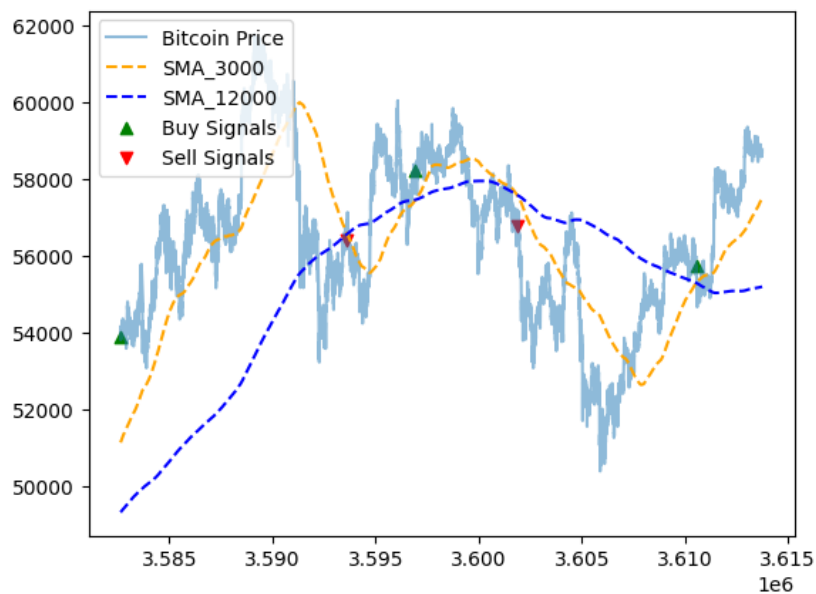


Figura 5.4: Representação das Médias móveis da *Bitcoin* num mês com sinais de compra e venda

Pelos gráficos 5.3 e 5.4 é possível verificar o que foi apresentado pela tabela. Quando o preço está incerto, ou seja, sobe e desce em pouco tempo,

as médias móveis demoram tempo a adaptar-se e não são, de todo, uma boa técnica para se utilizar.

5.2 Random Forest e LSTM

As *Random Forests* e o LSTM foram escolhidos como métodos de aprendizagem automática para comparação de desempenho. As *Random Forests* são algoritmos baseados em árvores de decisão que utilizam conjuntos de árvores para realizar previsões. O LSTM, por outro lado, é uma rede neural recorrente especializada em previsão de séries temporais. Ambas as abordagens foram aplicadas aos dados históricos da *Bitcoin* para prever os preços futuros. Métricas de avaliação, como *accuracy*, erro médio absoluto (MAE) e erro quadrático médio (MSE), foram calculadas para comparar o desempenho desses métodos.

Método	Período	MSE	RMSE
Random Forest	1 ano	92138037.51	9598.86
	1 mês	3812.94	61.75
	1 dia	1554.61	39.43
LSTM	1 ano	634250.15	796.40
	1 mês	4495.74	67.05
	1 dia	4613.84	67.93

Tabela 5.2: Erros Quadráticos Médios e Raízes Quadradas dos Erros Médios Quadráticos

Como é possível notar pelos gráficos 5.5 e 5.6, a *random forest* apresenta um desempenho melhor, como já havia sido mencionado na tabela 5.2.

Ao analisarmos a tabela 5.2 e os gráficos 5.7 e 5.8, notamos uma diminuição na diferença, o que nos indica que, para uma abundância de dados, os modelos de *machine learning* serão mais eficientes.

A afirmação foi confirmada pela tabela, uma vez que o erro do *random forest* torna-se significativamente maior.

5.3. DESENVOLVIMENTO DO BOT

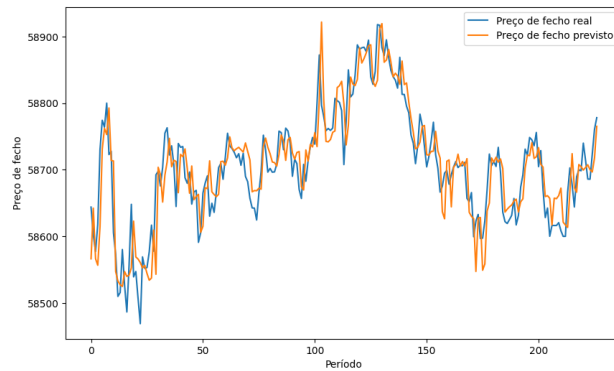


Figura 5.5: Representação de uma *Random Forest* de um dia

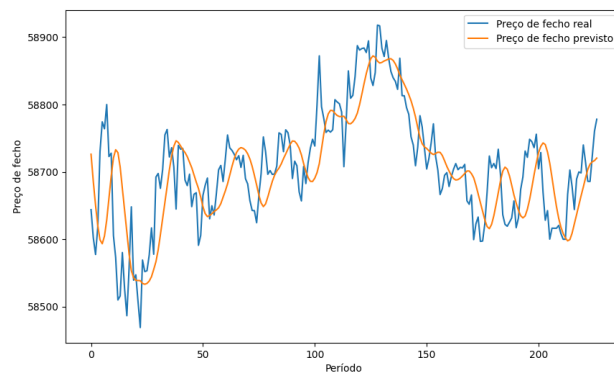


Figura 5.6: Representação LSTM de um dia

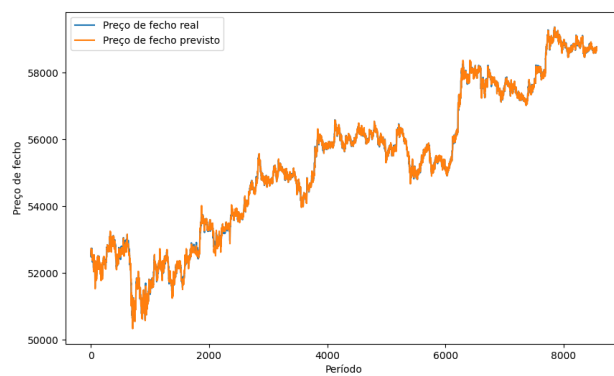


Figura 5.7: Representação de uma *Random Forest* de um mês

5.3 Desenvolvimento do *Bot*

Além das técnicas individuais, um *Bot* de negociação foi desenvolvido utilizando LSTM, RSI, MACD, Médias Móveis de Bollinger e técnicas de stop

5.3. DESENVOLVIMENTO DO BOT

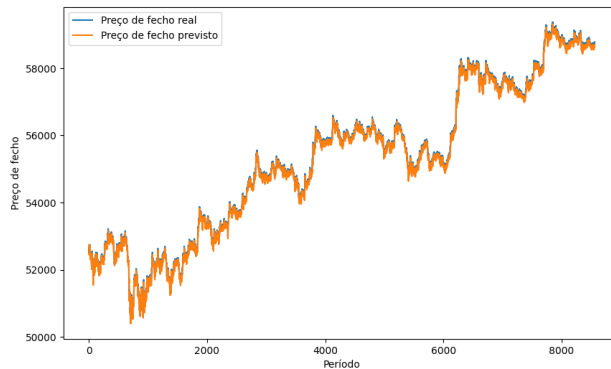


Figura 5.8: Representação LSTM de um mês

loss e take profit. O LSTM foi utilizado para prever os preços futuros da *Bitcoin*, enquanto o RSI, MACD e as Médias Móveis de Bollinger foram aplicados para identificar os pontos de compra e venda mais favoráveis. Técnicas de *stop loss* e *take profit* foram implementadas para gerir os riscos e maximizar os lucros. O desempenho do *Bot* foi avaliado por meio de testes em dados históricos e análise das métricas de desempenho, como retorno sobre o investimento (ROI) e taxa de acerto das operações.

Período	1 ano	1 mês	1 dia
Total Investido (\$)	1000.00	1000.00	1000.00
Valor Final do Investimento (\$)	575.23	923.83	997.36
Total Ganho (\$)	-424.77	-76.17	-2.64
Ganho por Investimento (\$)	-1.61	-3.63	-2.64
Total Ganho (%)	-42.48	-7.62	-0.26

Tabela 5.3: Resultados do *Bot*

5.3. DESENVOLVIMENTO DO BOT

Período	1 ano	1 mês	1 dia
Total Investido (\$)	1000.00	1000.00	1000.00
Valor Final do Investimento (\$)	1046.38	1016.65	1000.00
Total Ganho (\$)	46.38	16.65	0.00
Ganho por Investimento (\$)	1.50	2.38	0.00
Total Ganho (%)	4.64	1.67	0.00

Tabela 5.4: Resultados do *Bot* com a técnica de venda apenas com lucro

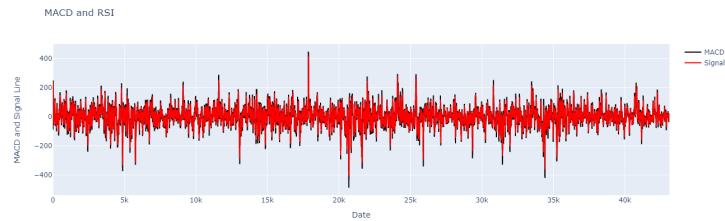


Figura 5.9: Representação do MACD durante um mês

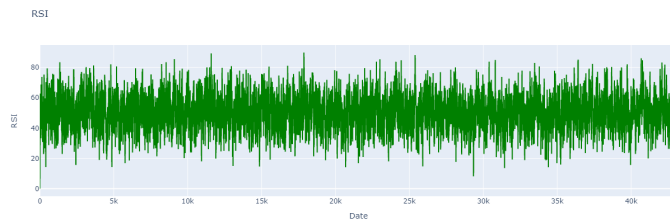


Figura 5.10: Representação do RSI durante um mês

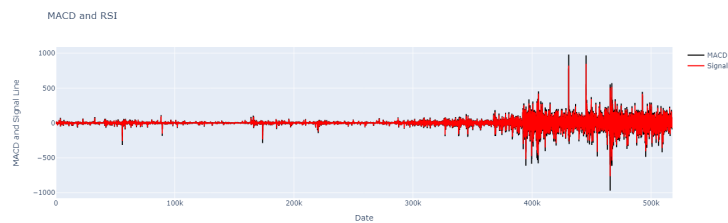


Figura 5.11: Representação do MACD durante um ano

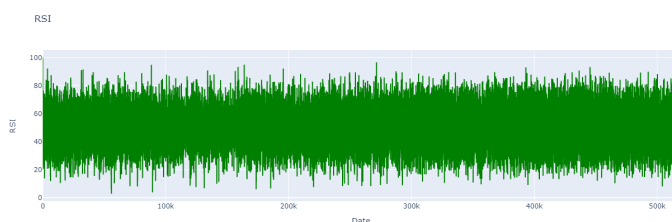


Figura 5.12: Representação do RSI durante um ano

Para demonstrar melhor como funciona a escolha dos pontos de compra e venda, a figura 5.13 mostra um exemplo de todos os sinais durante o período de 1000 minutos.

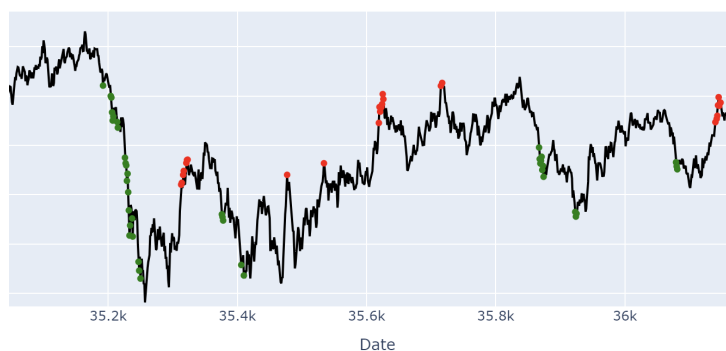


Figura 5.13: Representação dos sinais de compra e venda do *Bot* durante um período de 1000 minutos

Pela figura 5.13 percebe-se que o *Bot* percebeu e ajustou bem os locais de compra e venda. Foi escolhido este local, por ser um local com decisões difíceis, o preço teve uma queda e depois sofre um aumento novamente com o tempo, atingindo valores próximos daqueles que tinha inicialmente. Pela figura, percebe-se que os pontos ideais de venda estão no pico dos preços e os locais de compra no pico negativo dos preços, o que é bom sinal. Como é uma previsão, o *Bot* erra na decisão de comprar quando o preço desce. É nesta parte que é importante ter ferramentas que façam com que decida se deve comprar ou se é apenas um sinal válido de compra. Em primeiro lugar, o *Bot* nunca vende se tiver prejuízo, isto porque, ao longo do tempo, o preço da *Bitcoin* ultrapassou sempre o preço máximo atingido, logo, vender com prejuízo não faz sentido.

5.3. DESENVOLVIMENTO DO BOT

Observando os detalhes do investimento consegue-se perceber que investindo \$1000 o valor retornado decorrido um mês, é aproximadamente \$923, ou seja, um total perdido de 7.62%. Por este motivo, neste trabalho, decidiu-se construir o mesmo *Bot*, mas com a estratégia de venda apenas quando se obtém lucro. Dados os dados históricos, percebe-se que a *Bitcoin* sempre atingiu e bateu o *record* anterior de valor, portanto, manter o investimento até esperar obter lucro, é uma estratégia que dá bons resultados.

Investimento	Compra	Venda	Bitcoins Comprados	Bitcoins Vendidos	Ganho
1	52568.9244	52587.5625	0.019023	0.019023	0.354546
2	53141.2308	53337.6162	0.018818	0.018818	3.695537
3	53776.3996	53873.8200	0.018596	0.018596	1.811583
4	55364.1802	55422.5166	0.018062	0.018062	1.053685
5	56528.1951	57007.5165	0.017690	0.017690	8.479333
6	58335.6103	58409.0100	0.017142	0.017142	1.258231
7	59273.5367	NaN	0.016871	NaN	NaN

Tabela 5.5: Detalhes de cada Investimento num mês

Detalhes dos Investimentos:

- Total Investido: \$1000.00
- Valor Final do Investimento: \$1016.65
- Total Ganho: \$16.65
- Ganho por Investimento: \$2.38
- Total Ganho: 1.67%

Pela tabela 5.5, percebe-se que obrigando o *Bot* a vender apenas quando tem lucro, o lucro é cerca de \$17, equivalendo a 1.67% do total.

Para obter resultados mais fiáveis e com uma estratégia com melhores garantias, o *Bot* faz escolhas onde compra e vende com base na estratégia de *LSTM*, *RSI*, *MACD*, técnicas de *stop loss* e *take profit* e Médias móveis de *Bollinger*. Ora, os melhores resultados obtidos foram:

- Total Ganho: \$78.10
- Total Ganho: 7.81%

5.3. DESENVOLVIMENTO DO BOT

	P. Compra	P. Venda	Compradas	Vendidas	Ganho
1	36019.0745	36020.4768	0.027763	0.027763	0.038932
2	36641.3759	36668.5308	0.027292	0.027292	0.741099
3	36687.3511	36924.5448	0.027257	0.027257	6.465272
4	36613.5100	36642.8502	0.027312	0.027312	0.801349
5	37296.3407	37315.0800	0.026812	0.026812	0.502443
6	37431.6807	37619.9901	0.026715	0.026715	5.030749
7	35935.2041	37054.9278	0.027828	0.027828	31.159520
8	37522.8231	37525.4352	0.026650	0.026650	0.069614
9	38247.5587	38287.1214	0.026145	0.026145	1.034385
10	38364.1430	38377.4193	0.026066	0.026066	0.346060
11	38727.3693	38982.3093	0.025822	0.025822	6.582941
12	39361.3564	39409.7814	0.025406	0.025406	1.230268
13	40367.9022	40444.8759	0.024772	0.024772	1.906805
14	40857.8532	41026.3128	0.024475	0.024475	4.123065
15	43733.0000	43819.9146	0.022866	0.022866	1.987392
16	46584.0886	46601.9928	0.021467	0.021467	0.384342
17	47657.1833	47685.5181	0.020983	0.020983	0.594555
18	47796.7653	47880.7263	0.020922	0.020922	1.756625
19	48173.4044	48180.0231	0.020758	0.020758	0.137393
20	48347.4779	48379.5675	0.020684	0.020684	0.663729
21	49313.5126	49351.5000	0.020278	0.020278	0.770324
22	49253.7105	49390.3080	0.020303	0.020303	2.773344
23	48595.3117	48653.8371	0.020578	0.020578	1.204343
24	49543.4694	49593.0402	0.020184	0.020184	1.000552
25	51625.6349	51672.1590	0.019370	0.019370	0.901182
26	52671.5101	52712.4609	0.018986	0.018986	0.777475
27	55321.2653	55393.4700	0.018076	0.018076	1.305189
28	55677.7347	55759.1265	0.017961	0.017961	1.461837
29	55969.8065	55971.2637	0.017867	0.017867	0.026035
30	57318.2474	57416.0697	0.017446	0.017446	1.706652
31	58513.5521	58538.2941	0.017090	0.017090	0.422842
32	59900.5346	59911.9785	0.016694	0.016694	0.191048
33	61654.2986	NaN	0.016219	NaN	NaN

Tabela 5.6: Detalhes dos Investimentos de março de 2020 até março de 2021 usando o *Bot*

A tabela 5.6 apresenta os detalhes de um investimento ao longo de um período de um ano, mostrando as compras, vendas, quantidade de *Bitcoins*

compradas e vendidas, bem como o ganho obtido em cada operação. Analisando os resultados, é notável a obtenção de um retorno consistente e atrativo, equivalente a quase 8% ao ano. Estes números revelam que este investimento foi bem-sucedido e obteve resultados bastante expressivos em comparação com outras opções de investimento.

É importante ressaltar que alcançar um retorno de quase 8% ao ano em qualquer investimento é considerado ótimo. Investidores e *traders* procuram oportunidades que ofereçam retornos expressivos e, nesse contexto, o investimento analisado mostra-se uma alternativa atrativa e lucrativa.

Através do estudo da tabela, observa-se que todos os investimentos retornaram lucros, pois, como explicado anteriormente, foi uma das regras impostas. Essa consistência de ganhos reflete uma estratégia de investimento sólida e bem executada, capaz de se adaptar às flutuações do mercado e aproveitar oportunidades de crescimento. Lembrando também que os ganhos por investimento são poucos, porque o dinheiro investido inicialmente também é pouco neste mercado.

Os resultados também destacam a importância de avaliar o potencial de retorno de diferentes ativos financeiros, como a *Bitcoin*, que apresenta um mercado volátil e, portanto, pode oferecer oportunidades de ganho significativas.

Em resumo, a tabela revela um investimento bem-sucedido, com ganhos consistentes e um retorno significativo, demonstrando que obter quase 8% ao ano é uma conquista valiosa em qualquer investimento. Contudo, é sempre importante lembrar que todo investimento envolve riscos, e a busca por resultados sólidos requer planejamento, conhecimento do mercado e uma estratégia bem fundamentada.

5.4 Otimização com algoritmo Genético

Este algoritmo foi criado pelo Professor Doutor Jorge Sousa, um dos orientadores deste projeto.

5.4.1 Modelo de otimização

O problema em questão está relacionado a uma estratégia de negociação de criptomoedas, onde o objetivo é maximizar o retorno sobre o investimento,

5.4. OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMO GENÉTICO

considerando as comissões de compra e venda, bem como as restrições de orçamento disponível em cada período, tal como acontece na realidade. A função objetivo visa maximizar uma expressão que envolve as variáveis α_i , β_i , p_i , λ_v , λ_c , $B_{inicial}$ e B_i . As variáveis são:

- α_i : Quantidade vendida no período i
- β_i : Quantidade comprada no período i
- p_i : Preço da criptomoeda no período i
- λ_v : Comissão de venda
- λ_c : Comissão de compra
- $B_{inicial}$: Orçamento inicial
- B_i : Orçamento disponível no período i

A função objetivo é dada pela seguinte equação:

$$\max \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \beta_i)p_i - (\lambda_i + \alpha_i\beta_i)p_i \quad (5.1)$$

Esta função objetivo tenta maximizar a soma ponderada das diferenças entre as quantidades compradas (β_i) e vendidas (α_i) da *Bitcoin* em diferentes períodos, multiplicadas pelos preços (p_i) correspondentes, enquanto penaliza as comissões de compra (λ_c) e venda (λ_v) e a comissão multiplicada pelo produto das quantidades compradas e vendidas.

As restrições definem limitações nas variáveis do problema:

- 1. Não negatividade das variáveis α_i e β_i :

$$\alpha_i, \beta_i \geq 0 \quad (5.2)$$

Garante que as quantidades compradas e vendidas sejam sempre não negativas. Isso reflete a realidade, não se pode vender ou comprar uma quantidade negativa de criptomoeda.

- 2. A soma das quantidades vendidas (α_i) não pode exceder a soma das quantidades compradas (β_i):

$$\sum_i \alpha_i \leq \sum_i \beta_i \quad (5.3)$$

5.4. OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMO GENÉTICO

Esta restrição garante que a quantidade total vendida não exceda a quantidade total comprada ao longo de todos os períodos. Isto evita posições de venda excessivamente agressivas que não podem ser sustentadas.

- 3. Restrições de orçamento para cada período i , onde B_i representa o orçamento disponível no período i e $B_{inicial}$ é o orçamento inicial:

$$\beta_i p_i + \lambda_c \beta_i p_i \leq B_{i-1} \quad (5.4)$$

$$B_i = B_{i-1} + \alpha_i p_i - \beta_i p_i - (\lambda_v \alpha_i + \lambda_c \beta_i) p_i \quad (5.5)$$

Estas restrições são fundamentais, por refletirem a realidade financeira. A primeira restrição de orçamento limita a quantidade que pode ser comprada num período, considerando a comissão de compra. A segunda restrição calcula o orçamento disponível no próximo período com base nas transações realizadas no período anterior.

Este é um problema complexo de otimização financeira que visa encontrar a melhor estratégia de negociação de criptomoedas ao longo do tempo. A função objetivo tenta maximizar os ganhos líquidos, enquanto as restrições garantem que as transações respeitem limitações financeiras e comerciais. A resolução deste problema requer técnicas de otimização avançadas para encontrar as quantidades ideais a serem compradas e vendidas em cada período, maximizando assim os retornos ao longo do tempo. Para isso foram usadas algumas técnicas, mas a que se comportou melhor foi a técnica de algoritmos genéticos.

5.4.2 Implementando o Algoritmo Genético

O algoritmo genético consiste em várias etapas:

1. **Inicialização:** Cria-se uma população inicial de estratégias de negociação aleatórias.
2. **Avaliação:** Calcula-se a aptidão de cada estratégia de negociação usando a função de aptidão.
3. **Seleção:** Selecionam-se as estratégias de negociação mais aptas para a reprodução.

4. **Crossover:** Cria-se a próxima geração de estratégias de negociação combinando pares de estratégias de negociação selecionadas.
5. **Mutação:** Aplicam-se mutações aleatórias a cada estratégia de negociação para introduzir variação.
6. **Substituição:** Substitui-se a geração atual pela nova geração e repete-se o processo a partir da etapa 2.

O algoritmo termina após um número fixo de gerações.

5.4.3 Aplicando o Algoritmo à Negociação de Bitcoin

Usa-se dados históricos do preço de fecho da *Bitcoin* para treinar o algoritmo genético. A estratégia de negociação otimizada é aquela que maximiza o retorno esperado ao longo do período de treino.

Para avaliar a eficácia da estratégia de negociação, calcula-se o retorno esperado ao longo do tempo e compara-se com o preço de fecho da *Bitcoin*, figura 5.14. Também se calcula a correlação entre o retorno esperado (correlação = 0.72) e o preço de fecho da *Bitcoin* e ainda a representação do gráfico do preço com o retorno esperado, figura 5.15. Com esta estratégia, investindo 1000\$, consegue-se um retorno 1051.95\$ em 1 dia de investimentos. Infelizmente e dada a complexidade do problema, não foi possível testar para os outros dois períodos, um mês e um ano antes. Fica como trabalho futuro.

5.4. OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMO GENÉTICO

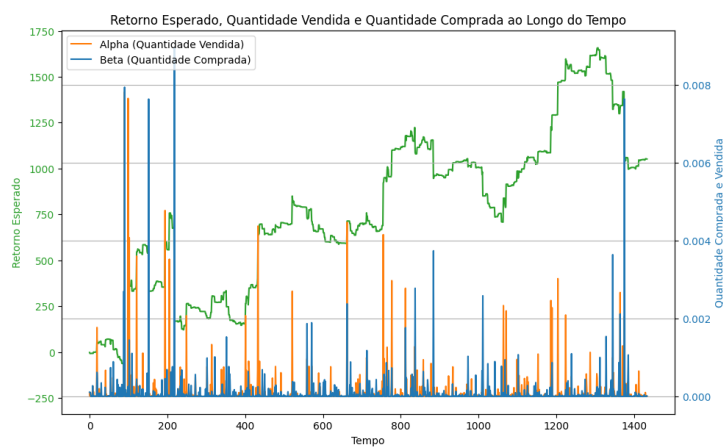


Figura 5.14: Representação de compra (β) e venda (α) e o respetivo retorno

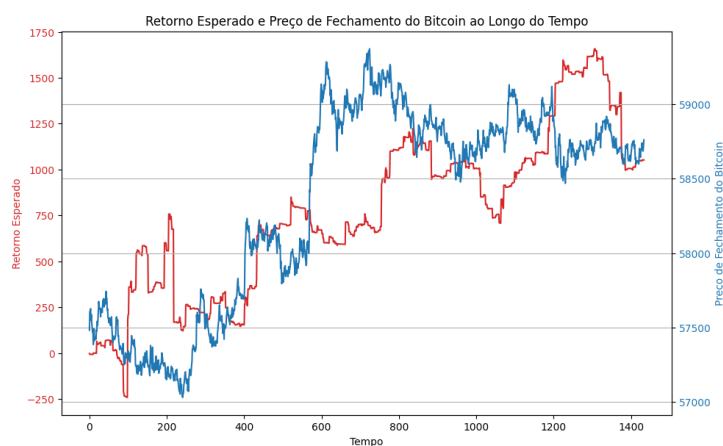


Figura 5.15: Representação do preço da *Bitcoin* com o retorno esperado

5.4.4 Melhorias Possíveis

Existem várias formas de melhorar este algoritmo genético:

1. **Melhor poder de computação:** Utilização de um computador mais robusto para conseguir ter todos os valores para o dia, mês e ano, para ter melhores valores para comparar com os outros métodos.
2. **Ajuste dos parâmetros:** Poder-se-ia experimentar diferentes valores para o tamanho da população, o número de gerações e a taxa de mutação para ver se era possível obter uma estratégia de negociação mais eficaz.

3. **Função de aptidão mais sofisticada:** A função de aptidão atual é bastante simples e não considera fatores como o risco da estratégia de negociação. Poder-se-ia incorporar medidas de risco, como o desvio padrão dos retornos, na função de aptidão.
4. **Usar mais dados:** Atualmente, está-se a usar apenas o preço de fechamento da *Bitcoin* para treinar o algoritmo. Poder-se-ia utilizar mais características, como o volume de negociação, o preço de abertura, etc.
5. **Estratégias de negociação mais complexas:** A estratégia de negociação atual envolve apenas a compra e venda da *Bitcoin* a cada minuto. Poder-se-ia considerar estratégias de negociação mais complexas, como a compra e venda com base em indicadores técnicos, tais como o RSI, MACD. Estes indicadores foram explicados no capítulo anterior.

5.4. OTIMIZAÇÃO COM ALGORITMO GENÉTICO

Capítulo 6

Apresentação e Discussão dos Resultados

Ora, os objetivos deste trabalho eram, em primeiro lugar, perceber o que é a *Bitcoin* e como funciona. De seguida, analisar os procedimentos atuais e comparar os vários métodos para obter sazonalidades, tendências e o preço previsto para a *Bitcoin* ao longo do tempo. Por fim, desenvolver um *Bot* para compra e venda automática da criptomoeda.

Os resultados obtidos a partir das técnicas selecionadas são apresentados e discutidos neste capítulo. São dados gráficos, tabelas e análises detalhadas para ilustrar o desempenho de cada técnica e as suas respetivas métricas de avaliação. Além disso, são destacadas as descobertas mais relevantes e as conclusões obtidas com base nos resultados. A análise comparativa entre as técnicas permitiu identificar as abordagens mais eficazes na previsão de tendências e preços da *Bitcoin*.

O melhor resultado obtido foi com base num método trabalhado pelos orientadores e aluno com base numa estratégia inovadora e criada de raiz. Foi usada a estratégia de otimização com base em algoritmos genéticos para resolver e foi aquele que gerou melhores lucros. Como não foram testadas métricas como o RSI, MACD e médias móveis de Bollinger, não se sabe até que ponto, este método estaria preparado para dados mais recentes e com bons resultados. Desta forma, fica para trabalho futuro o desenvolvimento da estratégia até à experimentação com dados reais.

Os melhores resultados nas três eras temporais foram conseguidas pelo *Bot*, usando técnicas de previsão de preços, sinais de compra e venda e in-

dicadores técnicos. Os resultados foram resultados muito positivos e dão segurança na efetividade do mesmo com dados em tempo real, uma vez que todas as técnicas e indicadores são atuais e com uma grande base de estudo nesta área. A mistura de várias técnicas e indicadores fez com que os valores apresentados sejam bastante satisfatórios, com lucros a rondar os 8%.

Trabalhos futuros

Para trabalhos futuros, podem realizar-se diversas melhorias, tais como:

- Melhorar os parâmetros dos modelos de *machine learning*, para adaptar-se melhor às variações do mercado.
- Realizar outro estudo para encontrar modelos de previsão de preços e tendências com melhores resultados em termos de previsão, principalmente de tendência, já que, se se souber de antemão que o preço irá seguir uma tendência de subida, então será um bom local de compra, mesmo que os preços previstos a k passos, não demonstrem essa tendência.
- Para definir os locais de compra e venda, também é importante ter disponíveis as melhores estratégias do mercado. Desta forma, o RSI, MACD, médias móveis de Bollinger, podem sofrer alterações e melhorias. Existem ainda outros indicadores para definir a estratégia de compra e venda de *Bitcoins*, dessa forma, também será possível testar e melhorar os indicadores usados. Além disso, os parâmetros usados no RSI, MACD e médias móveis de Bollinger, também podem ser alterados e melhorados.
- Para melhor compreender o mercado cripto, este trabalho pode ser realizado para outras criptomoedas, para melhorar o conhecimento acerca do mercado no geral e de cada moeda individualmente. Relacionar várias moedas para perceber melhor o mercado e eventualmente, melhorar os resultados presentes. Avaliar a correlação entre diferentes criptomoedas pode ajudar a entender como elas se comportam em relação umas às outras, permitindo que o *Bot* ajuste as suas estratégias para se adaptar a diferentes ambientes de mercado.

-
- É ainda importante acrescentar neste trabalho (apesar de ter sido feito o estudo, não foi incluído para o *Bot* final), todas as notícias, *tweets* e outras informações consideradas relevantes para que o *Bot* se possa adaptar quando existem variações explicadas no preço.
 - Apesar de ter sido realizado as análises de *backtesting* com dados históricos, não foram implementadas no *Bot*. Isto pode ajudar a avaliar a eficácia das estratégias de investimento propostas, permitindo ajustes e melhorias antes da implementação em tempo real.
 - O *Bot* não foi testado em tempo real para perceber como se adapta com os novos dados. Usando dados mais recentes, de minuto a minuto, seria possível utilizar este *Bot* para ser testado em investimentos em tempo real.

Bibliografia

- [1] cryptomaniaks, 2023. Acedido a 29 de janeiro, 2023. URL: <https://cryptomaniaks.com>.
- [2] Coinmarketcap, 2023. Acedido a 29 de janeiro, 2023. URL: <https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/>.
- [3] innateyo. Put the worlds money into perspective, 2019. Acedido a 28 de janeiro, 2023. URL: https://www.reddit.com/r/Money/comments/agxa9t/putting_the_worlds_money_into_perspective/.
- [4] colah's Blog. Understanding lstm networks, 2015. Acedido a 22 de janeiro, 2023. URL: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [5] Neural network, 2023. Acedido a 29 de janeiro, 2023. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network.
- [6] Satoshi Nakamoto. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Cryptography Mailing list at https://metzdowd.com*, 03 2009.
- [7] Lam Pak Nian and David Lee Kuo Chuen. Introduction to bitcoin. 2015.
- [8] Benjamin Edelman Rainer Böhme, Nicolas Christin and Tyler Moore. Bitcoin: Economics, technology, and governance. 2015.
- [9] Chung Baek and Matt Elbeck. Bitcoins as an investment or speculative vehicle? a first look. *Applied Economics Letters*, 22:30 – 34, 2015.
- [10] Robert McMillan. The inside story of mt. gox, bitcoin's \$460 million disaster, 2014. Acedido a 29 de janeiro, 2023. URL: <https://www.wired.com/2014/03/bitcoin-exchange/>.

BIBLIOGRAFIA

- [11] Luke Graham. As china cracks down, japan is fast becoming the powerhouse of the bitcoin market, 2017. Acedido a 22 de janeiro, 2023. URL: <https://www.cnbc.com/2017/09/29/bitcoin-exchanges-officially-recognized-by-japan.html>.
- [12] ECB. Virtual currency schemes – a further analysis. 2015.
- [13] ECB. virtual currency schemes. 2012.
- [14] Anne Haubo Dyhrberg. Bitcoin, gold and the dollar – a garch volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16:85–92, 2016.
- [15] O D Anderson. The interpretation of box-jenkins time series models. *Statistician*, 26(2):127, June 1977.
- [16] João Filipe Batista Mendes. Forecasting bitcoin prices. 2019.
- [17] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Computation*, 9:1735–1780, 1997.
- [18] Felix Alexander Gers, Jürgen Schmidhuber, and Fred Cummins. Learning to forget: Continual prediction with lstm. *Neural Computation*, 12:2451–2471, 2000.
- [19] Sima Siami-Namini and Akbar Siami Namin. Forecasting economics and financial time series: Arima vs. lstm. *ArXiv*, abs/1803.06386, 2018.
- [20] Ajla Elmasdotter and Carl Nyströmer. A comparative study between lstm and arima for sales forecasting in retail. 2018.
- [21] Evita Stenqvist and Jacob Lönnö. Predicting bitcoin price fluctuation with twitter sentiment analysis. 2017.
- [22] Martina Matta, Ilaria Lunesu, and Michele Marchesi. The predictor impact of web search media on bitcoin trading volumes. In *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management*. SCITEPRESS - Science and and Technology Publications, 2015.

-
- [23] Zheshi Chen, Chunhong Li, and Wenjun Sun. Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering. *J. Comput. Appl. Math.*, 365, 2020.
- [24] N Vandewalle, M Ausloos, and Ph Boveroux. The moving averages demystified. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 269(1):170–176, 1999. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437199000904>, [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(99\)00090-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-4371(99)00090-4) doi:[https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(99\)00090-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(99)00090-4).
- [25] Olufunke G. Darley, Abayomi I. O. Yussuff, and Adetokunbo A. Adenowo. Price analysis and forecasting for bitcoin using auto regressive integrated moving average model. *Annals of Science and Technology*. URL: <https://doi.org/10.2478/ast-2021-0009>, <https://doi.org/doi:10.2478/ast-2021-0009> doi:doi:10.2478/ast-2021-0009.
- [26] C. Lento, N. Gradojevic, and C. S. Wright. Investment information content in bollinger bands? *Applied Financial Economics Letters*, 3(4):263–267, 2007.
- [27] Kate Murray, Andrea Rossi, Diego Carraro, and Andrea Visentin. On forecasting cryptocurrency prices: A comparison of machine learning, deep learning, and ensembles. *Forecasting*, 5(1):196–209, 2023.
- [28] Amitha Raghava-Raju. A machine learning approach to forecast bitcoin prices. *Int. J. Comput. Appl.*, 182(24):39–46, October 2018.
- [29] Bitcoin, 2023. Acedido a 29 de janeiro, 2023. URL: <https://bitcoin.org/en/>.
- [30] Criptomoedas: o que são e como investir, 2023. Acedido a 22 de janeiro, 2023. URL: <https://www.deco.proteste.pt/investe/investimentos/criptomoedas/dossie/bitcoin>.
- [31] Ma Leticia Jose C. Basilan, <https://orcid.org/0000-0003-3105-2252>, Maycee Padilla, and <https://orchid.org/0000-0001-5025-12872>, leticiajose.basilan@deped.gov.ph, maycee.padilla@deped.gov.ph, Depart-

BIBLIOGRAFIA

- ment of Education- SDO Batangas Province, Batangas, Philippines. Assessment of teaching english language skills: Input to digitized activities for campus journalism advisers. *International Multidisciplinary Research Journal*, 4(4), January 2023.
- [32] João Filipe Batista Mendes. Forecasting bitcoin prices. 2019.
- [33] Anne Haubo Dyhrberg. Bitcoin, gold and the dollar – a garch volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16:85–92, 2016.
- [34] Keiron O’Shea and Ryan Nash. An introduction to convolutional neural networks. 2015.
- [35] Yeung WONG. Web scraping cryptocurrency 1-minute price data (python), 2021. Acedido a 08 de janeiro, 2023. URL: <https://medium.com/financial-data-analysis/web-scraping-cryptocurrency-1-minute-price-data-python-471dd165d934>.
- [36] Stephen Lewis. Using bitcoin data in python, 2020. Acedido a 10 de dezembro, 2022. URL: <https://towardsdatascience.com/getting-started-with-bitcoin-historical-data-set-with-python-and-pandas->
- [37] Zielak. Bitcoin historical data, 2021. Acedido a 10 de dezembro, 2022. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/mczielinski/bitcoin-historical-data/code?resource=download>.
- [38] Pedro Bueno de Almeida. O futuro da competiÇÃo monetÁria: O comportamento da moeda bitcoin e o seu impacto sobre polÍticas de bancos centrais. 2016.
- [39] Samuel Vieira Garcia. O impacto do mercado de criptomoedas sobre a economia da zona euro: um estudo entre o bitcoin e os índices bolsistas europeus. 2022.