

Desenvolvimento e Avaliação de Algoritmos de Trading para Criptomoedas

Luís Gabriel Pacheco Marquetti

Escola Politécnica

Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul

Porto Alegre, Brasil

luis.marquetti@edu.pucrs.br

Andréa Aparecida Konzen*

Escola Politécnica

Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul

Porto Alegre, Brasil

andrea.konzen@pucrs.br

*Orientadora do Trabalho de Conclusão

Resumo—As criptomoedas se estabeleceram como uma classe de ativos financeiros, com um enorme volume de transações e diversas possibilidades de ganhos nas negociações. Similarmente a outros mercados financeiros, a previsão de preços é um dos principais desafios na negociação. A aplicação da inteligência artificial como ferramenta de previsão emergiu como um tema de investigação no domínio das criptomoedas. Este trabalho propõe um estudo dedicado ao desenvolvimento e à avaliação do desempenho de algoritmos, visando maximizar os retornos dos investidores no mercado de criptomoedas. O estudo explora três estratégias de negociação baseadas em algoritmos: reversão à média, cruzamento de média móvel e modelos baseados em aprendizado de máquina. Os resultados obtidos com essas estratégias são comparados com a abordagem de comprar e manter o Bitcoin durante o período de maio de 2021 a junho de 2024. Os algoritmos foram testados usando três períodos de amostragem: 1 hora, 12 horas e 24 horas. Os resultados indicam que os algoritmos de trading têm o potencial de desempenhar um papel importante nos resultados obtidos no mercado de criptomoedas.

Palavras chave—Criptomoedas, Bitcoin, Algoritmo de Negociação

Abstract—Cryptocurrencies have established themselves as a class of financial assets, with a high volume of transactions and various opportunities for gains in trading. Similar to other financial markets, price prediction is one of the main challenges in cryptocurrency trading. The use of artificial intelligence as a forecasting tool has emerged as a popular research topic in the field of cryptocurrencies. This paper proposes a study dedicated to the development and performance evaluation of algorithms, aiming to maximize investors' returns in the cryptocurrency market. The study explores three algorithm-based trading strategies: mean reversion, moving average crossover, and machine learning-based models. The results obtained with these strategies are compared with the buy and hold approach in Bitcoin during the period from May 2021 to June 2024. The algorithms were tested using three sampling periods: 1 hour, 12 hours, and 24 hours. The results indicate that trading algorithms have the potential to play an important role in the outcomes achieved in the cryptocurrency market.

Keywords—Cryptocurrency, Bitcoin, Trading Algorithm

I. INTRODUÇÃO

As criptomoedas são moedas digitais que, ao contrário das moedas tradicionais emitidas pelos países, são descentralizadas, usam criptografia para segurança e operam, geralmente, em uma tecnologia de blockchain [1]. Elas são criadas por diferentes mecanismos que envolvem redes de computadores. A descentralização significa que as criptomoedas não são, normalmente, controladas por nenhuma entidade única, como um governo ou banco central. Elas dependem de uma rede descentralizada de computadores que validam e registram transações em um livro-razão público, conhecido como blockchain.

O blockchain é um banco de dados distribuído e imutável que garante a integridade do histórico de transações [2]. As criptomoedas usam técnicas criptográficas para fazer as transações e controlar a emissão de novas unidades através de diferentes mecanismos. As criptomoedas existem em formato digital, não há moedas ou notas físicas, sendo armazenadas em carteiras digitais.

As criptomoedas podem servir a diversos fins, incluindo pagamentos digitais, reserva de valor, realização de contratos inteligentes (acordos autoexecutáveis), como meio de captação de recursos por meio de ofertas iniciais de moedas, entre outros [3]. O marco regulatório das criptomoedas muda entre os países, enquanto alguns adotaram as criptomoedas, como El Salvador, outros impuseram regulamentações rigorosas ou as proibiram [4].

Muitas criptomoedas têm um suprimento limitado, o que significa que há um número máximo de moedas que podem ser criadas. Por exemplo, o Bitcoin tem um suprimento limitado de 21 milhões de moedas, o que pode criar escassez e influenciar o seu preço. Entre as criptomoedas populares estão o Bitcoin (BTC), o Ethereum (ETH), o Litecoin (LTC) e muitas outras. O Coinmarketcap (2024) apresenta mais de 10000 projetos de criptomoedas. Cada criptomoeda tem suas próprias características, sendo negociadas a um certo preço no

mercado financeiro.

As criptomoedas experimentaram uma ampla aceitação e rápido desenvolvimento na última década. Os seus preços podem exibir valorização rápida e alta volatilidade em curtos períodos. A volatilidade é influenciada por vários fatores, incluindo o sentimento de mercado, desenvolvimentos regulatórios e eventos macroeconômicos.

Muitos fundos de aplicações financeiras e gestores de ativos começaram a incluir as criptomoedas em suas carteiras e estratégias de negociação [5]. Por exemplo, a BlackRock, uma das maiores empresas de finanças mundial, entrou com pedido para lançar um Exchange Traded Fund (ETF) de Bitcoin nos Estados Unidos. Na medida que as criptomoedas ganham cada vez mais aceitação, o interesse pela propriedade desses ativos e pelo desenvolvimento de estratégias de negociação está em ascensão nas instituições financeiras e na academia.

Existem dois tipos distintos de ferramentas analíticas usadas por traders para estimar o retorno em um determinado ativo: indicadores técnicos e funcionais [6]. Indicadores técnicos são métricas calculadas a partir dos dados de preços e volumes de um ativo para identificar padrões e tendências no mercado. Eles incluem indicadores como médias móveis, MACD (Moving Average Convergence Divergence), suporte e resistências, entre outros. Por outro lado, os indicadores funcionais se concentram em aspectos fundamentais e macroeconômicos de um ativo ou de um mercado, como indicadores econômicos, políticas governamentais e eventos geopolíticos. Em resumo, enquanto os indicadores técnicos se baseiam em dados de mercado passados para prever movimentos futuros, os indicadores funcionais levam em consideração fatores econômicos e políticos para entender o contexto em que os ativos estão operando.

Este trabalho se concentra na análise e comparação de três estratégias de trading de criptomoedas amplamente utilizadas: a estratégia de reversão à média, a estratégia de cruzamento de média móvel e o uso de aprendizado de máquina para previsão da evolução de preços. O objetivo principal foi avaliar o desempenho dessas estratégias em diferentes cenários de mercado e identificar suas vantagens e desvantagens. As três abordagens são comparadas entre si, e também contra a estratégia mais simples de investimento, chamada "buy and hold". Essa consiste no investidor comprar o ativo no início do período, e somente vendê-lo no final, de forma que todo o retorno sobre o investimento é baseado no preço do ativo no final do período, subtraído do preço do ativo no início do período.

A estratégia de reversão à média baseia-se na suposição de que os preços das criptomoedas tendem a retornar a sua média histórica após flutuações significativas. A estratégia de cruzamento de média móvel envolve o uso de médias de curto e longo prazo para identificar os momentos da compra e da venda. Por fim, técnicas de aprendizado de máquina também podem ser usados para trading por serem capazes de analisar uma quantidade maior de informações do que os algoritmos convencionais, os quais usam apenas o preço do ativo ao longo do tempo.

Para conduzir esta análise, foram utilizados dados históricos de preços do Bitcoin entre maio de 2021 até junho de 2024 e implementadas as três estratégias de trading em um ambiente simulado. As estratégias de trading foram escritas em Python, enquanto as informações de preços foram obtidas através da Application Programming Interface, API, da corretora de criptomoedas Binance. Foi avaliado o desempenho de cada estratégia em termos de retorno sobre o investimento, bem como a volatilidade, que é uma medida de risco. Além disso, examinamos a capacidade dessas estratégias em se adaptar a diferentes condições de mercado, em períodos de queda, relativa estabilidade e aumento dos preços.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Criptomoedas

O conceito de criptomoedas, blockchain e o seu funcionamento foi trazido ao mundo em 2008, quando uma pessoa ou grupo de pessoas sob o pseudônimo de Satoshi Nakamoto publicou o artigo *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. Falaremos agora das principais características do funcionamento desse tipo de moeda.

As criptomoedas, em particular o Bitcoin, propõem um sistema de transações financeiras sem a necessidade de uma autoridade central, como um banco [7]. Em vez disso, utiliza uma rede descentralizada de pares (peers) que interagem diretamente entre si. A blockchain é um registro público de todas as transações de Bitcoin, e funciona como um livro-razão, onde todas as transações são registradas. Ela consiste em blocos de transações encadeados e imutáveis, onde cada bloco contém um hash do bloco anterior. No caso do Bitcoin, o algoritmo de hash usado é o SHA-256, responsável por transformar o conteúdo de cada bloco em um número único de 256 bits [8]. Como cada bloco se refere ao bloco anterior pelo seu hash, se diz que é criada uma cadeia de blocos. Isso assegura a integridade do histórico de transações.

A mineração é o processo pelo qual novas transações são adicionadas à blockchain. Os mineradores resolvem problemas matemáticos computacionalmente intensivos para adicionar um bloco à blockchain, e são recompensados com novos bitcoins. Isso é conhecido como Prova de Trabalho (PoW) e é fundamental para a segurança do sistema. O Bitcoin é projetado para operar em uma rede descentralizada de computadores. A validação das transações e o consenso sobre o estado da blockchain são alcançados por meio de protocolos específicos, inicialmente a PoW. Ao introduzir esses conceitos, o artigo de Satoshi Nakamoto [9] proporcionou a base para o desenvolvimento do Bitcoin e, posteriormente, de muitas outras criptomoedas. Esses princípios continuam a ser fundamentais para a compreensão e o funcionamento de criptomoedas em geral.

As chamadas altcoins, uma abreviação para moedas alternativas, se referem as outras criptomoedas que não seja o Bitcoin. As altcoins representam uma enorme gama de moedas digitais que surgiram após a criação do Bitcoin, possuindo diferentes características, propósitos e utilizando variadas tecnologias. A altcoin mais conhecida e que possui

o segundo maior volume de negociação é o Ethereum. Há uma grande diversificação entre as altcoins, que também incluem Ripple, Litecoin, Cardano, Polkadot e muitas outras. Há sites especializados que apresentam as criptomoedas, o mais conhecido é o coinmarketcap.

As altcoins possuem diferentes objetivos, e normalmente incluem novos recursos e melhorias em relação ao Bitcoin. Alguns se concentram em aumentar a velocidade, a escalabilidade e a privacidade das transações, outras buscam criar plataformas que possibilitam o surgimento de aplicativos descentralizados e contratos inteligentes [10]. Também há um conjunto de criptomoedas com objetivo específico, como, por exemplo, desenvolver robôs de negociação de cripto ativos. Esse é o caso da Unibot.

Os preços das altcoins estão sujeitos a uma grande volatilidade do mercado. Diferentes fatores afetam os seus preços, como, por exemplo, desenvolvimentos tecnológicos, mudanças na regulamentação, negociação em novas corretoras, o preço do Bitcoin, entre outros [11]. O indicador de dominância do Bitcoin indica quantos porcentos a negociação do Bitcoin representa em relação ao total do volume de negociação das criptomoedas.

As altcoins têm contribuído para o crescimento e diversificação do mercado de criptomoedas, oferecendo diversas opções para investidores, desenvolvedores e usuários que buscam funcionalidades específicas ou alternativas ao Bitcoin. No entanto, o investimento em altcoins requer muito cuidado, dados o elevado risco e volatilidade dos seus preços.

As stablecoins, por sua vez, são um tipo de criptomoedas que reduzem a volatilidade dos preços, tendo o seu valor vinculando a um ativo estável. Geralmente esse ativo estável é uma moeda fiduciária, como, por exemplo, o dólar e o euro, alguma commodity, ou mesmo outra criptomoeda. O seu principal objetivo é manter um valor estável, reduzindo as flutuações normalmente associadas a outras criptomoedas.

A estabilidade é muitas vezes alcançada através da utilização da moeda fiduciária como reserva ou garantia [12]. Esse é o caso da Tether e da USD Coin. Há algumas que utilizam criptomoedas como colaterais, como a Dai. Por fim, há algumas que procuram estabelecer a estabilidade com o uso de algoritmos complexos, ajustando a compra e venda da moeda para manter o seu valor estável.

As stablecoins têm sido utilizadas para diferentes objetivos. Elas funcionam como meio de troca entre as diferentes criptomoedas, como reserva de valor nos períodos de volatilidade e são empregadas para a negociação nas corretoras de criptomoedas. Elas também têm sido utilizadas para pagamentos e remessas entre os países devidos ao baixo custo e a sua estabilidade de preço. Recentemente, algumas stablecoins foram empregadas como meio de reserva de valor em países com inflação elevada. As stablecoins também são utilizadas nas negociações algorítmicas, principalmente as que reproduzem o valor do dólar.

As criptomoedas são representadas geralmente por três ou quatro letras. Por exemplo, o Bitcoin é representado por

BTC, o Ethereum por ETH, o Tether por USDT. É similar a representação das ações nos mercados acionários.

B. Técnicas e Estratégias de Negociação de Ativos Financeiros

O estudo dos preços dos ativos financeiros segue duas abordagens. A análise técnica utiliza as informações de dados de mercado do passado, principalmente preço e volume, para prever movimentos futuros de preços e identificar oportunidades de negociação. A análise envolve investigar as formações gráficas de históricos de preços para observar padrões de movimentos e tendências, níveis de suporte e resistência. São utilizados vários indicadores técnicos, tais como médias móveis, RSI (Relative Strength Index), MACD (Moving Average Convergence Divergence) e volumes de negociação. O objetivo principal da análise técnica é prever movimentos futuros de preços, identificando padrões ou tendências nos dados históricos para estabelecer negociações em dado período para obter lucro no curto e médio prazos [13].

A análise fundamentalista centra-se em investigar o valor intrínseco de um ativo, avaliando vários fatores qualitativos e quantitativos relacionados esse ativo, como ações de uma empresa ou uma criptomoeda [14]. São considerados diversos fatores como a análise de demonstrações financeiras, os relatórios de lucros, a qualidade de gestão, o posicionamento competitivo, as tendências do setor, os indicadores econômicos e fatores macroeconômicos, como a taxa de juros, o crescimento econômico, entre outros. No caso de uma criptomoeda também são considerados diversos fatores, como o montante de moeda ofertada, a equipe técnica e dirigente do projeto, a comunidade associada ao projeto, a proposta da criptomoeda, a tecnologia utilizada, bem como a própria legislação que regulamenta esses tipos de ativo. O objetivo da análise fundamentalista é determinar se um ativo está subvalorizado ou sobrevalorizado com base nos seus atributos-chaves para encontrar ativos negociados abaixo do seu valor intrínseco e investir no longo prazo.

Os investidores e as instituições financeiras utilizam diferentes estratégias que, muitas vezes envolvem uma combinação entre as análises técnica e fundamentalista, para administrar e lucrar com os ativos financeiros. Entre as principais estratégias estão:

- **Comprar e Manter:** os agentes compram ativos para mantê-los no longo prazo, visando se beneficiar da valorização do capital ou da geração de renda.
- **Day Trading:** os agentes compram e vendem ativos financeiros no mesmo dia de negociação para lucrar com as flutuações de preços de curtíssimo prazo.
- **Swing Trading:** os agentes mantêm ativos por alguns dias ou semanas para ganhar com as flutuações de preços.
- **Negociação de Opções:** os agentes negociam contratos de compra e venda de opções, que proporcionam o direito, mas não a obrigação, de comprar ou vender ativos a um preço prefixado em um dado período.

- **Negociação de Futuros:** Compra ou venda de contratos futuros que obrigam o comprador a comprar ou o vendedor a vender um ativo a um preço e data predeterminados.
- **Diversificação:** Distribuir os investimentos por diferentes ativos ou classes de ativos para reduzir a exposição ao risco.
- **Arbitragem de preços:** os agentes exploraram as diferenças de preços do mesmo ativo em diferentes mercados para obter lucro com risco mínimo.
- **Negociação algorítmica:** os agentes utilizam de instruções pré-programadas para realizar negociações com base em critérios como tempo, preço, volume negociado, ou outra medida quantitativa.

Cada estratégia tem um determinado perfil de risco, retorno potencial e adequação para diferentes objetivos de investimento. Os agentes empregam frequentemente uma combinação destas técnicas com base na sua tolerância ao risco, horizonte de investimento e condições de mercado. Ao utilizar algoritmos de negociação é possível combinar essas estratégias de modo a reduzir o risco e obter uma maior rentabilidade, particularmente, frente a estratégia de "buy and hold".

C. Algoritmos de trading

Embora ações e criptomoedas tenham origens e funcionamentos distintos, ambos podem ser usados para gerar lucro para investidores. Ações são títulos que representam uma fração do capital social de uma empresa. O valor das ações, como visto acima, é influenciado por diversos fatores, como o desempenho da empresa, a situação econômica do país e a política monetária. Já as criptomoedas são ativos digitais que utilizam criptografia para garantir a segurança das transações e a criação de novas unidades. O valor das criptomoedas é afetado por vários fatores, como a oferta e demanda, a aceitação do mercado, a tecnologia empregada, e a regulamentação governamental. A compra e venda de moedas fiduciárias, como o dólar e o euro, também representa um importante componente do mercado financeiro com enorme volume de negociação diária.

Investidores podem lucrar com ações e criptomoedas de diversas maneiras. No caso das ações, é possível obter lucro com a valorização das mesmas, que ocorre o aumento dos seus preços. Além disso, muitas empresas distribuem parte do lucro aos acionistas na forma de dividendos. Já no caso das criptomoedas, também é possível obter lucro com a valorização de preço das mesmas. Esse trabalho compara experimentalmente a rentabilidade de três diferentes algoritmos de trading no contexto das criptomoedas.

Um algoritmo de trading nada mais é do que um sistema computadorizado baseado em regras responsável por executar ordens de comprar ou vender determinado ativo [15]. Muitos desses algoritmos já existiam antes da concepção das criptomoedas, e eram (e ainda são) usados para negociar ações, e muitas dessas soluções já existentes para o mundo das ações financeiras podem ser adaptadas para o uso no mercado das criptomoedas.

Os algoritmos ou sistemas de negociação automatizados, também chamados de robôs ou bots de negociação, são programas de computador projetados para executar negociações automaticamente com base em regras, critérios ou estratégias predefinidas nos mercados financeiros. Os algoritmos empregam software e tecnologia para analisar dados de mercado, tomar decisões comerciais e executar negociações sem intervenção humana. A maioria dos algoritmos utiliza análise técnica para fazer compra e venda dos ativos financeiros.

O processo de negociação automatizada envolve diferentes etapas. A primeira é o desenvolvimento do algoritmo com base em estratégias de negociação que podem estar ancorados em indicadores técnicos, análises estatísticas, modelos quantitativos ou algoritmos de aprendizado de máquina [16]. A seguir há a análise dos dados de mercado em tempo real, monitorando os movimentos de preços, os volumes de negociação e outros indicadores considerados importantes. O próximo passo é o algoritmo gerar sinais de compra ou venda, definindo o momento de compra e venda de um determinado ativo financeiro. Uma vez identificada uma oportunidade de negociação, o bot executa automaticamente as negociações com base nas regras programadas. Contudo, antes de utilizar o algoritmo em mercados reais, há a necessidade de realizar testes para avaliar o desempenho do bot com o emprego de dados históricos. A otimização e o refinamento do algoritmo ocorrem de modo contínuo a partir dos resultados do backtesting. Os sistemas de negociação automatizados permitem incorporar a gestão de risco que podem controlar o tamanho das posições, definir ordens de saída da negociação para reduzir perdas e propiciar maiores ganhos.

Há benefícios e riscos associados a esse tipo de negociação. Entre os benefícios estão a possibilidade de executar negociações mais rapidamente, reduzir os efeitos psicológicos das decisões, bem como operar continuamente que permite responder a mudanças das condições do mercado. Por outro lado, há riscos associados com falhas técnicas, problemas de otimização que resultam num fraco desempenho nos mercados reais. Portanto, continua sendo necessário o contínuo monitoramento das aplicações financeiras e dos algoritmos utilizados nas negociações.

D. Os Algoritmos Testados

A presente seção aborda em detalhes os três algoritmos escolhidos para terem seu desempenho e lucratividade testados: Reversão à Média, Cruzamento de Média Móvel e o Modelo de Rede Neural proposto por [17]

1) *Reversão à Média:* A estratégia de reversão à média baseia-se na suposição de que os preços das criptomoedas tendem a retornar a sua média histórica após flutuações significativas. Com isso em mente, é possível montar uma estratégia de compra e venda baseando-se no quão distante o preço atual está do preço médio no período de interesse. Para isso, primeiro é necessário ter em mãos o valor da média. Sendo p_i o preço observado no período i , e N a quantidade de períodos totais, podemos calcular a média M seguindo a equação 1

$$M = \frac{\sum_{i=1}^N p_i}{N} \quad (1)$$

A seguir, é necessário calcular o desvio de cada período:

$$d_i = p_i - M \quad (2)$$

Para então poder calcular o desvio padrão:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N d_i^2}{N-1}} \quad (3)$$

E então, por fim, calcular o Z-score, que indica o quão distante o preço está do desvio padrão.

$$Z = \frac{d_i}{\sigma} \quad (4)$$

É definido então um limiar para o Z-score (normalmente 1.5 ou 2), para determinar se a criptomoeda está sobre ou subvalorizada.

Além da análise da média móvel simples, é possível empregar outros métodos de cálculo de média. A média móvel exponencial dá maior peso as observações mais recentes, tornando-o mais responsivo às mudanças recentes de preços. A média móvel ponderada também atribui pesos maiores as informações mais recentes do período escolhido. Assim, as informações mais atuais possuem pesos mais elevados, indicando mais rapidamente uma mudança nas condições de mercado.

2) *Cruzamento de Média Móvel*: A estratégia de cruzamento de média móvel envolve o uso de médias móveis de curto e longo prazo para identificar os momentos da compra e venda. Isso envolve capturar os momentos nos quais há um cruzamento das medias móveis definidas. É possível empregar média móvel simples, exponencial, e média móvel ponderada ou uma combinação entre elas. Quando a média móvel curta ultrapassa a longa, há uma indicação de que a criptomoeda está se valorizando, então é um momento para comprar. Por outro lado, quando a média longa ultrapassa a curta, isso é um indício de desvalorização, então devemos vender. Nesse trabalho, usamos um período de quatro dias para calcular a média móvel de curto prazo, e de nove dias para a de longo prazo. A média móvel simples será utilizada na análise.

3) *O modelo de aprendizagem*: O terceiro algoritmo a ser testado será baseado em uma rede neural. Mais especificamente, será o modelo proposto por [17] no artigo *Bitcoin technical trading with artificial neural network*.

O modelo de rede neural consiste de sete camadas totalmente conectadas, sendo uma de input, cinco camadas intermediárias, e a camada de saída. O número N de nodos de cada camada l ($l = 1, \dots, 7$) é dado por:

$$N_{l=1, \dots, 7}^{[l]} = (12, 40, 30, 20, 10, 5, 4) \quad (5)$$

A função de ativação usada pelas camadas intermediárias é a ReLU [18], dada por:

$$Relu(z) = \max(0, z) \quad (6)$$

E a função de ativação da camada final é a softmax, que transforma cada saída y_i da seguinte maneira:

$$\sigma(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad \text{for } i = 1, \dots, N^{[7]} \quad (7)$$

Agora iremos definir as etapas de pré-processamento para preparar os dados brutos da série temporal para servirem como entrada para a primeira camada da rede neural. Uma entrada i para determinado instante de amostra t é dada pela seguinte expressão:

$$i_t = ((EMA_{M,t})_M, (EMSD_{M,t})_M, (RSI_{K,t})_K, r_{t-1}) \in \mathbb{R}^{12} \quad (8)$$

Onde r_{t-1} é o retorno normalizado do período anterior, calculado ao normalizar o retorno R de um período t usando a média e desvio padrão desde o início da coleta de dados.

$$r_t = \frac{R_t - \text{avg}(R_t)}{\text{std}(R_t)} \quad (9)$$

Por sua vez, o retorno R de um período t é calculado a partir do preço do período atual P_t e o preço do período anterior P_{t-1} :

$$R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 \quad (10)$$

EMA e $EMSD$ se referem, respectivamente, à média móvel exponencial e ao desvio padrão móvel exponencial:

$$EMA_{M,t} = \alpha_M r_t - 1 + (1 - \alpha_M) EMA_{M,t-1} \quad (11)$$

$$EMSD_{M,t} = \sqrt{\alpha_M (r_{t-1} EMA_{M,t-1})^2 + (1 - \alpha_M) EMSD_{M,t-1}^2} \quad (12)$$

Onde o parâmetro α_M é definido como $\alpha_M = \frac{2}{(1+M)}$ para os seguintes valores de $M = 2, 4, 12, 24$. M , por sua vez, se refere ao período considerado no cálculo da média e desvio padrão móvel. Por fim, o *Relative Strength Index*, ou RSI , é dado por:

$$RSI_{K,t} = \frac{PR_{K,t}}{PR_{K,t} + NR_{K,t}} \quad (13)$$

$$PR_{K,t} = \sum_{k=1}^K \max(r_{t-k}, 0) \quad (14)$$

$$NR_{K,t} = \sum_{k=1}^K \max(-r_{t-k}, 0) \quad (15)$$

Onde o parâmetro K assume os valores $K = 12, 24, 48$.

A camada final determina as negociações em quatro classes conforme o quartil de retorno esperado para o próximo período. A estratégia adotada é a seguinte: compra se o retorno

esperado para o próximo período estiver no quarto quartil; não toma nenhuma ação se o retorno esperado estiver no segundo ou terceiro quartis; e vende se o retorno esperado estiver no primeiro quartil.

E. Comparação entre as estratégias de negociação

A comparação entre os resultados das negociações envolve a utilização de análise estatística através de métricas para avaliar qual apresenta os melhores resultados. No presente trabalho a comparação é realizada utilizando-se as seguintes medidas que são tradicionalmente utilizadas na literatura.

- **Retorno:** O retorno mede o lucro ou prejuízo gerado por uma estratégia de negociação em um determinado período, expresso como o retorno médio diário em comparação ao "buy and hold".
- **Volatilidade:** A volatilidade mede a variabilidade dos retornos, sendo uma medida de risco. Normalmente é medida pela variância ou o desvio padrão dos retornos das estratégias utilizadas.
- **Menor valor, Maior valor e Taxa de acertos:** O menor valor indica o menor valor que a estratégia alcançou em relação ao "buy and hold", enquanto o maior valor representa o mais alto valor alcançado em relação ao "buy and hold". A taxa de acertos é medida pelo percentual de observações em que o valor da estratégia foi superior ao "buy and hold" no fechamento das frequências analisadas.

Cada uma das três estratégias de negociação será testada com dados do período de 10/05/2021 até o dia 23/6/2024, considerando 3 diferentes intervalos de amostragem: a cada 1 hora, 12 horas e 24 horas.

F. Os Efeitos da Frequência de Negociação nos Mercados e no Desempenho

As mudanças na frequência de negociação podem ter impactos significativos em vários aspectos da dinâmica do mercado e nos possíveis resultados das operações. Negociações de alta frequência utilizam algoritmos complexos para executar um grande número de ordens de compra e venda em frações de segundos, geralmente em milissegundos ou microssegundos. Cada negociação gera lucros pequenos, mas o alto volume de operações resulta em lucros acumulados significativos.

As negociações que não utilizam alta frequência podem ser categorizadas em: day trade, swing trade, trading de posição e negociações institucionais. O day trade envolve posições de compra e venda que são finalizadas no mesmo dia e podem incluir um volume alto de negociações, embora menor comparado aos trades de alta frequência. As decisões são feitas por pessoas com o auxílio de ferramentas algorítmicas e indicadores técnicos.

O swing trade mantém posições de compra e venda por vários dias ou semanas, baseando-se na análise de padrões gráficos e indicadores técnicos, resultando em uma menor frequência de negociações comparada ao day trade. O trading de posição mantém compras e vendas por meses, fundamentando-se em análise fundamentalista, com baixa

frequência de negociações. As negociações institucionais envolvem grandes instituições financeiras, como bancos e fundos de investimento, com grandes volumes de ativos e baixa frequência de negociações.

A frequência das negociações possui diferentes efeitos no mercado. O aumento da frequência geralmente melhora a liquidez, permitindo a entrada e saída de posições com mais facilidade, o que pode reduzir a distância entre os preços de venda e compra dos ativos e diminuir os custos de transação. No entanto, pode também aumentar a volatilidade do mercado, amplificando as oscilações de preços e gerando condições de mercado mais imprevisíveis. A redução da frequência torna os preços dos ativos mais estáveis.

Negociações mais frequentes também influenciam o risco. Por um lado, permitem ajustes rápidos nas posições em resposta às mudanças do mercado. Por outro lado, aumentam a exposição às flutuações do mercado e aos riscos operacionais. Frequência elevada pode levar a entradas e saídas do mercado em momentos inadequados e a custos mais altos associados a taxas de transação, maiores taxas de rotatividade e à necessidade de tecnologia avançada. Esses custos devem ser compensados por uma receita maior proveniente de negociações mais frequentes.

Portanto, a frequência também afeta o resultado das operações. Segundo Barber e Odean (2009) a mudança para negociação online e a maior negociação ocasionou uma redução dos resultados das operações dos indivíduos quando comparado ao desempenho anterior [19]. Resultado similar tinha sido obtido por Barber e Odean (2000) ao verificarem que famílias com maior frequência de negociações apresentam menor retorno líquido [20]. É importante ressaltar que esses resultados dizem respeito ao mercado acionário e não envolvem investidores institucionais. Os resultados para as negociações de criptomoedas podem ser diferentes.

G. Trabalhos Relacionados

Cohen e Qadan (2022) [21] fazem um estudo para determinar quais indicadores são os mais efetivos para serem usados como entrada de redes neurais para negociação das criptomoedas Bitcoin, Ethereum, Solana e BNB. Os principais indicadores incluídos na análise foram Nuvens de Ichimoku e Convergência e Divergência da média móvel. O trabalho investigou o período de janeiro de 2021 até abril de 2022. O principal resultado foi que mais indicadores não necessariamente implicam em um aumento no desempenho de trading em comparação ao comprar e manter, com as Nuvens de Ichimoku apresentando os melhores resultados.

Zbikowski (2016) [22] realiza uma comparação entre o desempenho de três algoritmos de trading automatizado no contexto da moeda Bitcoin, a média móvel exponencial, e duas variações de support vector machines. O período selecionado foi do início de janeiro de 2015 ao final de fevereiro de 2015 para a frequência de 15 minutos. Os resultados mostraram que a média exponencial teve retornos menores do que "buy and hold", as duas variações de support vector machines apresentaram resultados superiores.

Nakano et al. (2018) [17] utiliza redes neurais para a previsão de retornos do Bitcoin. Os sinais de negociação foram obtidos com o uso da rede neural de sete camadas que empregam indicadores técnicos calculados a cada 15 minutos. O período de análise foi de dezembro de 2017 a janeiro de 2018. Os resultados mostraram que o desempenho da abordagem utilizada foi superior à estratégia de "buy and hold".

Fang et al. (2022) [5] fazem uma revisão muito completa da literatura referente relacionada a comercialização de criptomoedas, incluindo trading automatizados. Uma das vantagens apontadas pelo trabalho é que as negociações de cryptomoedas são realizadas 24 horas nos sete dias da semana, sendo possível utilizar diferentes estratégias de negociação.

III. TRABALHO DESENVOLVIDO

Neste trabalho, comparamos o desempenho de três algoritmos de negociações automatizadas para o Bitcoin em relação à estratégia de comprar e manter. As estratégias apresentadas na seção acima foram desenvolvidas em Python usando pandas, numpy e pytorch. As informações sobre os preços do Bitcoin foram obtidas a partir da API da Binance [23]. A seguir foram realizados os *backtests* das estratégias automatizadas. Os três algoritmos testados foram cruzamento de médias móveis, reversão à média e rede neurais.

O backtest é um procedimento chave para avaliar o desempenho de estratégias de negociação. Ele envolve simular a execução da estratégia usando dados históricos de mercado para avaliar sua efetividade em termos de retorno e volatilidade em diversas condições de mercado. O backtest desempenha um papel fundamental na avaliação e refinamento dos algoritmos de negociação e na identificação de seus pontos fortes e fracos antes de sua implementação no mundo real. Portanto, ele envolve a implementação da estratégia, a execução da simulação com os dados históricos e a avaliação do desempenho das estratégias.

A Figura 1 mostra os dados do backtest para a estratégia de cruzamento de média com frequência de uma hora, considerando a aplicação de um dólar nas diferentes estratégias de negociação. Embora os resultados do backtest sirvam como um bom indicativo do desempenho esperado de um determinado algoritmo, nada garante que a estratégia avaliada seguirá tendo o mesmo desempenho em um ambiente de trading em tempo real.

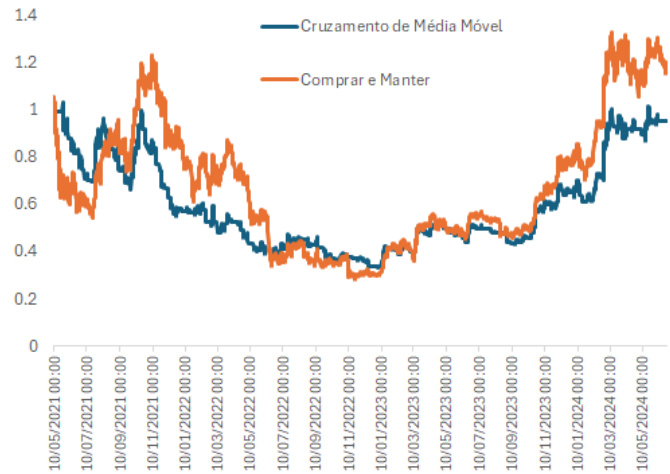


Fig. 1. Resultado do backtest para as estratégias de cruzamento de médias e comprar e manter para a frequência de 1 hora.

A implementação da rede neural proposta por [17] foi realizada a partir da sua arquitetura e dos passos de pré-processamento descritos acima. Análise dos resultados é discutida na próxima seção. O código Python que define a arquitetura da rede neural pode ser visto na Figura 2

```
class Net(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Net, self).__init__()
        self.linear1 = nn.Linear(12,40)
        self.activation = nn.ReLU()
        self.linear2 = nn.Linear(40,30)
        self.linear3 = nn.Linear(30,20)
        self.linear4 = nn.Linear(20,10)
        self.linear5 = nn.Linear(10,5)
        self.linear6 = nn.Linear(5,4)
        self.output_layer = nn.Linear(4,4)
        self.softmax = nn.Softmax()
        self.layer_list = [self.linear1, self.linear2,
                           self.linear3, self.linear4,
                           self.linear5, self.linear6]

    def forward(self, x):
        for layer in self.layer_list:
            x = layer(x)
            x = self.activation(x)
        x = self.output_layer(x)
        output = self.softmax(x)
        return output
```

Fig. 2. Definição da arquitetura do modelo testado

A Figura 3 mostra a evolução do preço de fechamento diário do Bitcoin na Binance entre 10/05/2021 e 23/06/2024. Observa-se um movimento cíclico no preço. Houve uma queda acentuada entre maio e o final de julho de 2021, seguida por uma rápida recuperação até novembro do mesmo ano, quando

o preço atingiu um valor levemente superior a 67.000 dólares. Posteriormente, o preço caiu até o final de 2022, chegando a cerca de 16.000 dólares. A partir daí, iniciou-se uma rápida recuperação até abril de 2024, quando o preço alcançou um recorde de 71.000 dólares, passando a oscilar em valores levemente mais baixos a partir de então.



Fig. 3. Preço diário do Bitcoin em dólares na Binance, 10/05/2021-23/06/2024

O período de análise teve fases distintas no preço do Bitcoin. Portanto, as estratégias de negociação devem ser capazes de se adaptar a diferentes condições de mercado para obterem resultados positivos.

IV. RESULTADOS

Um aspecto importante a considerar é que os resultados das estratégias de cruzamento de média móvel e de reversão à média não são diretamente comparáveis aos resultados da rede neural, uma vez que essa última requer um período de treinamento necessário para ajustar seus parâmetros internos. A rentabilidade para as diferentes frequências de amostragem foram calculados para um período de 24 horas, o que permite uma maior comparabilidade entre os diferentes robôs de negociação.

A Tabela 1 apresenta os resultados dos retornos para as diferentes frequências. Para a frequência de uma hora, a estratégia de "buy and hold" teve um retorno percentual diário superior às demais estratégias. A estratégia de reversão à média obteve um retorno maior do que a de cruzamento de média móvel, a qual mostrou um desempenho negativo. A rede neural teve um retorno positivo, mas inferior ao comprar e manter.

Para a frequência de 12 horas, as estratégias de reversão à média e de rede neural apresentaram resultados superiores à estratégia de "buy and hold". Por outro lado, a estratégia de cruzamento de média móvel teve o pior desempenho, com retornos negativos. Quando se considera a frequência de 24 horas, a estratégia de reversão à média obteve um resultado superior ao "buy and hold", apresentando o dobro do rendimento diário desta última. No entanto, não há informações suficientes para a estratégia de rede neural devido ao período

de treinamento necessário. A estratégia de cruzamento de média móvel continuou apresentando o pior desempenho.

É importante observar que, com a redução da frequência, houve um aumento dos retornos em todas as estratégias ativas de negociação. Portanto, a frequência também influencia os resultados das negociações no mercado de criptomoedas, mesmo com a utilização de robôs. Este resultado é consistente com o observado no mercado acionário, onde estratégias de negociação de menor frequência tendem a ser mais lucrativas do que aquelas de maior frequência.

Tabela 1. Retorno diário percentual das estratégias com diferentes frequências de negociação.

	1hora	12horas	24horas
Cruzamento de Média Móvel	-0.0274	-0.0046	0.0073
Reversão à Média	0.0395	0.0752	0.1128
Buy and Hold	0.0528	0.0499	0.0532
Rede Neural	0.1495	0.6012	nd
Buy and Hold	0.2204	0.5613	nd

Nota: nd - não disponível

A Tabela 2 apresenta a variação dos retornos para as diferentes estratégias de negociação. Verifica-se que houve um aumento da variação dos retornos com a redução da frequência de negociação, o que pode ser explicado pelo aumento dos rendimentos.

Tabela 2. Variância do retorno das estratégias com diferentes frequências de negociação.

Estratégia	1hora	12 horas	24 horas
Cruzamento de Média Móvel	0.0000412	0.0002187	0.0004135
Reversão à Média	0.0000200	0.0004616	0.0004096
Buy and hold	0.0000401	0.0002648	0.0008847
Rede Neural	0.0000146	0.0111757	nd
Buy and hold	0.0000237	0.0002908	nd

Nota: nd - não disponível

Observa-se que o único caso em que o retorno foi superior e a variância, uma medida de risco, foi inferior ao "buy and hold", foi na estratégia de reversão à média para a frequência de 24 horas. Logo, é possível desenvolver robôs de negociação capazes de aumentar a rentabilidade e reduzir o risco. Esses resultados foram obtidos em diferentes condições do ciclo de preço do Bitcoin.

A Tabela 3 apresenta as informações para o menor valor relativo que a estratégia atingiu em comparação ao comprar e manter, o maior valor relativo que a estratégia obteve em relação ao "buy and hold", bem como o percentual de observações em que o "valor investido" na estratégia foi superior ao mesmo valor no caso de comprar e manter no fechamento das frequências analisadas. Novamente a reversão à média apresentou resultados que superaram as demais estratégias de negociação. A frequência de 24 horas para a estratégia de reversão à média atingiu 2,46 vezes o valor da estratégia de "buy and holder", a maior distância relativa.

Tabela 3. Comparação entre os portfólios das estratégias com algoritmo de trade e buy and hold: o menor valor e o maior valor relativos e o percentual das observações com portfólio superior ao buy and hold para diferentes frequências.

Estratégia	Menor Valor	Maior Valor	Observações
Cruzamento de Média Móvel			
1 hora	0.601	1.821	46.53
12 horas	0.629	1.574	29.91
24 horas	0.661	2.094	80.98
Reversão à Média			
1 hora	0.966	2.299	99.56
12 horas	0.924	2.098	86.82
24 horas	0.936	2.460	93.94
Rede Neural			
1 hora	0.412	1.212	28.59
12 horas	0.851	1.131	84.42

V. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

A expansão das criptomoedas como uma classe de ativos financeiros com alto retorno e volatilidade tem gerado considerável interesse no uso de algoritmos de negociação para esse mercado, visando aumentar a rentabilidade e reduzir os riscos. Este trabalho propôs um estudo dedicado ao desenvolvimento e à avaliação do desempenho desses algoritmos, com o objetivo de aumentar os retornos e diminuir a volatilidade para os investidores no mercado de criptomoedas. O estudo implementou três estratégias de negociação baseadas em algoritmos: reversão à média, cruzamento de média móvel e um modelo baseado em redes neurais. Os resultados obtidos com essas estratégias são comparados com a abordagem de comprar e manter Bitcoin durante o período de maio de 2021 a junho de 2024. Cada algoritmo foi testado usando três diferentes períodos de amostragem: 1 hora, 12 horas e 24 horas.

Os resultados indicam que, para a frequência de uma hora, a melhor opção é "buy and hold". Na frequência de 12 horas, as estratégias de reversão à média e redes neurais tiveram desempenho superior ao comprar e manter. Com 24 horas, a estratégia de reversão à média teve o dobro do rendimento do "buy and hold", além de apresentar menor variância, que é um indicador de risco. O aumento da rentabilidade e a redução da volatilidade foram observados em um período em que o ciclo de preço do Bitcoin apresentou fases de expansão e contração.

É importante observar que, com a redução da frequência, houve um aumento do retorno em todas as estratégias ativas de negociação. Portanto, a frequência também influencia os resultados das negociações no mercado de criptomoedas, um comportamento consistente com o observado no mercado acionário. Em outras palavras, estratégias de negociação de menor frequência tendem a ser mais lucrativas do que aquelas de maior frequência. Portanto, há possibilidades de algoritmos de negociação desempenharem um papel importante nos resultados obtidos no mercado de criptomoedas.

Pesquisas futuras devem se aprofundar na otimização de parâmetros e hiperparâmetros dos algoritmos, incorporando novas técnicas de aprendizado de máquina para um desempenho mais adaptativo. A consideração de informações adicionais, como os dados de volume de negociação, pode melhorar ainda mais a eficácia dos robôs de negociação. Também é possível analisar os resultados para outras criptomoedas, como o Ethereum. Além disso, a inclusão de dados fundamentalistas, como a taxa de juros no mercado internacional, abre a possibilidade de combinar estratégias de negociação técnica e fundamentalista. No geral, o estudo oferece sugestões valiosas

para a negociação de criptomoedas, destacando o potencial dos algoritmos de trading para gerar resultados positivos no mercado financeiro.

REFERENCES

- [1] V. Marella, B. Upreti, J. Merikivi, and V. Tuunainen, "Understanding the creation of trust in cryptocurrencies: the case of bitcoin," *Electronic Markets*, vol. 30, 01 2020.
- [2] D. Tapscott and A. Tapscott, *Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin Is Changing Money, Business and the World*. London: Portfolio Penguin, 2016.
- [3] G. Deka, *Advanced Applications of Blockchain Technology (Studies in Big Data)*. 10 2019.
- [4] S. Nández Alonso, M. Echarte Fernández, D. Sanz-Bas, and C. Pérez Rico, "El salvador: an analysis of the monetary integration law and the bitcoin law," *Brazilian Journal of Political Economy*, vol. 44, pp. 189–209, 01 2024.
- [5] F. Fang, C. Ventre, M. Basios, L. Kanthan, D. Martinez-Rego, F. Wu, and L. Li, "Cryptocurrency trading: a comprehensive survey," *Financial Innovation*, 2022.
- [6] A. Alinezhad, A. Amini, and G. Rahnama, "Ranking and managing stock in the stock market using fundamental and technical analyses". *Journal of modern processes in manufacturing and production*, vol. 4, no. 3, 2015., 05 2015.
- [7] C. Harwick, "Cryptocurrency and the problem of intermediation," *Independent Review*, vol. 20, pp. 569–588, 03 2017.
- [8] N. Thuy and L. Khai, "A fast approach for bitcoin blockchain cryptocurrency mining system," *Integration*, vol. 74, pp. 107–114, 2020.
- [9] S. Nakamoto, "Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system," Dec 2008.
- [10] H. Halaburda, M. Sarvary, and G. Haeringer, *Beyond Bitcoin*. No. 978-3-030-88931-9 in Springer Books, Springer, June 2022.
- [11] Y. Sovbetov, "Factors influencing cryptocurrency prices: Evidence from bitcoin, ethereum, dash, litecoin, and monero," *Journal of Economics and Financial Analysis*, vol. 2, no. 2, pp. 1–27, 2018.
- [12] R. K. Lyons and G. Viswanath-Natraj, "What keeps stablecoins stable?," *Journal of International Money and Finance*, vol. 131, p. 102777, 2023.
- [13] R. Schabacker, *Technical analysis and stock market profits*. Harriman House Limited, 2021.
- [14] I. Nti, A. Adekoya, and B. Weyori, "A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions," *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, 04 2020.
- [15] B. Johnson and M. Press, *Algorithmic Trading & DMA: An Introduction to Direct Access Trading Strategies*. 4Myeloma Press, 2011.
- [16] G. Cohen, "Intraday algorithmic trading strategies for cryptocurrencies," *Review of Quantitative Finance and Accounting*, vol. 61, pp. 1–15, 05 2023.
- [17] M. Nakano, A. Takahashi, and S. Takahashi, "Bitcoin technical trading with artificial neural network," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 510, pp. 587–609, 2018.
- [18] X. Glorot, A. Bordes, and Y. Bengio, "Deep sparse rectifier neural networks," vol. 15, 2011.
- [19] B. Barber and T. Odean, "Does online trading change investor behavior?," *European Business Organization Law Review*, vol. 3, pp. 83 – 128, 03 2002.
- [20] B. Barber and T. Odean, "Trading is hazardous to your wealth: The common stock investment performance of individual investors," *Journal of Finance*, vol. 116, pp. 261–292, 01 2000.
- [21] G. Cohen and M. Qadan, "The complexity of cryptocurrencies algorithmic trading," *Mathematics*, vol. 10, no. 12, 2022.
- [22] K. Zbikowski, "Application of machine learning algorithms for bitcoin automated trading," 2016.
- [23] Binance, "Binance api documentation." <https://binance-docs.github.io/apidocs/spot/en/>. Accessed on: June 30, 2024.