

<https://doi.org/10.12662/2359-618xregea.v15i1.6534.pe6534.2026>

Rodrigo Fernando Galzerano Baldo

rfgbaldo@unicamp.br.

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-4667-8429>

Doutor em Engenharia pela Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), com período sanduíche na University of Kentucky, Estados Unidos. Professor da UNICAMP. Limeira, SP, BR

Alessandro Lucas Da Silva

alssilva@unicamp.br.

Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-8282-8618>

Doutor em Engenharia de Produção pela Universidade de São Paulo. Professor da Universidade Estadual de Campinas. Limeira, SP, BR.

Luiz Fabiano Franzoni

l255077@dac.unicamp.br.

Orcid: <https://orcid.org/0009-0003-3982-0743>

Engenheiro de Manufatura formado pela Universidade Estadual de Campinas em 2025. Campinas, SP, BR.

Bruno Tezza Godoy

b255187@dac.unicamp.br.

Orcid: <https://orcid.org/0009-0000-1074-6306>

Engenheiro de Produção formado pela Universidade Estadual de Campinas em 2025. Campinas, SP, BR.

Rodrigo Rocha Meca

r255480@dac.unicamp.br.

Orcid: <https://orcid.org/0009-0008-6709-0166>

Engenheiro de Produção formado pela Universidade Estadual de Campinas em 2025. Campinas, SP, BR.

ARTIGOS

COOCORRÊNCIA DE PADRÕES DE CANDLESTICK COMO FERRAMENTA DE APOIO À DECISÃO: UM MODELO COMPUTACIONAL APLICADO A AÇÕES E CRIPTOMOEDAS

CO-OCCURRENCE OF CANDLESTICK PATTERNS AS A DECISION SUPPORT TOOL: A COMPUTATIONAL MODEL APPLIED TO STOCKS AND CRYPTOCURRENCIES

RESUMO

Este trabalho analisa a coocorrência de padrões de candlestick como ferramenta de apoio à decisão em investimentos, diante da dificuldade de interpretar sinais gráficos em mercados sujeitos à volatilidade e à incerteza. Para isso, foram desenvolvidos algoritmos em Python capazes de identificar, automaticamente, padrões altistas e baixistas em séries históricas de ações e criptomoedas, em bases diárias e semanais. A metodologia envolveu a detecção dos padrões, a verificação de fatores de reforço e a avaliação de desempenho por meio de backtesting, utilizando métricas como taxa de acerto, retorno médio, Sharpe Ratio e drawdown máximo. Os resultados indicaram taxas gerais de acerto superiores a 79% nas ações e a 84% nas criptomoedas, embora a eficácia dos padrões varie conforme o ativo analisado, a periodicidade dos dados e as condições de mercado. Como contribuição, o estudo apresenta um modelo computacional aplicado à análise de coocorrências capaz de organizar sinais técnicos e métricas quantitativas para apoiar o processo decisório.

Palavras-chave: análise técnica; candlestick; coocorrência; apoio à decisão; mercado financeiro.

ABSTRACT

This study analyzes the co-occurrence of candlestick patterns as a decision support tool for investments, considering the difficulty of interpreting chart signals in markets subject to volatility and uncertainty. Python algorithms were developed to automatically identify bullish and bearish patterns in historical series of stocks and cryptocurrencies, using daily and weekly datasets. The

methodology involved pattern detection, verification of reinforcing factors, and performance evaluation through backtesting, using metrics such as hit rate, average return, Sharpe Ratio, and maximum drawdown. The results indicated overall hit rates above 79% for stocks and 84% for cryptocurrencies, although pattern effectiveness varied according to the asset analyzed, data frequency, and market conditions. As a contribution, the study presents a computational model applied to co-occurrence analysis, capable of organizing technical signals and quantitative metrics to support the decision-making process.

Keywords: technical analysis; candlestick; co-occurrence; decision support; financial market.

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, o número de investidores no mercado brasileiro tem crescido de forma acelerada. Segundo dados da B3, principal bolsa de valores do país, o total de investidores pessoa física em produtos de renda variável atingiu 5,3 milhões em 2024 e chegou a aproximadamente 5,5 milhões ao final de 2025 (B3, 2025, 2026). Diversos fatores ajudam a explicar essa mudança na forma como o brasileiro passou a investir seus recursos. Entre os principais, destacam-se a ampliação do acesso digital aos investimentos, a maior participação das pessoas físicas nesse mercado e as mudanças observadas no ambiente macroeconômico e nas taxas de juros ao longo dos últimos anos (ANBIMA, 2025).

Entre os mecanismos que historicamente favoreceram a democratização do acesso ao mercado acionário brasileiro, destaca-se a possibilidade de negociação fracionária de ações. Tradicionalmente, esses ativos eram negociados em lotes padrão, o que, muitas vezes, exigia maior disponibilidade de capital e dificultava a entrada de pequenos investidores. Nesse sentido, o mercado fracionário ampliou o acesso a esse tipo de investimento, ao permitir

operações em quantidades menores de ações, embora esse segmento também apresente especificidades quanto à liquidez e à formação de preços (Ramos; Carmosa; Prado, 2017; Costa *et al.*, 2022).

Paralelamente ao crescimento do número de investidores e à ampliação do acesso ao mercado acionário, observaram-se, também, a criação e a consolidação das criptomoedas como alternativa de investimento com elevado potencial de retorno. As criptomoedas são moedas digitais descentralizadas que utilizam criptografia e tecnologia *blockchain* para garantir a segurança das transações. Diferentemente das moedas tradicionais, as criptomoedas operam em uma rede ponto a ponto, permitindo transações diretas entre usuários, sem a atuação de uma autoridade central intermediadora. Essa característica contribui para a elevada volatilidade desse mercado e, consequentemente, para seu alto potencial de risco e retorno (Castro, 2022).

Assim como ocorre no mercado de criptomoedas, o investimento em ações também envolve riscos consideráveis e exige do investidor conhecimento para avaliar, adequadamente, as oportunidades disponíveis. No mercado acionário brasileiro, fatores como volatilidade, incerteza e comportamento do investidor influenciam, de forma relevante, a dinâmica dos retornos, reforçando a necessidade de instrumentos que auxiliem o processo de análise e a tomada de decisão (Ferreira; Machado; Silva, 2021; Marschner; Ceretta; Ambrozini, 2024; Guzella; Castro; Santana, 2024).

Em face desse cenário, marcado por incertezas e oscilações, torna-se importante discutir de que forma o investidor pode se apoiar em ferramentas que auxiliem sua análise e seu processo de decisão. Entre as abordagens utilizadas para esse fim, destacam-se os métodos fundamentados em análise técnica. Embora os padrões de *candlestick* sejam amplamente utilizados na leitura gráfica de ativos financeiros, ainda há espaço para estudos que avaliem, de forma

computacional, a coocorrência desses padrões em diferentes mercados e periodicidades. Nesse contexto, esta pesquisa busca responder ao seguinte questionamento: a análise técnica da coocorrência de padrões altistas e baixistas de *candlestick* pode servir como ferramenta de apoio à análise de investimentos em ações e criptomoedas?

Neste estudo, a coocorrência é entendida como a identificação de dois padrões de *candlestick* em proximidade temporal, cuja combinação é analisada como possível sinal de compra ou de venda. Parte-se da hipótese de que determinadas combinações de padrões podem reforçar sinais gráficos já conhecidos, contribuindo para a organização de informações técnicas e para o apoio ao processo decisório do investidor. O diferencial do trabalho está na aplicação de um modelo computacional em Python para identificar essas coocorrências em ações brasileiras e criptomoedas, considerando bases diárias e semanais, e avaliando os resultados por meio de métricas de desempenho.

Para examinar essa questão, o artigo apresenta, inicialmente, uma fundamentação teórica sobre investimentos, análise técnica, *candlesticks* e coocorrência. A seguir, descreve-se a metodologia computacional adotada para a obtenção dos resultados. Os resultados são, então, discutidos à luz das métricas de desempenho definidas, e o trabalho se encerra com as conclusões sobre a adequação do modelo como ferramenta de apoio à análise em mercados financeiros.

2 DESENVOLVIMENTO

2.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1.1 Ativo financeiro

O mercado financeiro é o ambiente por meio do qual ativos financeiros são transferidos entre diferentes agentes, sendo

também o espaço em que seus preços são determinados (Pinheiro, 2009). Em um contexto em que os investimentos se tornam cada vez mais relevantes para indivíduos e organizações, o conceito de ativo financeiro passa a assumir papel central. Um ativo financeiro consiste em um item, como uma ação, que possui valor de troca e se caracteriza por atributos como liquidez, risco e rentabilidade (Moraes, 2010). Esses ativos podem ser classificados como de renda fixa, situação em que o investidor conhece, desde o momento da aplicação, os rendimentos esperados, ou de renda variável, caso em que o retorno depende diretamente do desempenho do ativo ou do mercado em que foi realizado o investimento, como ocorre com as ações (Assaf Neto, 2014).

No mercado de renda variável, além das ações tradicionalmente negociadas, destaca-se, também, a presença das criptomoedas como alternativa de investimento. A participação de pessoas físicas no mercado financeiro tem-se ampliado, com destaque para o crescimento da base de investidores em renda variável na B3 e para o uso crescente de meios digitais, especialmente aplicativos bancários, como forma de acesso a produtos financeiros (B3, 2025; ANBIMA, 2025). Esse cenário reforça a importância de compreender os ativos financeiros não apenas por sua rentabilidade esperada, mas também por seus riscos, liquidez e volatilidade. No caso das criptomoedas, elas podem ser definidas como um sistema de dinheiro eletrônico ponto a ponto, apoiado em criptografia e em estruturas como a *blockchain*, apresentando características como descentralização, emissão limitada e transações irreversíveis (Pellini, 2019).

Por meio desses conceitos, este trabalho discute a compra e a venda de ações e criptomoedas com base no uso de *candlesticks* e de outros conceitos apresentados nas próximas seções, com o objetivo de analisar seu potencial de apoio ao processo de decisão.

2.1.2 Análise técnica

As correntes voltadas à análise do comportamento do mercado costumam ser divididas em dois grandes grupos: análise fundamentalista e análise técnica. A primeira busca estimar o valor de um ativo mediante informações econômicas, financeiras e setoriais, sendo mais frequentemente associada a estratégias de investimento de prazo mais longo. A segunda, por sua vez, é amplamente utilizada por investidores com foco em operações de curto prazo, que recorrem à interpretação de gráficos e séries de preços para compreender o comportamento do mercado e a evolução das cotações (Guimarães; Araújo; Barbedo, 2011).

A análise técnica utiliza conceitos matemáticos e computacionais para identificar padrões recorrentes nos preços dos ativos, com o objetivo de apoiar a interpretação de movimentos de mercado. Seu propósito central é fazer uso de gráficos, índices e outras ferramentas para a leitura de tendências de curto e de longo prazo, buscando informações que possam contribuir para maior efetividade no processo de decisão do investidor (Guimarães; Araújo; Barbedo, 2011).

Essa abordagem pode ser relacionada às finanças comportamentais, campo que procura analisar o impacto do comportamento do investidor sobre suas decisões financeiras. Estudos recentes mostram que fatores como atenção do investidor, sentimento e incerteza econômica influenciam tanto os retornos quanto a volatilidade dos ativos no mercado brasileiro, reforçando a importância de considerar esses elementos na interpretação dos movimentos de preços (Guzella; Castro; Santana, 2024; Marschner; Ceretta; Ambrozini, 2024; Bitencourt; Iquiapaza, 2024).

Nesse contexto, a identificação de padrões e recorrências por meio da análise técnica pode funcionar como suporte à tomada de decisão, embora a exploração contínua dos mesmos sinais em mercados amplamente observados também possa reduzir

oportunidades anteriormente percebidas pelos investidores (Guzella; Castro; Santana, 2024).

Nos estudos mais recentes, a análise técnica também tem sido associada a abordagens computacionais de reconhecimento de padrões, aprendizado de máquina e apoio à decisão. Lin *et al.* (2021), por exemplo, propuseram um modelo de reconhecimento de padrões de *candlestick*, baseado em *machine learning*, para apoiar decisões de negociação, considerando diferentes janelas temporais e avaliação do desempenho das estratégias. De modo semelhante, Brogaard e Zareei (2023) analisaram o uso de algoritmos de aprendizado de máquina na construção de regras técnicas de negociação, destacando seu potencial de lucratividade fora da amostra, mas também a necessidade de cautela, uma vez que esse desempenho tende a diminuir com o aumento da eficiência dos mercados em longo do tempo. Já Lin e Marques (2024), em revisão sobre inteligência artificial aplicada à previsão do mercado acionário, indicam que diferentes técnicas computacionais vêm sendo aplicadas à previsão do mercado acionário, reforçando a importância de avaliar os modelos por métricas adequadas ao contexto de investimento.

Além dessas abordagens, o *backtesting* tem sido amplamente utilizado para avaliar estratégias de negociação por meio de dados históricos antes de sua aplicação em condições reais de mercado. Em revisão sistemática de 143 estudos sobre inteligência artificial aplicada à negociação financeira, Dakalbab *et al.* (2024) identificaram o uso recorrente desse procedimento na validação de estratégias, destacando sua importância para a avaliação do desempenho de modelos e regras de negociação.

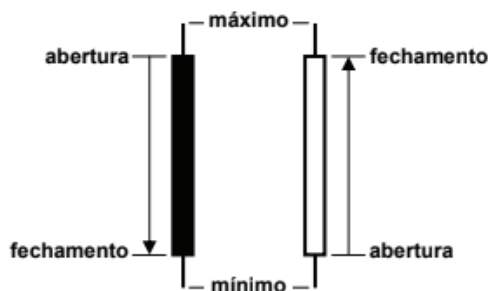
Diante desse potencial e das suas limitações igualmente documentadas, este trabalho propõe avaliar o desempenho da análise técnica por meio da identificação de padrões de *candlestick* de alta e de baixa em ações e criptomoedas, adotando o conceito de coocorrência como critério central de análise.

2.1.3 Candlesticks

Os candlesticks são uma ferramenta bastante utilizada no campo da análise técnica. A metodologia foi criada pelos japoneses, por volta de 1750, com o intuito de identificar, em gráficos, padrões e recorrências no mercado de arroz, permitindo maior ganho aos comerciantes desse produto. Com o passar dos anos, essa técnica passou a ganhar reconhecimento e a ser utilizada em maior escala por investidores do Ocidente (Nison, 2021).

A técnica recebe esse nome pelo fato de seu gráfico apresentar formato semelhante ao de uma vela, contendo as cotações máxima, mínima, de abertura e de fechamento para uma unidade de tempo previamente determinada, usualmente de um dia, conforme ilustrado na figura 1.

Figura 1 - Interpretação de gráficos de velas (*candlestick*)



Fonte: Morais (2010).

Como pode ser observado, a vela possui uma parte mais espessa, chamada de corpo, que representa o intervalo entre as cotações de abertura e de fechamento do mercado. Já os traços finos acima e abaixo da vela são denominados de sombras, representando, respectivamente, as cotações máximas e mínimas registradas no intervalo de tempo escolhido. De modo geral, um corpo preenchido indica fechamento inferior à abertura, enquanto um corpo vazio indica fechamento superior à abertura (Morais, 2010).

Para este estudo, foram considerados padrões altistas e baixistas tradicionalmente empregados na literatura de análise técnica, entre eles Engolfo de Alta, Engolfo de Baixa, Harami de Alta, Harami de Baixa, Martelo, Homem Enforcado, Martelo Invertido, Estrela Cadente, Linha Penetrante, Nuvem Negra, Um Soldado Branco e Corvo Preto. As definições operacionais desses padrões e seus critérios de identificação foram adaptados de Morais (2010) e utilizados na construção do modelo computacional adotado nesta pesquisa.

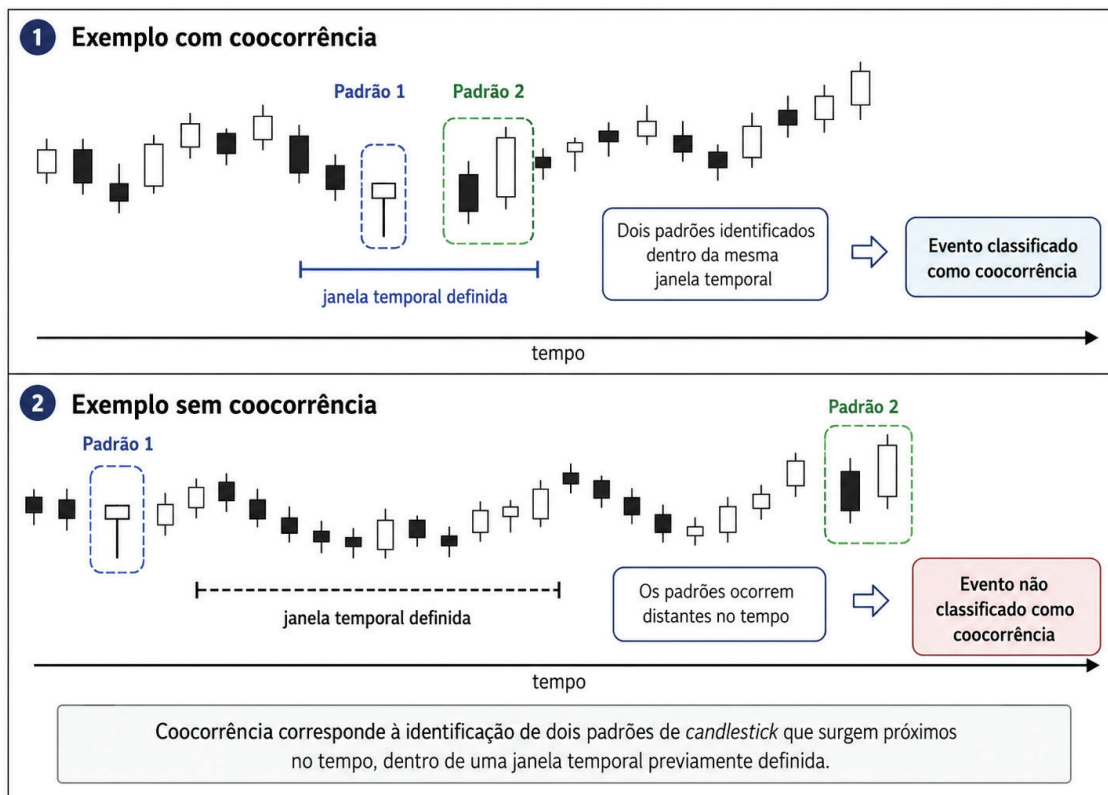
De forma sintética, o Engolfo de Alta ocorre quando, após uma tendência de baixa, um *candlestick* de alta envolve o corpo do *candlestick* anterior, sugerindo possível reversão para cima. O Engolfo de Baixa representa a situação oposta, ocorrendo após uma tendência de alta, quando um *candlestick* de baixa envolve o corpo anterior, indicando possível reversão para baixo. O Harami de Alta ocorre quando um *candlestick* menor de alta aparece dentro do corpo de um *candlestick* anterior de baixa, enquanto o Harami de Baixa ocorre quando um *candlestick* menor de baixa aparece dentro do corpo de um *candlestick* anterior de alta. O Martelo é caracterizado por corpo pequeno na parte superior da vela e sombra inferior longa, geralmente associado a uma possível reversão de baixa para alta. O Homem Enforcado apresenta formato semelhante ao Martelo, mas ocorre após uma tendência de alta, podendo indicar enfraquecimento do movimento comprador. O Martelo Invertido possui corpo pequeno próximo à parte inferior da vela e sombra superior longa, sendo observado em contextos de possível reversão altista. A Estrela Cadente, por sua vez, tem formação semelhante, mas aparece após uma tendência de alta, podendo indicar reversão baixista. A Linha Penetrante ocorre quando, após um *candlestick* de baixa, surge um *candlestick* de alta que fecha acima da metade do corpo anterior. A Nuvem Negra representa a situação inversa, com um

candlestick de baixa fechando abaixo da metade do corpo anterior de alta. Por fim, o padrão Um Soldado Branco é formado por um *candlestick* de alta forte após movimento de baixa, enquanto o Corvo Preto é formado por um *candlestick* de baixa forte após movimento de alta.

Com base nesses padrões, torna-se possível estudar seus efeitos sob a ótica da coocorrência. Neste trabalho, a coocorrência é entendida como a identificação de dois padrões de *candlestick* que aparecem em sequência e dentro de uma janela de até três períodos consecutivos. Cada período corresponde à periodicidade da base analisada, diária ou semanal. Assim, quando um segundo padrão é identificado dentro dessa janela após a ocorrência de um primeiro padrão, o evento é registrado como coocorrência.

Para o presente estudo, considerou-se que houve coocorrência quando ocorreu a identificação de dois padrões altistas, dois padrões baixistas, um padrão altista e outro baixista, ou o inverso, dentro dessa janela de análise, conforme ilustrado na figura 2.

Figura 2 - Representação esquemática da coocorrência de padrões de *candlestick*



Fonte: autoria própria (2025).

Assim, esta pesquisa propõe analisar tais padrões por meio de indicadores estatísticos e buscar eventos potencialmente associados a eles em ações de grandes empresas e em criptomoedas relevantes ao longo de múltiplos anos.

2.2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.2.1 Procedimentos metodológicos

Busca-se investigar a coocorrência de padrões de *candlestick*, com ênfase na identificação de suas frequências e de seus possíveis impactos sobre as tendências de mercado. A coocorrência de padrões de *candlestick* pode oferecer uma ferramenta adicional para a tomada de decisão no mercado financeiro, uma vez que permite identificar momentos em que múltiplos sinais reforçam a possibilidade de reversão ou de continuidade de uma tendência.

No presente estudo, a ocorrência conjunta de padrões altistas foi interpretada como possível sinal de compra, por indicar maior probabilidade de reversão para uma tendência de alta. De forma análoga, a ocorrência de padrões baixistas em sequência ou em proximidade temporal foi interpretada como possível sinal de venda, por sinalizar maior probabilidade de reversão para uma tendência de baixa. Essa é a hipótese central que se busca analisar neste estudo, por meio dos conceitos apresentados por Moraes (2010).

Para isso, a metodologia foi elaborada com o objetivo de avaliar padrões de reversão altistas e baixistas em dados históricos de ações listadas na bolsa de valores brasileira e de criptomoedas.

As ações analisadas incluem VIVT3.SA (Telefônica Brasil), OIBR3.SA (Oi Brasil), ITSA4.SA (Itaúsa S.A), PETR4.SA (Petrobras), BBAS3.SA (Banco do Brasil S.A), ITUB4.SA (Itaú Unibanco Holding S.A), VALE3.SA (Vale), MGLU3.SA (Magazine Luiza S.A), CSAN3.SA (Cosan), ABEV3.SA (Ambev), JBSS3.SA (JBS), CSMG3.SA (Copasa), SAPR11.SA (Sanepar), TAEE11.SA (Taesa) e CPFE3.SA (CPFL). As criptomoedas analisadas foram BTC-USD (Bitcoin), ETH-USD (Ethereum), LTC-USD (Litecoin), SOL-USD (Solana) e BNB-USD (BNB USD).

Para todos os ativos listados, foram analisados os valores de abertura, máxima, mínima e fechamento, obtidos por meio das séries históricas disponíveis no Yahoo! Finanças. A escolha dos ativos buscou contemplar empresas brasileiras de diferentes setores e criptomoedas com ampla negociação no mercado, permitindo comparar o comportamento das coocorrências em mercados com características distintas. Na análise semanal das empresas, foi considerado o período de 25/08/2014 a 25/08/2024. Já para a análise diária das empresas e para as análises diária e semanal das criptomoedas, foi considerado o período de 25/08/2019 a 25/08/2024. A diferença entre os períodos decorre da disponibilidade e da maior consolidação histórica das ações em comparação às criptomoedas analisadas. Esses dados serviram de base para a identificação dos padrões descritos, da ocorrência ou não de seus fatores de reforço e da possível coocorrência entre padrões.

Os critérios operacionais de identificação dos padrões altistas e baixistas, bem como os fatores de reforço e os indicadores auxiliares utilizados no modelo, foram implementados com base nas definições de Moraes (2010), adaptadas à lógica computacional do modelo, conforme Baldo e Silva (2022).

Na etapa de preparação dos dados, foram consideradas apenas séries com informações suficientes de abertura, máxima, mínima e fechamento para o período analisado. Registros sem dados necessários para a verificação dos padrões ou para o cálculo das métricas foram desconsiderados na respectiva rotina de análise. A identificação automática dos padrões foi realizada por meio de regras condicionais implementadas em Python, nas quais cada padrão altista ou baixista foi associado a critérios específicos de formação. As coocorrências foram registradas quando dois padrões foram identificados em sequência e dentro da janela temporal definida para o estudo. Para fins de *backtesting*, as coocorrências altistas foram interpretadas como possíveis sinais de compra, enquanto as coocorrências baixistas foram

interpretadas como possíveis sinais de venda. A validação do modelo foi realizada pela comparação do desempenho das operações simuladas por meio das métricas definidas na seção seguinte.

2.2.2 Métricas aplicadas aos dados

Visando medir o desempenho dos resultados, foram definidas métricas aplicadas individualmente a cada ação e criptomoeda analisada. A taxa de acerto representa a proporção de negociações lucrativas em relação ao total de operações realizadas. Ela é calculada mediante a frequência de negociações com retorno positivo, indicando, em relação ao saldo inicial, a porcentagem de operações bem-sucedidas e, conseqüentemente, a eficácia geral da estratégia.

O retorno médio corresponde à média dos retornos de todas as negociações efetuadas. Esse indicador é obtido pela média dos percentuais de retorno e reflete o ganho ou a perda média por negociação, considerando o saldo inicial como referência.

O Sharpe Ratio é uma métrica que avalia o retorno ajustado pelo risco. Seu cálculo é feito pela razão entre a média dos retornos e a volatilidade desses retornos. Essa medida permite avaliar a eficiência do capital investido, oferecendo uma visão do retorno obtido em relação ao risco assumido.

Por fim, o drawdown máximo mede a maior queda percentual do saldo do portfólio a partir de um pico histórico. Para esse cálculo, considera-se a diferença entre o maior valor acumulado do saldo e o ponto mais baixo subsequente. Em relação ao saldo inicial, o drawdown máximo evidencia o pior período de perda que o portfólio pode enfrentar ao longo da estratégia analisada.

Com o intuito de ampliar a consistência da avaliação e permitir amostras mais representativas, a existência de um mercado em queda e de um mercado com clara tendência de alta foi considerada como fator

de reforço, constituindo elemento importante na formação dos padrões. Além disso, ferramentas auxiliares foram empregadas em todos os padrões que apresentaram número suficiente de incidências, com o objetivo de ampliar a consistência da análise e apoiar a interpretação dos resultados obtidos.

2.2.3 Programação

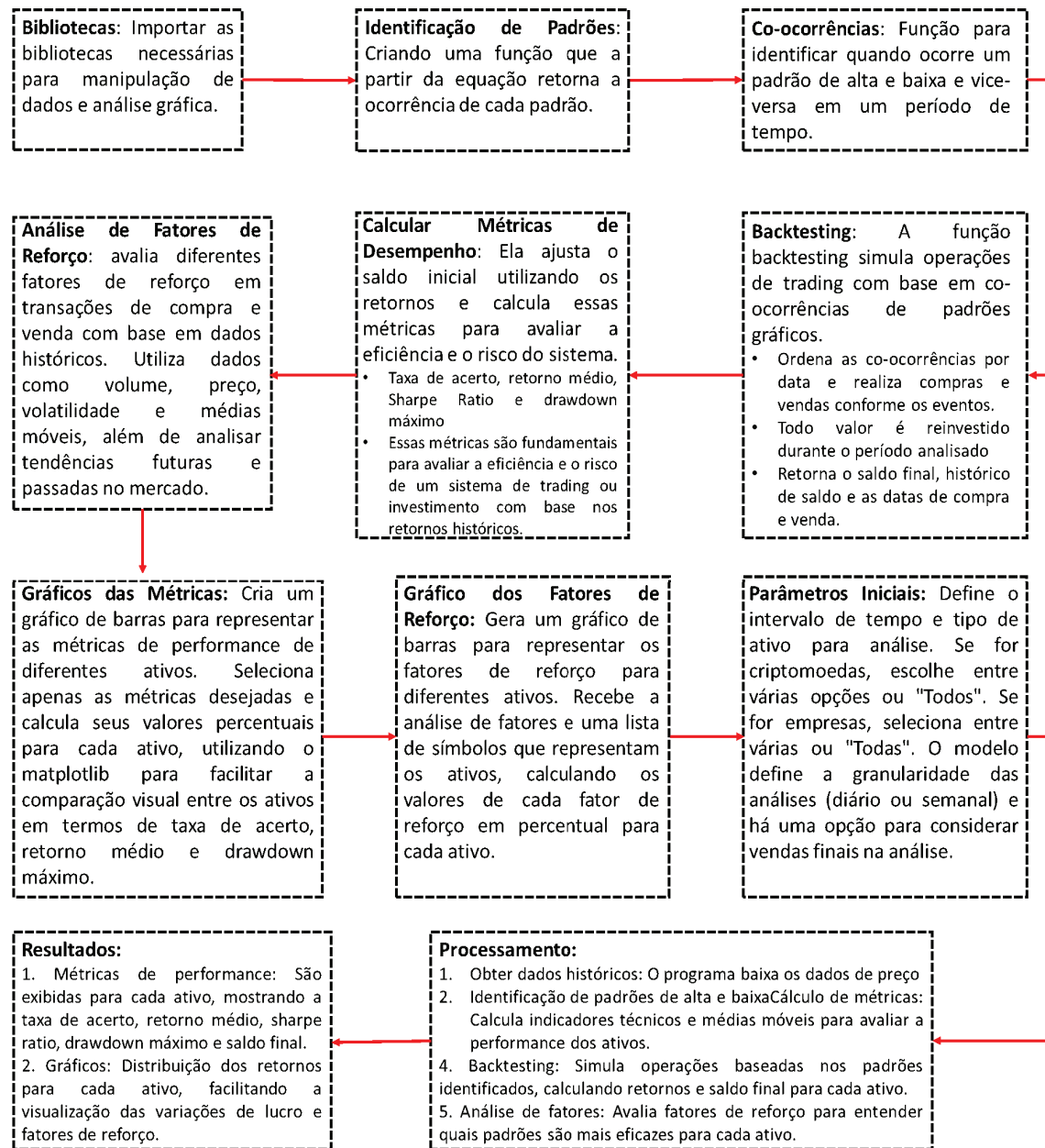
A análise dos dados para verificação das coocorrências de *candlestick* foi realizada por meio da linguagem Python, escolhida em razão de sua ampla utilização em aplicações de análise de dados, da disponibilidade de bibliotecas especializadas e da flexibilidade para implementação de rotinas computacionais voltadas ao tratamento e à avaliação de informações financeiras (Python Software Foundation, 2024).

A programação desenvolvida baseou-se nos critérios operacionais de identificação dos padrões, dos fatores de reforço e dos indicadores auxiliares adotados no estudo, os quais foram aplicados às bases de dados de cada empresa e criptomoeda com o objetivo de avaliar a existência dos padrões e de suas possíveis coocorrências. A partir dessas regras, tornou-se possível identificar cada ocorrência e contabilizar suas combinações por meio de variáveis de controle.

De forma geral, o algoritmo percorreu as séries históricas de cada ativo, verificando, período a período, se as condições necessárias para a formação dos padrões de *candlestick* estavam presentes. Quando um padrão era identificado, sua data era registrada e comparada com as ocorrências posteriores dentro da janela temporal definida para o estudo. A partir dessa comparação, foram registradas as coocorrências entre os padrões analisados. Em seguida, essas ocorrências foram utilizadas na simulação das operações de compra e venda por meio de *backtesting*, permitindo calcular as métricas de desempenho e os fatores de reforço apresentados nos resultados.

Com os dados obtidos para todas as empresas e as criptomoedas analisadas, foi possível construir gráficos de colunas para comparação entre os diferentes grupos estudados. Dessa forma, buscou-se avaliar o comportamento das coocorrências identificadas ao longo da análise. A figura 3 apresenta uma representação simplificada dos principais componentes desse fluxo de programação.

Figura 3 - Fluxograma simplificado do modelo de programação



Fonte: autoria própria (2025).

2.3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Com o intuito de analisar o impacto das coocorrências na identificação de padrões de investimento e, consequentemente, como forma de orientar a alocação de recursos por parte dos investidores, foram coletados dados de ativos financeiros, mais especificamente ações de empresas e criptomoedas, em intervalos de tempo previamente determinados. Para as ações das empresas anteriormente citadas, foram utilizados dados em bases semanal e diária. A base diária compreende o período de 25/08/2019 a 25/08/2024, enquanto a base semanal abrange o intervalo de 25/08/2014 a 25/08/2024. No caso das criptomoedas, por se tratar de um mercado mais recente, foi adotado o mesmo intervalo para as análises semanal e diária, isto é, de 25/08/2019 a 25/08/2024, período em que o volume de transações já se mostrava suficientemente relevante para esse tipo de estudo.

Os dados obtidos para cada empresa e criptomoeda foram analisados com base em medidas que contemplam o número de coocorrências, métricas de desempenho, obtidas por meio do *backtesting* apresentado na figura 3, com investimento fracionado inicial de 10.000 BRL, e fatores de reforço. Posteriormente, os resultados foram resumidos em uma coluna denominada “Geral”, correspondente à média ponderada de cada métrica para o conjunto das empresas ou das criptomoedas, considerando o número de coocorrências de cada ativo. As coocorrências foram investigadas a partir dos seguintes padrões de *candlestick*: Engolfo de Alta, Engolfo de Baixa, Harami de Alta, Harami de Baixa, Martelo, Homem Enforcado, Martelo Invertido, Estrela Cadente, Linha Penetrante, Nuvem Negra, Um Soldado Branco e Um Corvo

Preto. Os resultados obtidos por meio dessas análises estão apresentados na tabela 1 e nas figuras 4, 5, 6 e 7.

Considerando o caráter aplicado e exploratório do estudo, a análise dos resultados foi conduzida de forma descritiva, com base nas métricas consolidadas do *backtesting*. As métricas gerais resultam de médias ponderadas entre ativos com número de coocorrências heterogêneo e, em alguns casos, reduzido, o que exige cautela na interpretação de intervalos de confiança e testes formais de significância. Além disso, operações sucessivas de um mesmo ativo podem apresentar dependência temporal, característica que demandaria procedimentos estatísticos específicos em estudos futuros. Por esse motivo, a análise priorizou a comparação entre grupos, ativos, periodicidades e fatores de reforço, evitando generalizações além dos períodos e das condições de mercado analisados.

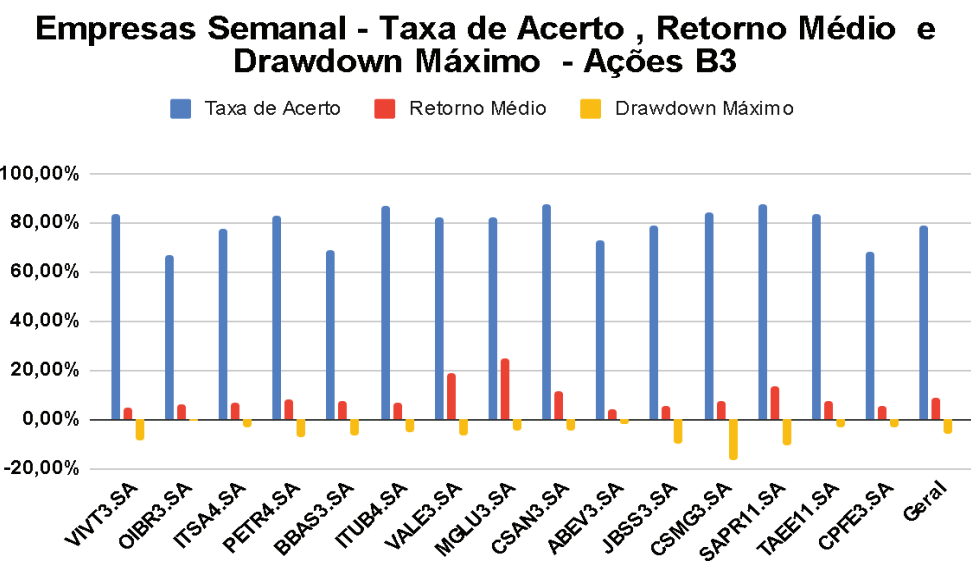
Os resultados apresentados nesta seção devem ser interpretados como uma análise descritiva e exploratória do modelo proposto, baseada em dados históricos e simulações por *backtesting*. Dessa forma, os indicadores não representam garantia de desempenho futuro, mas evidências obtidas a partir dos ativos, dos períodos e das condições de mercado analisados. A interpretação dos resultados considera, portanto, o comportamento comparativo das métricas, as diferenças entre ações e criptomoedas, o número de coocorrências identificado em cada grupo e as limitações associadas ao uso de dados históricos. Também se deve considerar que os resultados podem ser influenciados pela seleção dos ativos, pela janela temporal adotada e pela quantidade desigual de coocorrências entre os grupos analisados.

Tabela 1 - Resultado médio ponderado com base no número de coocorrências para as empresas e as criptomoedas nas análises semanal e diária

Geral				
Métricas de Performance	Empresas		Criptomoedas	
	Semanal	Diário	Semanal	Diário
Taxa de Acerto	79,07%	87,09%	94,39%	84,62%
Retorno Médio	8,59%	3,72%	75,43%	12,72%
Sharpe Ratio	0,84	0,96	0,59	0,80
Drawdown Máximo	-6,12%	-2,38%	-2,72%	-6,21%
Saldo Final	R\$ 49.444,28	R\$ 21.935,20	R\$ 164.394,03	R\$ 519.903,43
Número de Co-Ocorrências	Empresas		Criptomoedas	
	Semanal	Diário	Semanal	Diário
Número de Co-ocorrências de Padrões de Alta e Baixa (Compra)	87	165	49	377
Número de Co-ocorrências de Padrões de Baixa e Alta (Venda)	74	144	46	332
Número de Co-ocorrências de Compra e Venda	18	18	8	26
Fatores de Reforço	Empresas		Criptomoedas	
	Semanal	Diário	Semanal	Diário
Volume de Compra Acima da Média	32,07%	27,99%	55,00%	55,47%
Volume de Venda Acima da Média	34,33%	28,36%	52,50%	52,34%
Preço da Compra Acima da Média Móvel	67,54%	68,28%	60,00%	64,84%
Preço da Venda Acima da Média Móvel	80,97%	84,70%	75,00%	75,00%
Volatilidade da Compra Acima da Média	33,58%	27,99%	37,50%	67,19%
Volatilidade da Venda Acima da Média	35,45%	26,87%	32,50%	62,50%
Mercado em Clara Tendência Futura de Alta (Depois da Venda)	52,99%	51,49%	47,50%	53,12%
Mercado em Clara Tendência de Alta (Antes da Compra)	68,66%	69,40%	60,00%	65,62%

Fonte: autoria própria (2025).

Gráfico 1 - Contém as Taxas de Acerto, Retorno Médio e Drawdown Máximo (em porcentagem) para as ações de empresas usando a base de dados semanal



Fonte: autoria própria (2025).

Inicialmente, é importante destacar que o mercado de ações de empresas, de forma tradicional, costuma trabalhar melhor com horizontes semanais do que diários. Isso se deve ao fato de que essas instituições apresentam maior estabilidade no preço de suas ações, exigindo janelas de análise um pouco mais amplas para que as variações possam ser identificadas e aproveitadas pelo investidor. Já o mercado de criptomoedas, marcado por maior volatilidade em intervalos curtos de tempo, segue tendência oposta, apresentando maior volume de oportunidades em operações diárias.

Quanto ao número de coocorrências observado para as ações com base semanal, percebe-se que a média geral de constatações na compra e na venda é de 18 por empresa, constituindo uma base de dados relevante dentro do período analisado e suficiente para a avaliação do método como ferramenta de apoio ao investidor.

A taxa de acerto do método também se mostrou satisfatória, com valor geral de 79,07% para o conjunto analisado. As empresas para as quais o programa apresentou maior assertividade foram ITUB4.SA, com 86,67%, CSAN3.SA, com 87,50%, e SAPR11.SA, também com 87,50%. Tendência semelhante foi observada em relação aos retornos médios, que se destacaram por serem superiores a zero em todas as empresas estudadas no período. Nesse aspecto, os principais destaques foram MGLU3.SA, com 24,40%, e VALE3.SA, com 18,40%.

Considerando como referência que um *drawdown* entre 10% e 20% pode ser entendido como bom e abaixo de 10% como excelente, observa-se que o valor médio de 6,12% entre as ações indica desempenho

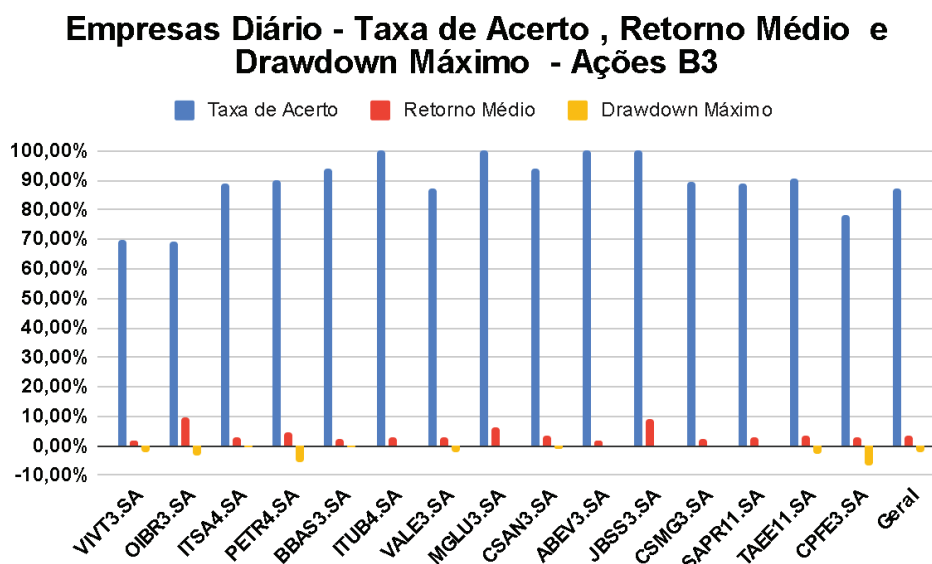
bastante favorável sob esse critério. Aprofundando a análise, verifica-se que todas as empresas apresentaram *drawdown* inferior a 10%, com exceção de CSMG3.SA, com 16,45%, e SAPR11.SA, com 10,41%, que se mostraram menos seguras sob o ponto de vista dessa variável. O destaque positivo foi OIBR3.SA, com 0,65%, que apresentou o menor risco associado ao *drawdown* dentre as empresas analisadas.

O gráfico 1 sintetiza as principais métricas de desempenho para as ações em base semanal, permitindo comparar taxa de acerto, retorno médio e *drawdown* máximo entre os ativos analisados.

Entre os fatores de reforço e os indicadores auxiliares utilizados, os que apresentaram maior frequência foram preço da compra acima da média móvel, preço da venda acima da média móvel, mercado em clara tendência futura de alta depois da venda e mercado em clara tendência de alta antes da compra, com valores gerais de frequência nas transações de 67,54%, 80,97%, 52,99% e 68,66%, respectivamente. Além disso, o preço da venda mostrou-se bastante acima da média em MGLU3.SA, com 94,44%, e em VALE3.SA, com 91,67%. Os demais indicadores apresentaram frequência inferior a 50%, mas ainda assim podem ser úteis como elementos complementares no apoio à tomada de decisão.

Também vale destacar o baixo número de coocorrências associado a algumas empresas, muito inferior à média de 18, como no caso de OIBR3.SA, que apresentou apenas 4 ocorrências no período. Isso resulta em uma base de dados mais restrita e reduz a confiabilidade das conclusões específicas para esse ativo.

Gráfico 2 - Contém as Taxas de Acerto, o Retorno Médio e o *Drawdown* Máximo (em porcentagem) para as ações de empresas usando a base de dados diária



Fonte: autoria própria (2025).

Conforme já mencionado, o mercado semanal em ações de empresas é mais usual do que o mercado diário. Ainda assim, a análise diária, em virtude do maior número de datas observadas, resulta em maior quantidade de coocorrências disponíveis para estudo. Prova disso é que a base diária apresenta número de coocorrências semelhante ao da semanal, mesmo considerando aproximadamente metade do período analisado no caso anterior.

Em razão do menor intervalo de tempo e da relativa estabilidade das empresas analisadas, observa-se pequena variação no preço das ações em horizontes diários, o que resulta em taxa de acerto mais elevada, com valor geral de 87,09%, mas retorno médio geral consideravelmente menor, de 3,72%. A baixa volatilidade das ações e, consequentemente, de seus preços é reforçada pelo *drawdown* médio reduzido, de 2,38%, o que representa menor risco, mas também saldo final mais modesto em comparação com estratégias de horizonte maior. O gráfico 2 resume essas informações ao apresentar, para cada ativo, a taxa de acerto, o retorno médio e o *drawdown* máximo na análise diária.

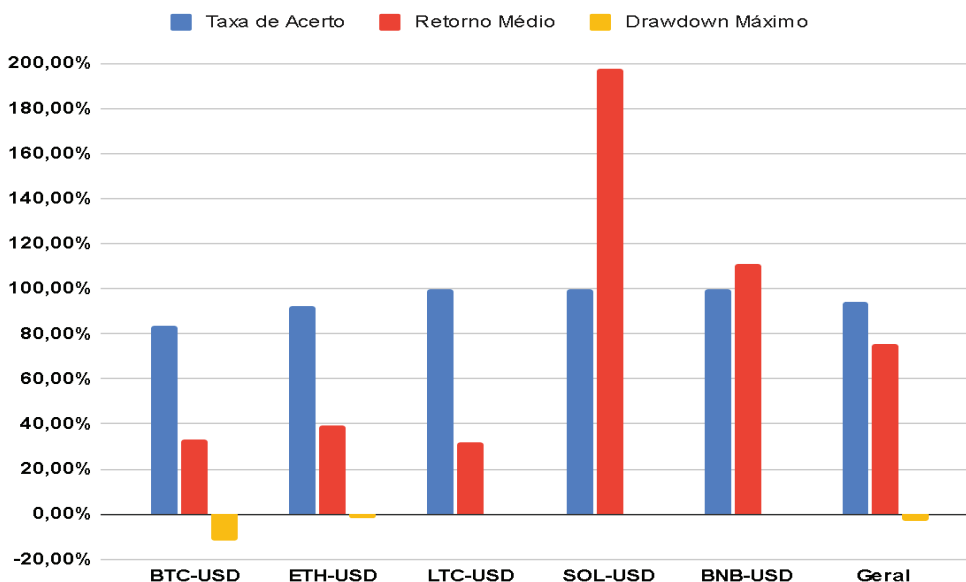
Os fatores de reforço e os indicadores auxiliares com maior frequência foram os mesmos observados no caso das empresas com dados semanais. Os demais indicadores, novamente, ficaram abaixo de 50% e servem como suporte adicional para a tomada de decisão em conjunto com os de maior incidência. No caso do uso de dados diários, vale enfatizar que a volatilidade apresenta mais situações em que tende a zero, o que é compatível com a menor variação de preços nesse tipo de janela e explica a maior ocorrência de casos em que esse indicador não ultrapassa seu valor médio, comportamento que não se repete com a mesma intensidade na análise semanal.

O valor zero na volatilidade não é necessariamente negativo, pois pode ser interpretado de forma distinta a depender do perfil do investidor, que pode preferir operações de maior ou menor risco, as quais impactam diretamente o retorno potencial. O menor risco associado ao investimento em bases diárias pode ser confirmado pelo maior valor do *Sharpe Ratio* geral, de 0,96, embora o saldo final seja menor.

Novamente, existem empresas que apresentam pequena quantidade de dados associada aos casos de coocorrência, como ABEV3.SA, que registrou apenas 4 ocorrências. Essa limitação reduz a robustez dos resultados e exige leitura mais cautelosa.

Gráfico 3 - Contém as Taxas de Acerto, o Retorno Médio e o *Drawdown* Máximo (em porcentagem) para as criptomoedas usando a base de dados semanal

Criptomoedas Semanal - Taxa de Acerto , Retorno Médio e Drawdown Máximo



Fonte: autoria própria (2025).

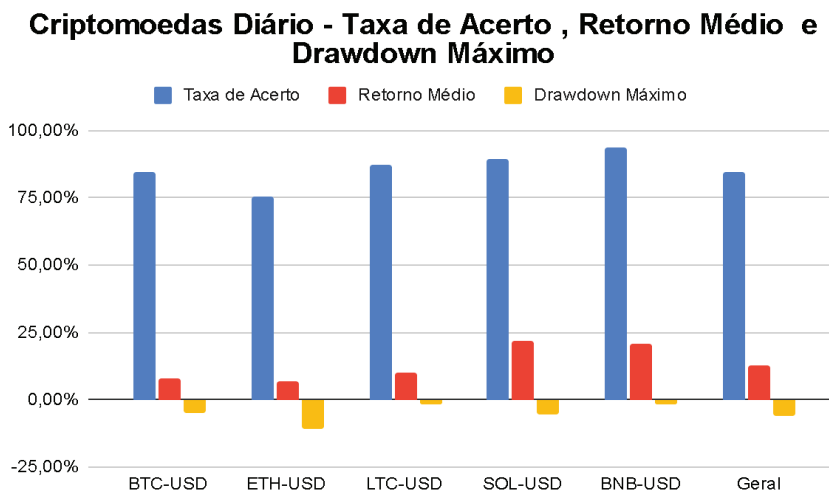
O mercado de criptomoedas apresenta características marcantes em comparação ao mercado tradicional. O número de coocorrências mostrou-se relativamente semelhante entre as criptomoedas, com destaque para ETH-USD, embora ainda reduzido quando comparado ao conjunto das empresas na análise semanal. Em contrapartida, o retorno médio geral das criptomoedas, de 75,43%, foi cerca de três vezes superior ao observado no mercado de ações, com destaque para SOL-USD, que apresentou ganhos elevados, influenciado também pelo contexto de expansão observado desde sua criação.

Outro parâmetro analisado foi a taxa de acerto, cujo valor geral atingiu 94,39%, superando o do mercado tradicional, com três moedas alcançando 100% de acerto nas operações observadas. O *Sharpe Ratio* geral de 0,59 evidencia o maior risco dessas operações. Ainda assim, o elevado retorno compensa em parte essa volatilidade, e o mercado tradicional segue sendo opção mais segura para o investidor conservador. Por outro lado, o *drawdown* permaneceu baixo em prazos mais longos, refletindo o crescimento expressivo desse mercado no período estudado.

Em termos individuais, a SOL-USD apresentou o maior destaque em retorno médio entre as criptomoedas analisadas, chegando a aproximadamente 10 vezes o valor investido em uma operação de compra e venda associada à coocorrência, o que corresponde a retorno de 1100%. Por fim, os fatores de reforço mostraram-se, em geral, elevados, com exceção da volatilidade, que permaneceu abaixo de 50% no valor geral. O preço de venda acima da média também se destacou entre os indicadores observados. Esses dados evidenciam que, embora arriscado, o mercado de

criptomoedas pode oferecer oportunidades relevantes para investidores dispostos a lidar com maior volatilidade.

Gráfico 4 - Taxa de Acerto, Retorno Médio e Drawdown Máximo das criptomoedas em base diária



Fonte: autoria própria (2025).

Considerando a análise diária do mercado de criptomoedas, observa-se aumento expressivo no número de coocorrências, passando de 8 para 26. Isso pode ser explicado pelo maior número de dados analisados dentro do mesmo período. Ao mesmo tempo, a taxa de acerto geral sofreu redução, de 94,39% para 84,62%, em razão da maior volatilidade associada à operação diária. Isso ocorre com o retorno médio, que passou de 75,43% para 12,72%, comportamento compatível com operações mais curtas e sujeitas a variações rápidas de preço.

Ainda assim, o saldo final foi superior, em decorrência do maior número de coocorrências observadas, com destaque para SOL-USD, que apresentou desempenho bastante superior ao das demais criptomoedas na análise diária.

Não obstante, o *drawdown* geral da análise diária para as criptomoedas foi o maior entre todas as análises, atingindo 6,21%, o que evidencia a variabilidade do mercado diário de criptomoedas e o risco que o acompanha. Por outro lado, esse risco mais elevado é parcialmente compensado pelo retorno geral desse tipo de operação, resultando em *Sharpe Ratio* geral relativamente superior ao da análise semanal, 0,80 contra 0,59.

Cabe, também, situar essas diferenças no contexto de cada mercado: as criptomoedas negociam de forma ininterrupta, ao longo de todos os dias da semana, e apresentam maior volatilidade e menor consolidação histórica quando comparadas às ações de empresas tradicionais. Essas características tendem a ampliar tanto a frequência de sinais quanto a variação dos retornos observados. Além disso, o período analisado, entre 2019 e 2024, incluiu ciclos relevantes de valorização e correção no mercado cripto, o que pode ter influenciado os retornos obtidos independentemente da qualidade preditiva específica dos padrões de coocorrência. Esse tipo de viés também pode ocorrer em ativos específicos do mercado acionário que tenham apresentado movimentos acentuados de preço ao longo da janela analisada.

Em relação aos fatores de reforço, todos ficaram acima de 50%, conforme sintetizado na tabela 1, sugerindo maior aderência desses indicadores nesse tipo de operação.

De modo geral, os resultados obtidos apresentam aproximação com estudos recentes que investigam o uso de métodos computacionais para reconhecimento de padrões e apoio à decisão no mercado financeiro. Lin *et al.* (2021), por exemplo, analisaram o reconhecimento de padrões de *candlestick* com apoio de *machine learning* e indicaram que tais padrões podem contribuir para a construção de estratégias de negociação quando avaliados por janelas temporais e métricas de desempenho. Brogaard e Zareei (2023), ao estudarem regras técnicas de negociação com aprendizado de máquina, também observaram potencial de lucratividade fora da amostra, mas destacaram que esse desempenho tende a diminuir, ao longo do tempo, à medida que os mercados se tornam mais eficientes. Nesse sentido, os resultados deste trabalho reforçam o potencial de uso de padrões técnicos como ferramenta de apoio, mas também indicam que sua interpretação deve considerar o tipo de ativo, a periodicidade dos dados, a volatilidade do mercado e o número de coocorrências identificadas em cada grupo.

3 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos na análise de ações e criptomoedas contribuem para esclarecer a questão inicial a respeito do potencial da coocorrência de *candlesticks* na análise de dados históricos financeiros e em seu uso como apoio à gestão de riscos em investimentos. Embora alguns fatores de reforço, como o mercado em tendência de alta após a venda, tenham demonstrado relevância, outros, como o volume de compra e de venda, não se mostraram tão satisfatórios na categoria geral, apresentando valores próximos à faixa de indecisão, em torno de 50%.

Ainda assim, foi possível identificar tendências úteis para reduzir os impactos da imprevisibilidade inerente ao mercado, particularmente nos ativos e nas periodicidades

em que os fatores de reforço de maior frequência estavam presentes.

O número de casos de coocorrência também apresentou reflexos importantes no saldo final das operações após o *backtesting*, além de influenciar parâmetros relevantes para o investidor. Contudo, vale ressaltar que esses elementos, isoladamente, não são suficientes para garantir decisões assertivas, uma vez que o mercado permanece incerto e sujeito a múltiplas variáveis não controláveis. Mesmo assim, o programa desenvolvido apresentou desempenho geral positivo — com taxas de acerto superiores a 79% nas ações e a 84% nas criptomoedas, evidenciando potencial como ferramenta de suporte à análise e à gestão de investimentos.

Desse modo, o presente trabalho cumpre seu papel ao avaliar o potencial das coocorrências de *candlestick* como indicadores de tendências no mercado financeiro, detalhando, com base em valores históricos de diferentes ativos, os comportamentos gráficos e estatísticos observados nos ativos e nos períodos analisados. Os resultados indicam que o modelo pode contribuir como ferramenta complementar de apoio à decisão, especialmente quando utilizado em conjunto com outras métricas e análises de mercado, sem substituir a avaliação crítica do investidor.

REFERÊNCIAS

- ANBIMA. **Raio X do investidor brasileiro**. 8. ed. São Paulo: ANBIMA, 2025. Disponível em: <https://www.anbima.com.br/data/files/AB/A3/C2/A8/88C76910FCADB769B82BA2A8/Raio-X-do-Investidor-Brasileiro-8-edicao.pdf>. Acesso em: 31 mar. 2026.
- ASSAFNETO, Alexandre. **Finanças corporativas e valor**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2014.
- B3. **Book Pessoa Física, 4º trimestre de 2024**. São Paulo, 2025. Disponível em: <https://www.b3.com.br/data/files/13/92/D5/D7/562179106B8BCB69AC094EA8/Book%20>

Pessoa% 20Física%20-%204TRI%202024.pdf. Acesso em: 31 mar. 2026.

B3. Bolsa atrai 205.949 novos investidores em renda variável em 2025. São Paulo, 16 jan. 2026. Disponível em: https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/bolsa-atrai-206-mil-novos-investidores-em-renda-variavel-em-2025-veja-estados-com-maior-representatividade.htm. Acesso em: 31 mar. 2026.

BALDO, Rodrigo Fernando Galzerano; SILVA, Alessandro Lucas da. **Padrões baixistas de candlesticks: definições e algoritmos.** [S. l.: s. n.], 2022. E-book.

BITENCOURT, Wanderci Alves; IQUIAPAZA, Robert Aldo. A incerteza da política econômica, sentimento e o desempenho do mercado de ações brasileiro. **Revista Contabilidade & Finanças**, São Paulo, v. 35, n. 94, e1877, 2024. DOI: 10.1590/1808-057x20231877.en.

BROGAARD, Jonathan; ZAREEI, Abalfazl. Machine learning and the stock market. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, [s. l.], v. 58, n. 4, p. 1431-1472, 2023. DOI: 10.1017/S0022109022001120.

CASTRO, Johnatan. Investir em criptomoedas: guia completo para iniciantes. **Blog Nubank**. São Paulo, 26 jan. 2022. Disponível em: <https://blog.nubank.com.br/como-investir-em-criptomoedas/>. Acesso em: 15 abr. 2025.

COSTA, Mayra Raulino da; MENDES, Alcindo Cipriano Argolo; SILVA, Maiara Sardá; LUNKES, Rogério João. Os fatores determinantes para a entrada de pequenos investidores na Bolsa de Valores do Brasil. **RC&C: Revista Contabilidade e Controladoria**, Curitiba, v. 14, n. 2, p. 144-165, maio/ago. 2022.

DAKALBAB, Fatima; ABU TALIB, Manar; NASIR, Qassim; SAROUFIL, Tracy. Artificial intelligence techniques in financial trading: a systematic literature review. **Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences**, [s. l.], v. 36, n. 3, 102015, 2024. DOI: 10.1016/j.jksuci.2024.102015.

FERREIRA, Talieh S. V.; MACHADO, Márcio A. V.; SILVA, Wesley V. Impacto assimétrico do sentimento do investidor sobre a volatilidade do mercado acionário brasileiro. **RAM. Revista de Administração Mackenzie**, São Paulo, v. 22, n. 4, 2021. DOI: 10.1590/1678-6971/eRAMR200177.

GUIMARÃES, Diego Paraíso Garcia; ARAÚJO, Gustavo Silva; BARBEDO, Cláudio Henrique da Silveira. É possível bater o Ibovespa com operações de análise técnica no mercado futuro? **Revista de Administração Contemporânea**, Maringá, v. 15, n. 5, p. 918-930, 2011. DOI: 10.1590/S1415-65552011000500008.

GUZELLA, Marcelo; CASTRO, F. Henrique; SANTANA, Verônica de Fátima. Efeito da atenção do investidor na eficiência do mercado brasileiro de ações. **Revista Contabilidade & Finanças**, São Paulo, v. 34, n. 93, e1635, 2024. DOI: 10.1590/1808-057x20231635.en.

LIN, Chin Yang; MARQUES, João Alexandre Lobo. Stock market prediction using artificial intelligence: a systematic review of systematic reviews. **Social Sciences & Humanities Open**, [s. l.], v. 9, e100864, 2024. DOI: 10.1016/j.ssaho.2024.100864.

LIN, Yaohu; LIU, Shancun; YANG, Haijun; WU, Harris; JIANG, Bingbing. Improving stock trading decisions based on pattern recognition using machine learning technology. **PLOS ONE**, [s. l.], v. 16, n. 8, e0255558, 2021. DOI: 10.1371/journal.pone.0255558.

MARSCHNER, Paulo Fernando; CERETTA, Paulo Sergio; AMBROZINI, Marcelo Augusto. Impactos dos sentimentos racionais e irracionais dos investidores no mercado brasileiro. **Revista Contabilidade & Finanças**, São Paulo, v. 35, n. 95, e1760, 2024. DOI: 10.1590/1808-057x20231760.en.

MORAIS, L. C. R. **Candlesticks: um estudo sobre a sua aplicação no mercado de ações brasileiro.** Brasília: Universidade Católica de Brasília, 2010.

NISON, Steve. **Técnicas de gráficos de candlestick**. São Paulo: Novatec, 2021.

PELLINI, Ricardo. **O futuro do dinheiro**. São Paulo: Gente Editora, 2019.

PINHEIRO, Juliano Lima. **Mercado de capitais: fundamentos e técnicas**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

PYTHON SOFTWARE FOUNDATION. **Python: o tutorial de Python**. Versão 3. 2024. Disponível em: <https://docs.python.org/pt-br/3/tutorial/index.html>. Acesso em: 4 jan. 2025.

RAMOS, Henrique P.; CARMONA, Charles Ulises de Montreuil; PRADO, Paulo Henrique Muller. Mispricing in the odd lots market in Brazil. **The North American Journal of Economics and Finance**, [s. l.], v. 42, p. 618-628, 2017.

Submetido: 11 jun. 2026

Aprovado: 20 ago. 2026