



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA APLICADA

ANDERSON SENA DOS SANTOS

**UMA ABORDAGEM DE INVESTIMENTO PARA A BOLSA
BRASILEIRA (B3): ESTRATÉGIAS INTEGRADAS
BASEADAS EM REGRESSÃO LINEAR, ARIMA,
MANN-KENDALL E ANÁLISE TÉCNICA**

RECIFE – PE

2024

ANDERSON SENA DOS SANTOS

**UMA ABORDAGEM DE INVESTIMENTO PARA A BOLSA
BRASILEIRA (B3): ESTRATÉGIAS INTEGRADAS
BASEADAS EM REGRESSÃO LINEAR, ARIMA,
MANN-KENDALL E ANÁLISE TÉCNICA**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Gustavo Rau de Almeida Callou

RECIFE – PE

2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Suely Manzi – CRB-4 809

S237a Santos, Anderson Sena dos.

Uma abordagem de investimento para a Bolsa Brasileira (B3): estratégias integradas baseadas em regressão linear, ARIMA, Mann-Kendall e análise técnica / Anderson Sena dos Santos. – Recife, 2024.
124 f.; il.

Orientador(a): Gustavo Rau de Almeida Callou.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada, Recife, BR-PE, 2025.

Inclui referências e apêndice(s).

1. Ações (Finanças). 2. Estratégias. 3. Investimentos. 4. Mercado de ações 5. Bolsa de valores. I. Callou, Gustavo Rau de Almeida, orient. II. Título

CDD 004

ANDERSON SENA DOS SANTOS

**UMA ABORDAGEM DE INVESTIMENTO PARA A BOLSA
BRASILEIRA (B3): ESTRATÉGIAS INTEGRADAS
BASEADAS EM REGRESSÃO LINEAR, ARIMA,
MANN-KENDALL E ANÁLISE TÉCNICA**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre.

Aprovada em: 04 de Dezembro de 2024.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Gustavo Rau de Almeida Callou (Orientador)
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE
Departamento de Computação

Prof. Dra. Keynis Cândido de Souto
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE
Departamento de Economia

Dr. João Ferreira da Silva Júnior
Universidade de Coimbra - Portugal

Entre muitos ditos necessários, neste ponto ressalto principalmente a minha vó (*in memoriam*).

Agradecimentos

Ao poderoso Deus, no qual reconheço a minha dependência.

Aos meus pais, por todo apoio e incentivo nessa jornada.

À minha esposa e companheira, agradeço pelo incentivo em todos os momentos e pela compreensão em minhas ausências devido aos estudos.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Gustavo Rau de Almeida Callou, pela dedicação ao papel, pelas palavras de experiência, por toda compreensão, paciência e direcionamento.

Também agradeço à Universidade Federal Rural de Pernambuco, principalmente ao Departamento de Computação pelo profissionalismo e disposição.

Agradeço aqui aos meus colegas de pesquisa do Grupo de Modelagem e Otimização de Sistemas (GMOS) da UFRPE.

Não poderia deixar de agradecer ao Prof. Dr. Marcelo Mendonça Teixeira, pela parceria, conselhos e aprendizados.

Aqui incluo a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pelo suporte financeiro para a realização desta pesquisa.

"Vá e vença."

(BOPE - PMERJ)

Resumo

O mercado de ações é notoriamente desafiador devido à sua sensibilidade às mudanças nos diversos setores da economia, o que impacta diretamente os investidores. Diante desse cenário, aprimorar as estratégias de negociação na bolsa torna-se uma busca constante. A previsão do valor das ações desempenha um papel crucial nesse contexto, influenciando diretamente as decisões de investimento. Com o avanço das ferramentas computacionais, a possibilidade de previsão do mercado tem se aproximado cada vez mais da realidade. Este trabalho se dedica a investigar, modelar e aplicar técnicas computacionais para a automação de investimentos. Propõe-se uma ferramenta focada no *backtesting*, cuja estratégia de decisão baseia-se em múltiplos indicadores técnicos. O objetivo é estabelecer um conjunto de indicadores que possam auxiliar na tomada de decisões com base em sinais para comprar, vender ou aguardar. O presente trabalho visa eliminar a subjetividade e as emoções do processo decisório no mercado de ações, reconhecendo que esses fatores podem comprometer as decisões em momentos de incerteza. Essas estratégias se diferenciam das demais ao utilizar indicadores técnicos na compra e venda no mercado de ações, apoiada em análises comparativas e padrões de mercado. Por meio desses métodos, são utilizados indicadores reforçados por técnicas estatísticas paramétricas e não paramétricas, como regressão linear, ARIMA, Teste de Mann-Kendall e Sen's Slope, visando identificar tendências no mercado financeiro. Estatisticamente, tendência se refere a padrões persistentes nos dados ao longo do tempo, como uma direção constante de crescimento ou declínio. Os resultados obtidos indicam que essas estratégias superam o método de *buy and hold*, evidenciando seu potencial para auxiliar na tomada de decisões no mercado de ações.

Palavras-chave: Ações, Estratégia, Investimento, Mercado, Bolsa de valores.

Abstract

The stock market is notoriously challenging due to its sensitivity to changes across various economic sectors, which directly impacts investors. In this context, enhancing trading strategies becomes an ongoing pursuit. Stock price prediction plays a crucial role in this scenario, directly influencing investment decisions. With the advancement of computational tools, the prospect of market forecasting has increasingly approached reality. This study is dedicated to investigating, modeling, and applying computational techniques for investment automation. It proposes a tool focused on backtesting, with decision-making strategies based on multiple technical indicators. The objective is to establish a set of indicators capable of assisting in decision-making based on signals to buy, sell, or hold. This work aims to eliminate subjectivity and emotions from the decision-making process in the stock market, acknowledging that these factors can compromise decisions during periods of uncertainty. These strategies distinguish themselves by employing technical indicators for stock market trading, supported by comparative analyses and market patterns. Through these methods, indicators are reinforced by parametric and non-parametric statistical techniques, such as linear regression, ARIMA, the Mann-Kendall Test, and Sen's Slope, to identify trends in the financial market. Statistically, a trend refers to persistent patterns in data over time, such as a consistent direction of growth or decline. The results obtained indicate that these strategies outperform the buy-and-hold method, highlighting their potential to assist in decision-making within the stock market.

Keywords: Shares, Strategy, Investment, Markets, Stock Exchange.

Lista de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Linha do tempo histórica da bolsa de valores brasileira | 27 |
| Figura 2 – Exemplo gráfico de linha | 33 |
| Figura 3 – Exemplo gráfico de barras | 34 |
| Figura 4 – Interpretação do Candle | 35 |
| Figura 5 – Exemplo gráfico de velas | 36 |
| Figura 6 – Exemplos de topos e fundos. | 37 |
| Figura 7 – Exemplo da formação de uma tendência de alta | 38 |
| Figura 8 – Exemplo da formação de uma tendência de baixa | 39 |
| Figura 9 – Exemplo da formação de uma tendência lateralizada | 39 |
| Figura 10 – Exemplo de compra e venda | 40 |
| Figura 11 – Etapas Metodologia | 48 |
| Figura 12 – Exemplo Google Colaboraty | 51 |
| Figura 13 – Exemplo DataFrame | 52 |
| Figura 14 – Demonstração de topos e fundos no ativo VALE3 | 54 |
| Figura 15 – Demonstração do alvo de alta (stop gain). | 64 |
| Figura 16 – Demonstração do stop loss | 64 |
| Figura 17 – Comparação dos resultados obtidos com a estratégia de <i>B&H</i> | 74 |

Lista de tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 1 – Resumo Comparativo dos Trabalhos Relacionados | 26 |
| Tabela 2 – Ações mais negociadas. | 67 |
| Tabela 3 – Comparação dos resultados obtidos com a estratégia de <i>B&H</i> | 68 |
| Tabela 4 – Comparativo do estudo de caso I em outros períodos | 69 |
| Tabela 5 – Apresentação dos resultados do estudo de caso II | 70 |
| Tabela 6 – Apresentação dos resultados do estudo de caso III | 72 |
| Tabela 7 – Apresentação dos resultados do estudo de caso IV | 75 |

Lista de algoritmos

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Identificação de Topos e Fundos | 53 |
| 2 | Atos de Compra e Venda | 55 |
| 3 | Estratégia de Análise Técnica | 57 |
| 4 | Cálculo de Tendência com Regressão | 58 |
| 5 | Cálculo de Tendência com Mann-Kendall e Sen's Slope | 59 |
| 6 | Cálculo de Tendência Regressão com Prospecção | 61 |
| 7 | Cálculo de Tendência com ARIMA | 62 |
| 8 | Calculo do <i>B&H</i> | 65 |

Lista de Siglas

| | |
|------------------------|--|
| B3 | <i>Brasil Bolsa Balcão</i> |
| B&H | <i>Buy and Holding</i> |
| CVM | <i>Comissão de Valores Mobiliários</i> |
| CADE | <i>Conselho Administrativo de Defesa Econômica</i> |
| CETIP | <i>Central de Custódia e Liquidação Financeira de Títulos Privados</i> |
| BM&FBOVESPA | <i>Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros</i> |
| RNAs | <i>Redes Neurais Artificiais</i> |
| AEs | <i>Algoritmos Evolucionários</i> |
| FL | <i>Lógica Fuzzy</i> |
| ARIMA | <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> |
| AR | <i>modelo estatístico Autoregressive</i> |
| ANN | <i>Artificial Neural Network</i> |
| ML | <i>machine learning</i> |
| SVM | <i>Máquinas de Vetores de Suporte</i> |
| AT | <i>Análise Técnica</i> |
| LSTM | <i>Long Short Term Memory</i> |
| IA | <i>Inteligência Artificial</i> |
| MLP | <i>Multilayer Perceptron</i> |
| SFN | <i>Sistema Financeiro Nacional</i> |
| MC | <i>Mercado de capitais</i> |
| MK | <i>Mann-Kendall</i> |
| IFR | <i>Índice de Força Relativa</i> |
| IT | <i>Indicadores Técnicos</i> |
| PG | <i>Programação Genética</i> |
| PROFITS | <i>PROfitable Fundamentalist and Technical System</i> |

Sumário

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introdução | 15 |
| 1.1 | Motivação | 16 |
| 1.2 | Objetivos | 18 |
| 1.3 | Estrutura do Trabalho | 19 |
| 2 | Trabalhos Relacionados | 20 |
| 3 | Fundamentação Teórica | 27 |
| 3.1 | Mercado de Capitais | 27 |
| 3.2 | Ações | 28 |
| 3.3 | Análise Técnica | 29 |
| 3.3.1 | Fundamentos da análise técnica | 29 |
| 3.3.2 | Psicologia de Mercado | 30 |
| 3.3.3 | Preços de abertura, fechamento, volume e pontos de máxima e mínima | 32 |
| 3.3.4 | Tipos de Gráficos | 32 |
| 3.3.5 | Indicadores Técnicos | 36 |
| 3.3.6 | Tendência | 37 |
| 3.3.7 | Risco | 40 |
| 3.3.8 | Gerenciamento de Risco | 41 |
| 3.4 | Regressão Linear | 42 |
| 3.4.1 | Coefficiente de determinação R^2 | 42 |
| 3.5 | Mann-Kendall | 43 |
| 3.6 | Estimador de declive de Sen's Slope | 45 |
| 3.7 | Modelo ARIMA | 45 |
| 3.7.1 | Pymannkendall | 46 |
| 3.7.2 | Statsmodels | 47 |
| 3.8 | Dash | 47 |
| 3.9 | Considerações Finais | 47 |
| 4 | Metodologia | 48 |
| 4.1 | Seleção dos Ativos | 50 |
| 4.2 | Período de Análise | 52 |
| 4.3 | Definição de Topos e Fundos | 52 |

| | | |
|----------|---|------------|
| 4.4 | Estratégia I - Análise Técnica | 54 |
| 4.5 | Estratégia II - Regressão Linear | 56 |
| 4.6 | Estratégia III - Mann Kendall | 58 |
| 4.7 | Estratégia IV - ARIMA | 60 |
| 4.8 | Gerenciamento de Riscos com Stops | 62 |
| 4.8.1 | Definição dos Stops | 63 |
| 4.9 | Backtesting | 64 |
| 5 | Estudo de Caso | 66 |
| 5.1 | Introdução | 66 |
| 5.2 | Estudo de Caso I | 67 |
| 5.3 | Estudo de Caso II | 69 |
| 5.4 | Estudo de Caso III | 71 |
| 5.5 | Estudo de Caso IV | 74 |
| 6 | Conclusão | 77 |
| 6.1 | Contribuições | 79 |
| 6.2 | Limitações | 80 |
| 6.3 | Trabalhos Futuros | 80 |
| | Referências | 82 |
| | Apêndice A | 88 |
| | Apêndice B | 95 |
| | Apêndice C | 104 |
| | Apêndice D | 112 |
| | Apêndice E | 124 |

1 Introdução

O mercado de ações desempenha um papel significativo no funcionamento das principais economias capitalistas globais (FILER et al., 2000). Atualmente, o mercado de ações, em sua descrição mais simples, refere-se ao ambiente abstrato onde ocorre a negociação da propriedade das empresas. No entanto, as primeiras bolsas, originadas no século XV, conectavam pessoas por meio da troca de moedas, letras de câmbio e até metais preciosos, estendendo-se até o século XVII. Desde o início, essa estrutura desempenha uma função crucial ao estabelecer um local padronizado que facilita a troca de necessidades, promovendo a conexão vital entre poupadores e devedores no sistema econômico em que vivemos hoje (BIANCA, 2022).

A Brasil, Bolsa, Balcão (B3) é a bolsa de valores oficial do Brasil, oriunda da fusão da BM&FBOVESPA com a CETIP. Essa fusão foi aprovada pela CVM e o CADE em 2017. Com a sua integração, passou a ocupar papel de destaque entre as maiores bolsas do mundo em valor de mercado. Para realizar qualquer tipo de operação no mercado financeiro normalmente é necessário estar associado a uma corretora de valores, a qual pode estar vinculada a algum banco ou não.

Observando este sistema de negociação ao longo dos anos, nota-se um grande avanço na quantidade de transações e no número de investidores. Desde a transição da bolsa de valores brasileira do pregão presencial para o pregão eletrônico, ocorrida entre 2005 e 2009, os estudos sobre o mercado financeiro têm crescido e sido amplamente debatidos. A adoção de plataformas eletrônicas mais avançadas tem atraído um número crescente de pessoas interessadas em gerenciar seus investimentos, conforme relata a B3 (B3, 2021). Nesse contexto, as corretoras de valores desempenham um papel crucial como intermediárias entre os investidores e o mercado financeiro. Elas oferecem uma variedade de produtos, ferramentas e plataformas, além de suporte analítico, para auxiliar os investidores em suas decisões. Há uma demanda crescente por informações confiáveis que embasem a atuação no mercado de derivativos. A B3, por meio das corretoras, disponibiliza uma ampla gama de produtos financeiros, incluindo ativos de renda fixa, renda variável, commodities e taxas de juros, entre outros. No Brasil o interesse em investimentos na bolsa de valores vem aumentando significativamente. Em 2022, a B3 atingiu cinco milhões de contas de investidores em renda variável somente no mês de janeiro, o crescimento foi de 56% na comparação com dezembro de 2020 (B3, 2022). Esses investidores acabam por movimentar bilhões de reais diariamente. Além disso, existe o aumento constante do número de transações

diárias, o que resulta em uma significativa liquidez nos mercados. Existem diversas modalidades de operações disponíveis, por exemplo, o *Day Trade*, onde os investidores buscam retornos rápidos interagindo com o mercado em transações diárias que iniciam e terminam em um único dia (SPRITZER, 2017). Outra modalidade é o *Buy and Hold (B&H)* que utiliza uma análise fundamentalista e os investidores se veem como sócios/donos da organização, visto que suas ações são de longo prazo (SILVA, 2022b). Além de diversas outras técnicas, ainda é possível citar o *Swing Trade*, voltada para operações em curto prazo, exigindo maior precisão nas operações, uma vez que o mercado tem uma oscilação maior que a médio e longo prazo (ANDRADE, 2018).

O mercado financeiro é dinâmico e cheio de especulações, oscilações e fatores macroeconômicos. Investir requer uma análise abrangente para decidir qual estratégia adotar diante dos diferentes cenários diários. Assim, é crucial que tanto pessoas físicas quanto jurídicas observem com cautela seus investimentos, atualizando regularmente seu portfólio de ativos para maximizar o rendimento, independentemente das mudanças no cenário. A análise do mercado financeiro revela indicativos que ajudam a classificar as melhores decisões e quando tomá-las. O tempo de resposta precisa acompanhar as mudanças do mercado, prevendo uma janela de investimento mais adequada para aproveitar o fluxo positivo das escolhas.

1.1 Motivação

No mercado acionário o ativo mais popular é a ação, na qual a compra e venda é um tipo de investimento de curto, médio e longo prazo que pode ser aplicado por qualquer pessoa. Todavia, envolve riscos. Dessa forma, o investidor deve ter conhecimento sobre o comportamento do mercado de ações (PACTUAL, 2018). Investir pode resultar em grandes perdas. Mesmo ganhando inicialmente, sem uma análise cuidadosa dos riscos, existe a possibilidade de se perder tudo, especialmente agindo por impulso e sendo influenciado pelas emoções.

Com relação a esse último ponto, é sabido que muitas pessoas que entram nessa área inicialmente são influenciadas pela emoção, o que frequentemente resulta em perdas financeiras significativas, já que decisões racionais são necessárias. Mesmo indivíduos mais experientes e com boa inteligência emocional podem, às vezes, serem influenciados pela emoção, tornando interessante o estudo da previsão de tendências de forma computacional, ou seja, sem a influência emocional na operação dos ativos.

Segundo (CHAGUE; GIOVANNETTI, 2020), estudos recentes mostram que menos de

1% dos investidores individuais que negociam por conta própria no mercado de ações conseguem realmente ter aumento de seu capital e permanecer operando por mais de 300 pregões, obtendo ao contrário, muitas das vezes, perdas significativas.

A previsão do valor das ações é necessária para ajudar a maximizar os lucros, mantendo o risco baixo. No entanto, a complexidade e o dinamismo do mercado tornam a previsão do comportamento dos preços uma tarefa difícil. Existem hipóteses divergentes sobre tentar prever o preço no mercado de ações. A clássica teoria da eficiência dos mercados proposta por (EUGENE, 1970) afirma que qualquer técnica de previsão de preços é, a princípio, inútil, uma vez que a razão da racionalidade dos investidores, a variação no preço das ações é totalmente aleatória e imprevisível. (DAMETTO, 2018) descreve que não é possível realizar previsões do valor de um ativo com base em informações históricas, enquanto outros relatam que, por meio de experimentos, é possível supor o comportamento de um ativo até um determinado nível. No entanto, alguns autores sugerem que determinados vieses cognitivos dos indivíduos que operam na bolsa produzem padrões de comportamento incompatíveis com essa teoria (BRAV; HEATON, 2002), tornando possível identificar, por meio de previsões, comportamentos cíclicos do mercado para obter ganhos financeiros acima da média (LO, 2004). Os autores (METGHALCHI et al., 2019) concluem que, no mercado de ações, prever o retorno é uma tarefa difícil. Somado às características voláteis que o mercado de capitais apresenta, combinadas com diversos fatores como notícias, influências internacionais, eventos políticos, comportamento de negociação e outros, torna-se um tipo de investimento arriscado e complexo. Assim, com o emprego de recursos computacionais cada vez mais avançados, a tecnologia vem transformando a forma na qual os seres humanos se relacionam no cotidiano, como podemos observar nas comunicações, nos avanços da medicina, na indústria e nos serviços. Logo, diante da realidade do avanço da tecnologia em diferentes cenários, é inevitável seu impacto no mercado financeiro (COQUERET, 2021).

Diante da complexidade e volatilidade inerentes à precificação dos ativos no mercado, surge a necessidade de recorrer a conjuntos de indicadores. Esses indicadores visam avaliar as tendências de mercado, criando um ambiente propício para que o investidor possa apreciar a valorização do capital investido. Tais indicadores podem ser elencados em duas análises principais: a fundamentalista e a técnica (NTI et al., 2020).

A análise técnica para previsão de preços enfrenta um grande desafio. As ações são influenciadas por uma variedade de fatores, incluindo aspectos sociais, econômicos e políticos,

o que as torna imprevisíveis. Existem estudos sobre métodos de capitalização no mercado de valores mobiliários há, pelo menos, 300 anos (BEATTIE, 2023). Entretanto, a corrida por ferramentas computacionais que automatizem e aumentem a taxa de ganhos cresce diariamente. Em resposta a essa complexidade, foram desenvolvidos diversos métodos que, em muitos casos, são úteis e geram resultados. No entanto, é importante destacar que nenhum desses métodos é perfeito, e devido à imprevisibilidade do mercado, a tarefa de prever os movimentos de preços se torna intrinsecamente complexa, não conseguindo explicar os movimentos dos preços com total acurácia.

Este trabalho se concentra em apresentar estratégias de negociação ao apresentar abordagens inovadoras para identificar tendências de preços de ações, que podem servir como ferramentas complementares à análise técnica para determinar pontos de entrada e saída no mercado. Tendência de mercado refere-se à direção geral que o preço de um ativo tende a seguir durante um determinado período. As tendências podem ser de alta, quando os preços estão em ascensão; de baixa, quando os preços estão caindo; ou laterais, quando não há uma direção clara, e o preço oscila dentro de um intervalo. Identificar a tendência do mercado é crucial para os investidores, pois permite alinhar as decisões de compra ou venda com o movimento predominante do mercado, aumentando as chances de sucesso (MURPHY, 1999).

Nessa dissertação, essa identificação de tendência é realizada por meio de estratégias como: Mann-Kendall, Sen's slope, regressão linear e ARIMA. Essas abordagens permitem uma análise mais aprofundada das tendências de mercado, fornecendo insights valiosos para a tomada de decisões de investimento. As estratégias propostas apresentam resultados promissores, demonstrando rentabilidade e potencial para aprimorar a tomada de decisões na compra e venda de ativos financeiros.

1.2 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é propor estratégias de negociação que utilize técnicas estatísticas paramétricas e não paramétricas, tais como regressão linear, Teste de Mann-Kendall, Sen's Slope e ARIMA, para identificar tendências do mercado de capitais. As estratégias baseiam-se na análise de dados, incluindo os preços históricos dos ativos, em conjunto com essas técnicas estatísticas, a fim de identificar os melhores momentos de entrada e saída manter o estado atual em um ativo e otimizar o retorno do investimento em ações da B3. Além disso, o

trabalho inclui a realização de *backtesting* (é o teste de um modelo de operação baseado em dados históricos, cujo objetivo é estimar como seria o resultado da estratégia em um período no passado) e simulação da estratégia, com o objetivo de validar a eficácia da estratégia de negociação. Cabe destacar que, de forma geral, o *backtest* é um módulo negligenciado na literatura e, claramente, merece atenção. São objetivos específicos deste trabalho, a fim de dar suporte ao entendimento do mercado e de conceitos usados na estratégia:

- Propor estratégias que visem prever o comportamento de ativos;
- Implementar e desenvolver um ambiente para fornecer suporte às estratégias de negociação propostas.
- Validar as estratégias propostas comparando com outras existentes no mercado (ex., *B&H*).

1.3 Estrutura do Trabalho

A estrutura deste documento é organizada da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta os trabalhos relacionados e que serviram de inspiração e embasamento para o presente trabalho. O Capítulo 3 apresenta a fundamentação teórica necessária para um melhor entendimento do trabalho proposto. O Capítulo 4 descreve a metodologia adotada pelas estratégias propostas. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos, mostrando a efetividade das estratégias propostas. E, por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões finais deste trabalho, elencando as contribuições realizadas e possíveis propostas para trabalhos futuros.

2 Trabalhos Relacionados

Na literatura, existem publicações que exploram técnicas para resolver problemas relacionados ao mercado financeiro. A maioria das pesquisas foca em aplicações financeiras específicas ou no uso de algoritmos de aprendizado de máquina com o objetivo de aprimorar a previsão de preços e a tomada de decisões. Atualmente, existem trabalhos que investigam a aplicação de aprendizado de máquina no contexto financeiro. Alguns desses estudos utilizam aprendizado de máquina para resolver problemas de regressão, nos quais um modelo é treinado com uma série temporal histórica dos preços de um ativo, e, em seguida, o modelo treinado é empregado para prever os preços futuros desse ativo. Os trabalhos de (CAVALCANTE et al., 2016), (RATHER et al., 2017) e (MACHADO, 2020) oferecem revisões das principais publicações relacionadas a modelos de automação em aplicações financeiras.

(CAVALCANTE et al., 2016) realizaram uma revisão abrangente de diversos métodos de inteligência computacional aplicados no mercado financeiro. Nessa revisão, eles analisaram as principais publicações entre 2009 e 2015, abordando uma variedade de temas, como pré-processamento e agrupamento de dados financeiros, previsão de movimentos futuros do mercado e mineração de informações em textos financeiros. As principais contribuições desse estudo incluem uma cobertura ampla de diferentes técnicas, a definição de procedimentos para a construção de sistemas de negociação inteligentes e a discussão dos principais desafios e problemas enfrentados nesse campo de estudo.

(WUERGES; BORBA, 2010) conduziram uma análise empírica de 258 periódicos internacionais, publicados entre 2000 e 2007, focando em estratégias de negociação em bolsas de valores. Especificamente, eles examinaram o uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs), Algoritmos Evolucionários (AEs) e Lógica Fuzzy (FL). Os resultados indicaram que as RNAs foram o método mais comum, presentes em 74,81% dos artigos analisados, enquanto os algoritmos híbridos foram menos frequentes, aparecendo em apenas 13,57% dos casos. As RNAs foram preferidas em 73,30% dos artigos de finanças, enquanto a FL foi mencionada em 21,02% deles. Os algoritmos híbridos foram relativamente raros, encontrados em 17,05% dos estudos financeiros.

Entretanto, como indicado na revisão, a maioria dos estudos publicados não fornece regras para negociar no mercado ou mesmo para gerenciar riscos de investimento e a avaliação do lucro dos métodos propostos é geralmente negligenciada.

Os métodos de previsão são de grande interesse tanto para investidores quanto para pesquisadores. Nesta seção, são apresentadas as principais publicações identificadas por meio da pesquisa bibliométrica, juntamente com outros trabalhos relevantes para o estudo. O objetivo desta seção foi realizar uma revisão abrangente do que tem sido pesquisado ao longo do tempo, fornecendo uma base teórica para a construção da estratégia proposta.

O trabalho (PETROKAS et al., 2012) examinou a eficácia de sinais de Análise Técnica (AT) no mercado de capitais brasileiro de 2000 a 2010, utilizando dados históricos de preços de ações. A amostra incluiu quatorze ações do índice IBOVESPA, e cinco sinais técnicos foram analisados com o intuito de contribuir para os temas de eficiência e anomalias de mercado. Os resultados apontam que os sinais técnicos não demonstraram resultados financeiros estatisticamente significativos superiores ao modelo de comprar e manter (*B&H*), e a duração das operações perdedoras foi menor para todos os sinais, exceto um. O estudo reconhece suas limitações, restringindo-se à amostra, período e sinais analisados, e sugere futuras pesquisas que explorem outros sinais técnicos e utilizem diferentes periodicidades de média móvel.

(ADEBIYI et al., 2014) conduziram uma análise comparativa entre o método estatístico *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) e o modelo computacional ANN (em inglês, *Artificial Neural Network*), utilizando 5.680 observações das ações da empresa "Dell" entre 1988 e 2011. Os resultados revelaram que ambos os modelos apresentaram previsões satisfatórias, porém o modelo ANN demonstrou um desempenho superior, com precisão muito próxima aos dados reais.

Por sua vez, (HSU et al., 2016) realizaram um estudo abrangente comparando modelos estatísticos e métodos de aprendizado de máquina. Os autores utilizaram uma base de dados abrangendo 34 mercados distintos, no período de 2008 a 2014. Os pesquisadores compararam o modelo estatístico Autoregressive (AR) com o modelo de Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) de ML, identificados como os melhores em suas respectivas categorias após testes preliminares. Após realizar 272 previsões diferentes, os autores concluíram que o método SVM é significativamente superior ao método econométrico.

Em (PANARIELLO, 2016) é proposto uma ferramenta para identificar oportunidades de arbitragem estatística no mercado de ações brasileiro. Essa ferramenta se baseia na construção de um ativo sintético que exiba características de reversão à média. O objetivo é desenvolver um sistema de negociação capaz de reconhecer momentos distintos e aproveitar as grandes discrepâncias de preço, utilizando o ativo sintético e considerando intervalos de minutos. O autor

relata que os testes realizados foram satisfatórios e resultaram em lucro conforme o esperado. Apesar disso, ele levanta questionamentos sobre a aplicabilidade da ferramenta, uma vez que até o momento foram realizados apenas testes retrospectivos para compreender o mercado e avaliar a eficácia da ferramenta.

Já em (PIMENTA, 2017), é elaborado um sistema inteligente para prever séries financeiras, combinando programação genética (PG) com AT no mercado de capitais. Este sistema propõe um método de negociação para compra e venda de ações, utilizando um comitê de decisão para determinar o momento das operações. Foram desenvolvidos dois sistemas de investimento: um baseado na seleção multiobjetivo de regras, combinando indicadores técnicos, e outro usando programação genética multiobjetivo para aprimorar o sistema puramente baseado em análise técnica. Embora o sistema fundamentado em análise técnica tenha se mostrado promissor, ele mostrou resultados negativos durante períodos de crise, ao contrário do sistema baseado em programação genética. O estudo abrangeu seis ações, utilizando a estratégia de *Swing Trade*, com dados diários ao longo de períodos de dois anos e um ano, este último correspondendo a um período de crise financeira. A abordagem proposta, combina otimização multiobjetivo, programação genética, análise técnica, remoção de *outliers* (valores que parecem ser ou muito pequenos ou muito grandes, em comparação com o restante das observações), seleção de características e um comitê de decisão. Apesar de fornecer detalhes sobre a execução de operações de compra e venda de ações, que parece ser um sistema de negociação exclusivo, não foi desenvolvido um método automatizado para ajustar os parâmetros de stop para se adaptar a diferentes cenários e ativos.

Em (GOMES, 2018), foram analisadas três estratégias de *day trade* amplamente adotadas, sendo o período de análise de aproximadamente um ano (de 01/06/2017 a 31/05/2018), em 20 ativos distintos. Os resultados obtidos revelaram taxas de acerto e retorno variadas, dependendo do perfil operacional do *trader*. Embora essas estratégias tenham demonstrado resultados promissores, os custos operacionais associados (como corretagem e imposto de renda) as tornaram menos vantajosas, além de apresentarem desempenho inferior quando comparadas ao modelo *B&H*.

Em (SILVA, 2018), foi desenvolvido o algoritmo *Thaler*, um protótipo de robô investidor que obtém dados históricos do mini contrato de dólar (WDO) em diferentes intervalos de tempo (1, 5, 15 e 30 minutos). Utilizando um solver fornecido na LIBSVM (biblioteca popular de aprendizado de máquina de código aberto), o algoritmo cria uma máquina de vetores de

suporte (SVM) para classificar regras de venda da AT. Este robô tem a capacidade de prever os sinais fornecidos pelos indicadores da AT e abrir posições de venda no mercado. Além disso, pode ser testado em uma conta real ou demo usando a ferramenta de negociação *MetaTrader5*, disponibilizada por várias corretoras. Os testes realizados mostraram que o robô investidor alcançou um rendimento financeiro significativo nos *backtests*, superando investimentos em renda fixa, como a Poupança, CDI e a taxa Selic. No entanto, o estudo evidencia que apenas a aplicação da SVM na classificação dos indicadores da AT não é suficiente para garantir um controle de risco eficaz. Além disso, não há uma definição automática do valor de *stop*, o que pode resultar em perdas financeiras quando a SVM não classifica corretamente os indicadores ou quando os sinais estão desatualizados.

(REIS, 2019a) propôs o PROFTS. A estrutura foi desenvolvida empregando uma abordagem de sistemas e técnicas de ML. As simulações foram realizadas no mercado de ações brasileiro, utilizando a estratégia de *B&H*. Para as análises, foram definidos dois tipos: análise técnica em conjunto com análise fundamentalista, e apenas análise fundamentalista. Além disso, foi implementado um sistema de detecção de falência para diferenciar as análises e comparar os resultados. O autor conclui que os resultados obtidos pelo PROFTS foram lucrativos. Os portfólios que empregavam mais de uma técnica de análise demonstraram ser estatisticamente superiores aos que se baseavam apenas em um indicador. Além disso, os portfólios que utilizavam o modelo de previsão de falência apresentaram um risco menor em comparação aos que não o utilizavam.

No estudo realizado por (DALLAQUA, 2019), é examinado o impacto psicológico no desempenho de um sistema de negociação financeira autônomo no contexto do *day trading*, dando um foco ao *design science*. Conclui-se que, mesmo em um sistema autônomo, o comportamento humano influencia a estratégia e a validação dos sistemas desenvolvidos, embora possa resultar em resultados inconsistentes que desmotivam muitos traders.

O trabalho de (CHAGUE; GIOVANNETTI, 2020) analisa a viabilidade de viver por meio do *day trade* com ações no Brasil. O texto aborda o crescente interesse de pessoas em viver do *day trading* no país. Os autores destacam possíveis razões para esse fenômeno, como o fácil acesso a cursos e salas de *day trade* online, além da isenção de corretagem por algumas corretoras. O propósito do estudo é apresentar evidências de que viver do *day trading* não é economicamente viável, revelando dados que indicam uma baixa probabilidade de obter uma renda significativa e uma alta chance de prejuízo, juntamente com uma deterioração no desempenho ao longo da

persistência nessa atividade.

O trabalho (NAWANI et al., 2020) tem como objetivo desenvolver uma plataforma de investimento baseada em ML. Sendo destinada a investidores novatos e experientes. Os usuários têm acesso a uma variedade de estratégias híbridas para auxiliar na pré-seleção de ações, fornecendo essencialmente um sistema de filtragem de ações. No estudo, são selecionadas ações do *S&P 500* após a aplicação de estratégias fundamentais e técnicas. Utiliza-se a técnica de aprendizado de máquina conhecida como LSTM para prever as tendências das ações selecionadas e é realizada uma análise de sentimento para avaliar a opinião pública sobre esses ativos.

(LACERDA, 2021) apresentou uma abordagem de AT e visualização de dados do mercado de ações, empregando Python. O autor utilizou dados históricos de preços de ações, realizou cálculos para diversos indicadores técnicos (IT), incluindo médias móveis, convergência-divergência da média móvel (MACD), On Balance Volume (OBV), um indicador estocástico de momento que mede a velocidade e a força das mudanças de preço em um ativo e Bandas de Bollinger. Esses indicadores foram aplicados com o objetivo de identificar sinais de compra e venda de ações. O trabalho buscou implementar e visualizar alguns dos principais indicadores da análise técnica em ações. Ao analisar os gráficos resultantes de cada um dos indicadores, foi possível observar confirmações de sinais de compra ou venda.

(SCHEREMETA, 2021) realizou um trabalho aplicando redes neurais *Multilayer Perceptron* (MLP) em operações na bolsa de valores, destacando que são capazes de auxiliar na maximização do capital, indicando o momento ideal de comprar ou de vender baseado no movimento do mercado. Durante o treinamento (2015-2019), alcançou taxas de acerto entre 87,36% a 93,53%. Na avaliação (2020), apresentou taxa média de acerto de 79,48%, mostrando eficiência e robustez mesmo em cenários de alta volatilidade, como a pandemia de COVID-19.

No trabalho feito por (SILVA, 2022a) , foi proposta a criação de um robô *trader* que emprega a estratégia do Índice de Força Relativa (IFR) para automatizar a negociação de ativos na bolsa de valores convencional. Utilizando o gráfico de velas (*CandleSticks*), o algoritmo foi implementado na plataforma *MetaTrader 4*, e os resultados foram avaliados por meio de execuções mensais. Concluiu-se que o algoritmo apresentou resultados satisfatórios na automação, embora com algumas ressalvas em relação aos cenários extremos.

O trabalho (FILHO; HEINEN, 2022) tem como objetivo facilitar a tomada de decisão de compra e venda de Bitcoin por meio de técnicas de IA, visando auxiliar os investidores no mercado de criptomoedas. Na AT, foram empregados os indicadores mais populares e

consolidados utilizados no mercado. Quanto às técnicas de IA, foram empregadas árvores de decisão, floresta aleatória e redes neurais artificiais. O modelo foi desenvolvido em *Python*, fazendo uso das bibliotecas disponíveis na linguagem para ML e análise de dados. Concluiu-se que o modelo alcançou resultados positivos de lucratividade a longo prazo ao utilizar as três técnicas de IA propostas. Como indicadores, foram utilizados RSI, MACD, Histograma MACD, Bandas de Bollinger e Estocástico.

Os principais trabalhos relacionados a proposta desta dissertação foram sumarizados na Tabela 1, em ordem cronológica decrescente de publicação. Foram extraídas das publicações somente informações úteis à comparação com o trabalho proposto.

A grande maioria dos trabalhos analisados não tem realizado estudos comparativos com outras estratégias. Observa-se que as estratégias de *stop gain* e *stop loss* foram aplicadas somente em (PIMENTA, 2017) e (DALLAQUA, 2019). Além disso, nos documentos analisados neste estudo bibliográfico, as estratégias propostas não conseguiram se destacar em relação ao *B&H*.

Tendo em vista as limitações discutidas, o objetivo desta dissertação é a proposição de estratégias para auxiliar na definição dos melhores momentos para se entrar no mercado de ações ou ficar de fora dele. De forma geral, essas estratégias propostas fazem uso da AT juntamente com ARIMA, Mann-Kendall, Sen's Slope e regressão linear para gerar sinais de operação. Cada uma dessas estratégias é empregada de maneira distinta, mas todas são analisadas para se poder comparar e se definir qual acaba sendo, em média, mais interessante de ser utilizada.

Tabela 1 – Resumo Comparativo dos Trabalhos Relacionados

| Trabalhos Relacionados | Objeto de estudo | Gerenciamento de Risco | Aplicação em Diversos Ativos | Implementações de Estratégias | Comparativo entre Estratégias |
|-----------------------------|------------------|------------------------|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| (FILHO; HEINEN, 2022) | Bitcoin | | | ML | |
| (SILVA, 2022a) | Forex | | | IFR | |
| (SCHEREMETA, 2021) | ação | | ✓ | | |
| (LACERDA, 2021) | ação | | | IT | |
| (MACHADO, 2020) | revisão | | | | |
| (NAWANI et al., 2020) | ação | | ✓ | ML | |
| (CHAGUE; GIOVANNETTI, 2020) | ação | | | | |
| (DALLAQUA, 2019) | ação | ✓ | | | |
| (REIS, 2019a) | ação | | | ML | |
| (SILVA, 2018) | Minicontrato | | | ML | Poupança, CDI e Taxa Selic. |
| (GOMES, 2018) | ação | | ✓ | AT | <i>B&H</i> |
| (RATHER et al., 2017) | revisão | | | | |
| (PIMENTA, 2017) | ação | ✓ | ✓ | PG | |
| (CAVALCANTE et al., 2016) | revisão | | | | |
| (PANARIELLO, 2016) | ação | | | Arbitragem Estatística | |
| (HSU et al., 2016) | índice de ação | | ✓ | ML | |
| (ADEBIYI et al., 2014) | ação | | | ANN | |
| (PETROKAS et al., 2012) | ação | | ✓ | AT | <i>B&H</i> |
| (WUERGES; BORBA, 2010) | análise empírica | | | | |
| Este Trabalho | ação | ✓ | ✓ | Regressão, MK e ARIMA | <i>B&H</i> |

3 Fundamentação Teórica

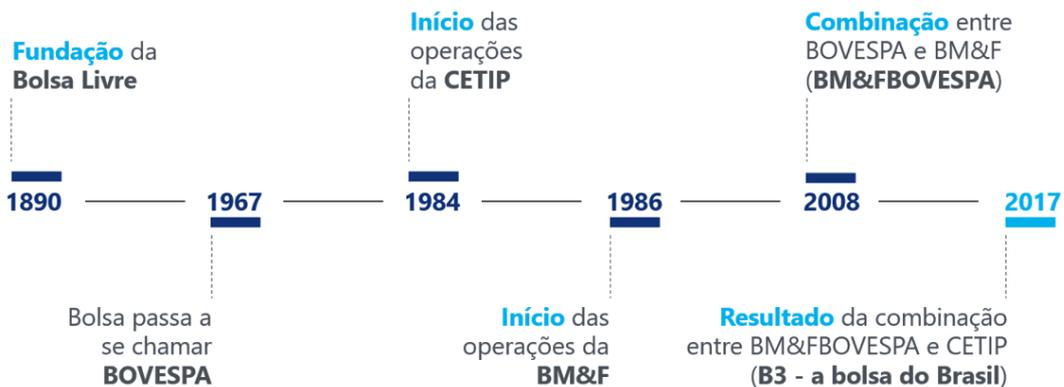
Este capítulo apresenta a fundamentação teórica necessária para uma melhor compreensão das estratégias de investimentos propostas.

3.1 Mercado de Capitais

O Sistema Financeiro Nacional (SFN) é dividido em quatro áreas principais: o mercado monetário, câmbio, crédito e o mercado de capitais (MC). Embora essas áreas tenham suas distinções, todas compartilham o objetivo comum de facilitar o fluxo financeiro na economia (CVM, 2019). Dado que este trabalho concentra-se especificamente no MC, as outras áreas não serão discutidas, pois estão fora do escopo desta pesquisa.

O MC é onde as empresas obtêm financiamento dos investidores através da emissão pública de ações ou debêntures da empresa. Nesse cenário, são os investidores que assumem os riscos das operações, o que tem despertado um interesse crescente em estudos nessa área. Para isso, os investidores dependem da infraestrutura das bolsas de valores para realizar suas operações. No Brasil, a única e atual bolsa de valores é a B3. Sua trajetória ao longo do tempo pode ser visualizada na Figura 1, que mostra desde sua criação como Bolsa Livre até sua formação atual (B3, 2024). É evidente que ao longo dos anos, a bolsa brasileira, com mais de um século de atuação, passou por várias fusões estratégicas consolidando suas operações.

Figura 1 – Linha do tempo histórica da bolsa de valores brasileira



Fonte: (B3, 2024)

Atualmente, além dos investidores nacionais, a B3 também atrai um grande fluxo de capital estrangeiro. Embora essa abertura tenha tido início em 1976, foi somente no final da década de 80 que ganhou maior expressão (CVM, 2019). Um marco importante dessa entrada de capital estrangeiro foi a emissão de *American Depositary Receipts* (ADR), que permite que empresas brasileiras sejam listadas em bolsas de valores de outros países.

No início, as ordens de compra e venda dos investidores eram executadas verbalmente por operadores, utilizando cartões, o que deu origem ao pregão viva voz. No entanto, esse sistema mostrou-se pouco eficiente, levando ao surgimento do pregão eletrônico. A transição completa do pregão viva voz para o eletrônico ocorreu em 2005 na Bovespa e em 2009 na BM&F (REIS, 2019b). Conforme essa transição avançava, as limitações do pregão viva voz foram sendo superadas.

Durante o período do pregão viva voz, o MC era predominantemente dominado por empresas (pessoas jurídicas). No entanto, sua democratização teve início com a introdução do *home broker* em 1999, permitindo que pequenos e médios investidores participassem da bolsa (AMORIM et al., 2011)(GUTMAN et al., 2014). De acordo com (AMORIM et al., 2011), esse momento pode ser considerado o ponto inicial da entrada de pessoas físicas na bolsa brasileira. Como resultado, o número de corretoras no Brasil que disponibilizavam o *home broker* cresceu significativamente, passando de 6 em 1999 para 60 em 2011 (GUTMAN et al., 2014). Em agosto de 2020, havia 90 corretoras listadas na B3, das quais 39 ofereciam o serviço de *home broker* (B3, 2020).

Por sua vez, a estrutura de negócios da B3, responsável pelas negociações, é dividida em dois setores distintos: Bovespa e BM&F. Segundo o estudo fornecido pela (CVM, 2019), o segmento Bovespa engloba o mercado de ações, valores mobiliários de renda variável e títulos de renda fixa. Já no segmento BM&F são negociados derivativos de mercadorias e futuros, incluindo contratos agropecuários e financeiros.

3.2 Ações

Uma ação representa uma fração do capital de uma empresa e oferece potencial financeiro aos investidores. Ao adquirir uma ação, o investidor se torna coproprietário da empresa, o que pode resultar em remuneração dependendo da capacidade da empresa de gerar lucros. O retorno financeiro pode ocorrer a médio e longo prazo, seja através do recebimento de dividendos da

empresa ou da venda da ação por um valor superior ao momento da aquisição (SUTTER, 2018).

3.3 Análise Técnica

Atualmente, os investidores dispõem de várias ferramentas para analisar ações. Não há uma abordagem única sobre qual estratégia é a melhor, uma vez que cada uma tem seus próprios objetivos. O principal objetivo dos investidores é maximizar os lucros e minimizar os riscos. Para alcançar isso, eles utilizam técnicas e metodologias para prever o movimento dos preços, muitas vezes baseando-se em experiência pessoal e intuição para tomar decisões, o que revela certas limitações. Porém, existem dois meios de análise de mercado. As Análises Fundamentalista e Técnica. Na análise fundamentalista, os investidores avaliam a saúde financeira e as perspectivas de uma empresa, levando em consideração fatores econômicos e seu desempenho, como relatórios contábeis e demonstrações financeiras. Por outro lado, na análise técnica, os investidores examinam gráficos e dados de preços das ações, sem considerar fatores externos, como questões políticas ou sociais, concentrando-se na identificação de padrões de tendências (ABE, 2018).

A AT utiliza informações passadas de ativos financeiros, como preço e volume, para criar indicadores sobre o comportamento futuro desses ativos. Isso é feito por meio de técnicas de inferência, incluindo: 1) Análise Computadorizada, que procura identificar pontos de compra e venda com base em observações estatísticas, como Índice de Força Relativa (IFR), Médias Móveis, Osciladores, Estocástico, entre outros; e 2) Análise Gráfica, que se concentra na interpretação de configurações típicas de alta ou baixa nos movimentos de preços (reconhecimento de padrões gráficos), destacando-se Canais, Ombro-Cabeça-Ombro e Padrões de *Candlestick* (BOAINAIN, 2007).

3.3.1 Fundamentos da análise técnica

De acordo com (FERNANDES, 2014), a análise técnica teve origem no século XV com os especuladores chineses, que observavam as flutuações resultantes da oferta e demanda do arroz. Essa prática foi posteriormente refinada no Japão, onde estudos demonstraram sua eficácia na obtenção de lucros no mercado de renda variável. A partir desse ponto, a análise técnica começou a ser amplamente aplicada em diversos ativos, incluindo moedas, ouro, entre outros.

Ainda de acordo com (FERNANDES, 2014) a definição formal da análise técnica é um

conjunto de métodos e ferramentas que visa identificar tendências futuras por meio da observação do comportamento passado do mercado. É importante notar que ao observar o gráfico dos preços de uma ação, todos os fatores externos, como projeções sobre as empresas, notícias, situação econômica do país, política, crises mundiais e até mesmo pandemias, influenciam nos preços das ações. Todos esses elementos se manifestam no desenho do gráfico.

O objetivo da análise técnica é prever o movimento de uma ou mais ações, reconhecendo que as decisões humanas não são infalíveis. O mercado é impulsionado por um grande número de indivíduos, cada um tomando suas próprias decisões, que se acumulam. O resultado dessa acumulação pode ser um consenso ou um desequilíbrio, influenciando a direção do gráfico das ações. O comportamento do mercado é influenciado por fatores psicológicos e econômicos, como evidenciado por padrões observados no passado que tendem a se repetir.

3.3.2 Psicologia de Mercado

O campo das finanças comportamentais emergiu no final da década de 1970, concentrando-se principalmente no estudo do comportamento humano diante de situações de risco. Um dos nomes mais proeminentes e respeitados na área da *behavioral finance* (é um campo de estudo que combina psicologia com finanças para entender como as emoções e comportamentos humanos afetam as decisões financeiras e os mercados) é o psicólogo Daniel Kahneman, laureado com o Prêmio Nobel de Economia por suas pesquisas. Em seu livro de 2011, ([KAHNEMAN; EGAN, 2011](#)) explora suas principais ideias sobre como nossa mente desempenha um papel crucial na tomada de decisões. Ele identifica duas formas principais pelas quais nossa mente processa decisões racionais:

- O sistema 1, conhecido como "pensamento rápido", é caracterizado por avaliações instantâneas de situações, pensamentos subconscientes e processamento primordialmente realizado na amígdala cerebral. De acordo com esse sistema, a mente não pondera cada palavra pela sua relevância, sendo mais associado ao "pensamento intuitivo".
- Já o sistema 2, também conhecido como "pensamento lento" para Kahneman, é processado no córtex pré-frontal do cérebro e se caracteriza pela análise mais profunda das situações. Esse sistema entra em ação para monitorar o Sistema 1 sempre que surgem situações de maior complexidade.

A aversão às perdas é um dos conceitos fundamentais das finanças comportamentais

(KAHNEMAN; EGAN, 2011). Isso porque os investidores tendem a valorizar as perdas de forma mais intensa do que os ganhos, devido à sensação emocional negativa associada às perdas. Esse viés cognitivo, que emerge das heurísticas, leva a uma percepção irracional e subjetiva dos valores. Ao considerar as expectativas relacionadas ao *trading*, é possível compreender melhor a dor emocional causada pelas perdas.

Portanto, acreditar no mercado de forma probabilística elimina a pressão sobre o operador de estar sempre certo para obter sucesso em uma operação. Ao manter expectativas moderadas e uma interpretação neutra dos sinais do mercado, as informações deixam de ser percebidas como negativas ou ameaçadoras quando são contrárias, o que reduz os danos psicológicos e aumenta a probabilidade de consistência nos ganhos para o indivíduo.

Outra consequência significativa do Sistema 1 é sua propensão a gerar respostas em situações de falta de informação (KAHNEMAN; EGAN, 2011). Em geral, indivíduos comuns possuem conhecimento limitado sobre os mercados financeiros, mas ainda assim têm a sensação de saber muito sobre o assunto. Por esses motivos, ter um sistema automático que auxilie na tomada de decisões é bastante relevante, pois pode prevenir que o investidor cometa erros comuns, como: (i) comprar ativos quando os preços estão a cair (tendência de baixa) e vender durante um pânico vendedor (quando os preços estão em queda devido ao medo dos investidores) ou (ii) comprar ativos a preços desproporcionais, próximo dos picos de mercado, quando os preços estão mais elevados.

Vários tipos de comportamento foram observados por diferentes pesquisadores, como aversão a perdas, excesso de confiança, otimismo exagerado e reações a novidades no mercado. Esses padrões de comportamento podem ser identificados nas decisões de investimento, visando compreender as motivações psicológicas dos indivíduos que atuam no mercado financeiro, especialmente em áreas mais arriscadas, como as operações de curto prazo (*day trade*) no mercado de renda variável.

A teoria das finanças comportamentais não nega que a maioria das decisões econômicas seja tomada de forma racional e deliberada. No entanto, ela destaca que, se não considerarmos as decisões emocionais e automáticas, os modelos econômicos seriam incompletos para explicar o funcionamento dos mercados. Nesse sentido, a teoria das finanças comportamentais é vista como a base teórica da análise técnica (LEMOS, 2017).

3.3.3 Preços de abertura, fechamento, volume e pontos de máxima e mínima

Os gráficos que serão vistos, apresentarão os termos preço de abertura, preço de fechamento, e volume (SMIGEL, 2023). A seguir, são apresentadas as definições de cada um desses temas. 1. Preço de abertura: Este termo refere-se ao preço estimado de um ativo no momento da abertura da bolsa de valores em um dia específico. Normalmente, o preço tende a ser o mesmo ou similar ao preço de fechamento do dia anterior. No entanto, fatores como relatórios de rendimento, entre outros, que podem ser divulgados após o fechamento da bolsa, podem ter uma influência direta sobre esse valor.

2. Preço de fechamento: Este termo diz respeito ao preço de um ativo específico quando a bolsa de valores encerra as transações do dia, representando a última ordem de compra e venda executada.

3. Volume: O volume representa a quantidade negociada de um determinado ativo financeiro em um período específico de tempo. No caso de ações, o volume representa o número de ações vendidas. Enquanto para títulos, é baseado na quantidade de contratos que mudaram de mãos.

4. Pontos de máxima e mínima: O valor do ponto de máxima e mínima consiste no maior e menor preço, respectivamente que uma venda daquele ativo foi efetuada no período de tempo. Os usos mais comuns de análise do ponto de máxima e mínima são diários e os de 52 semanas, que consiste no maior e menor valor de transação no período de um ano.

3.3.4 Tipos de Gráficos

(SCHWAGER, 1999) explica que os gráficos de preços são a principal ferramenta do analista técnico. Embora existam vários formatos, a maioria dos gráficos utiliza um sistema de grade, onde o eixo X representa o tempo e o eixo Y representa o preço. A escala de tempo do eixo X pode ser ajustada de acordo com o período de dados que se deseja analisar, podendo ser configurada em diferentes intervalos, como anual, mensal, semanal, diário (o mais comum) e intradiário (por exemplo, 60 minutos, 30 minutos, etc.).

Há três tipos principais de gráficos usados para visualizar o histórico de preços:

1. Gráfico de linha: esse gráfico é uma representação visual da trajetória de preços de ativos, conectando uma série de pontos de dados em uma linha contínua (THOMPSON, 2024). Este tipo de gráfico é o mais simples e comumente utilizado na área financeira, geralmente

retratando apenas o preço de fechamento ao longo do tempo, como ilustrado na Figura 2.

Os gráficos de linha podem ser aplicados em diferentes intervalos de tempo, mas são frequentemente empregados em mudanças de preço diárias. Sua principal vantagem é a simplicidade, eliminando "ruídos" que consistem em dados menos relevantes do dia, como preços de abertura, máxima e mínima. Essa simplificação pode ser útil para iniciantes ou em situações de análise conflituosa, evitando a sobrecarga de informações.

Figura 2 – Exemplo gráfico de linha



Fonte:([TRADINGVIEW](#), 2024)

2. Gráfico de barra: esse gráfico apresenta múltiplas barras de preço, cada uma representando a variação do preço de um ativo ou título ao longo de um período específico de tempo ([MITCHELL, 2024](#)). Cada barra exibe o preço de abertura, alta, baixa e fechamento do ativo, embora seja possível ajustá-la para omitir o preço de abertura, se necessário. Um exemplo desse tipo de gráfico pode ser observado na Figura 3.

Cada barra é composta por uma linha vertical que indica o intervalo entre o preço mais alto e o mais baixo alcançado durante o período considerado. O preço de abertura é representado por uma pequena linha horizontal à esquerda da linha vertical, enquanto o preço de fechamento é representado por uma linha à direita da linha vertical. Em alguns casos, quando o preço de fechamento é superior ao preço de abertura, a barra pode ser colorida de preto ou verde; caso contrário, ela pode ser vermelha. Essa codificação por cores é uma ferramenta comumente disponível em diversas plataformas de negociação.

Figura 3 – Exemplo gráfico de barras



Fonte:([TRADINGVIEW](#), 2024)

3. Gráfico de Velas: Os Candlesticks, conhecidos também como velas japonesas, têm sua origem em uma técnica ancestral de análise gráfica que surgiu no Japão no século XVIII. Essa técnica foi creditada a Munehisa Honma¹, um comerciante de arroz japonês, sendo concebida para avaliar os preços do arroz na Bolsa de Osaka. Ao longo dos séculos, esta metodologia evoluiu, tornando-se uma ferramenta indispensável para a análise técnica dos mercados financeiros globais.

A popularidade dos candlesticks cresceu gradualmente, sendo introduzida no mundo ocidental por Steve Nison durante a década de 1980. No início dos anos 1990, Nison lançou o livro "Japanese Candlestick Charting Techniques", que se tornou um guia fundamental sobre o assunto.

Os métodos convencionais de análise gráfica no Ocidente historicamente recorriam a barras ou pontos/figuras para retratar os movimentos dos preços dos ativos ([NISON, 2003](#)). No

¹ ([NISON, 2003](#)) relata que, por volta de 1750, a cidade portuária de Osaka se destacava como o principal centro comercial do Japão Feudal. Nesse contexto, Yodoya Keian emergiu como uma das figuras mais poderosas do país, estabelecendo em seu próprio jardim o primeiro local oficial de comércio de arroz, que viria a constituir a bolsa de comércio de arroz Dojima. Apesar dos esforços do governo japonês para reprimir o poder dos comerciantes de arroz, essa bolsa conseguiu consolidar-se como uma instituição relevante.

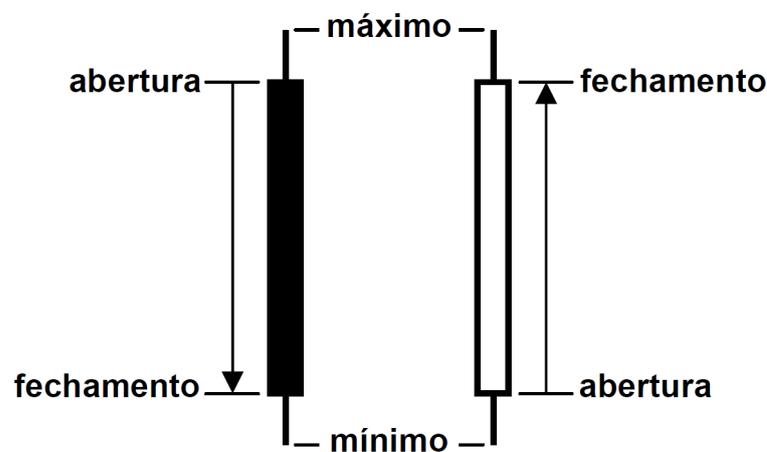
Nessa mesma época, ao assumir o controle das fazendas de arroz de sua família, Munehisa Honma, que mantinha registros detalhados sobre as condições climáticas, as negociações realizadas e os preços do arroz, empreendeu esforços para compreender a psicologia dos investidores. Para tanto, ele estudou esse histórico minuciosamente, inclusive os registros realizados no jardim de Yodoya. As teorias desenvolvidas por Honma o levaram a dominar a bolsa de Dojima, acumulando uma grande fortuna e recebendo o título de Samurai.

entanto, os japoneses já haviam desenvolvido seu próprio estilo de análise técnica no mercado de arroz mais de cem anos antes desses métodos ocidentais surgirem, através do Candlestick, que apesar de sua antiguidade, vem ganhando destaque no Ocidente. A estrutura econômica da época impulsionou os negociantes japoneses a buscarem maneiras eficazes de prever os preços, tornando-os pioneiros no uso da análise gráfica por volta de 1750.

Uma vela, exemplificado na Figura 4, ilustra as cotações máxima, mínima, de abertura e de fechamento de cada dia ou unidade de tempo. O corpo da vela, a parte mais espessa, representa o intervalo entre as cotações de abertura e fechamento.

O corpo da vela preta, vermelha ou sólida indica que o preço de fechamento foi menor que o de abertura. Enquanto o corpo branco, azul, verde ou vazio sugere que o preço de fechamento foi maior que o de abertura, ou seja, o preço de fechamento do dia foi superior ao de abertura. Os segmentos acima e abaixo do corpo são denominados sombras e retratam as cotações máxima e mínima do dia, respectivamente.

Figura 4 – Interpretação do Candle



Fonte: (NISON, 2003)

Um exemplo dessa representação pode ser observado na Figura 5.

Figura 5 – Exemplo gráfico de velas



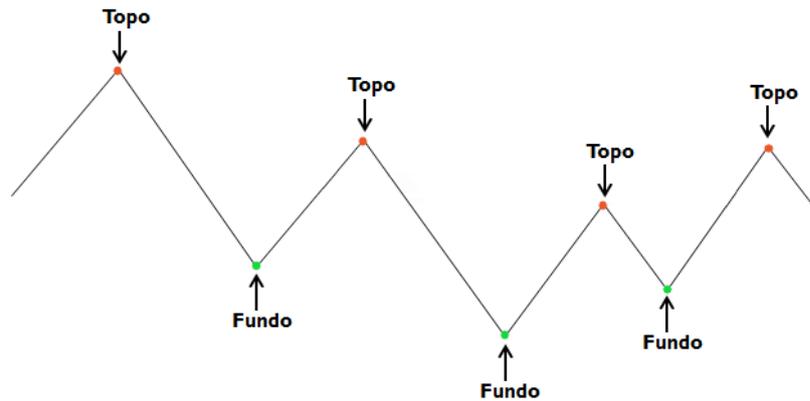
Fonte: (TRADINGVIEW, 2024)

3.3.5 Indicadores Técnicos

Além dos dados de preços dos ativos exibidos no gráfico, a AT também faz uso de indicadores técnicos que auxiliam os investidores na tomada de decisões. Um exemplo simples de indicador é o volume de negócios, que representa a quantidade de operações ou o volume financeiro negociado em um determinado período. Outro indicador comum são as médias móveis, que representam o valor médio dos preços nos últimos n períodos observados. Existem muitos outros indicadores amplamente utilizados no mercado, desenvolvidos por especialistas e adotados por investidores ao longo de décadas, como o Índice de Força Relativa (IFR), MACD e OBV (NORONHA, 2012). Além disso, qualquer operador do mercado pode desenvolver seu próprio indicador utilizando os dados disponíveis e realizando os cálculos que considerar relevantes.

O principal indicador empregado neste estudo é o indicador de topos e fundos. Isso ocorre porque é com base nesse indicador que são determinados os pontos de entrada e saída em uma operação na estratégia adotada. Para ilustrar, um exemplo de topos e fundos está representado na Figura 6.

Figura 6 – Exemplos de topos e fundos.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na análise gráfica, os extremos identificados em um gráfico são comumente referidos como topos e fundos (MATSURA, 2020). Um topo indica o ponto máximo alcançado durante um período específico (maior preço), enquanto um fundo representa o ponto mínimo atingido (menor preço). Esses pontos desempenham um papel essencial na identificação de padrões e movimentos distintivos na análise técnica, como demonstrado na Figura 6.

Os topos e fundos são úteis para determinar os pontos de entrada e saída das operações, especialmente porque representam áreas de preço apropriadas para definir o *stop loss*, que é crucial para proteger o capital investido. Espera-se que um fundo atue como um suporte de preços, ou seja, um nível no qual o mercado pode encontrar dificuldade para diminuir os preços ainda mais, enquanto os topos podem agir como resistência de preços - níveis nos quais o mercado pode ter dificuldade em ultrapassar para cima. Com base nessas características, é possível desenvolver estratégias de negociação que se baseiem na confirmação ou frustração dessas expectativas.

3.3.6 Tendência

A tendência representa a direção na qual o mercado está se deslocando (MURPHY, 1999). No entanto, os preços de mercado não seguem trajetórias uniformes, mas sim uma sequência de movimentos ondulatórios. Essas oscilações são como uma sucessão de ondas com topos e fundos, indicando a direção da tendência. Essa tendência pode se manifestar em três direções: para cima, para baixo e para o lado.

Na tendência de alta, os pontos máximos são maiores que os anteriores, assim como os pontos mínimos. Na tendência de baixa, os preços atingem pontos máximos inferiores aos

anteriores, assim como os pontos mínimos. Na tendência lateral, também chamada de zona de congestão ou intervalo de negociação, os topos e fundos são horizontais, oscilando entre uma faixa superior e uma inferior. Esse movimento lateral indica um equilíbrio entre oferta e demanda no mercado. De acordo com uma estimativa conservadora, essa falta de tendência corresponde a aproximadamente um terço do tempo de negociação. A Figura 7, mostra um exemplo de uma tendência de alta no gráfico diário das ações da CSN (CSNA3).

Figura 7 – Exemplo da formação de uma tendência de alta



Fonte: (TORO, 2022)

A linha de tendência de baixa é justamente o oposto da anterior. Nesse caso, os vendedores ganham a quebra de braço com os compradores. Assim sendo, o próximo topo deve estar abaixo do anterior e esse padrão se repete várias vezes, confirmando a força da tendência. A Figura 8 mostra a tendência de baixa que durou de junho a dezembro de 2021 no Ibovespa.

Figura 8 – Exemplo da formação de uma tendência de baixa



Fonte: (TORO, 2022)

Por último, existe a situação em que o mercado não apresenta uma tendência clara, ou seja, não está em alta e nem em baixa. Nesse contexto, na linguagem do mercado financeiro, diz-se que está lateralizado ou "de lado". Veja um exemplo desta situação no gráfico de 60 minutos das ações da EcoRodovias (ECOR3).

Figura 9 – Exemplo da formação de uma tendência lateralizada

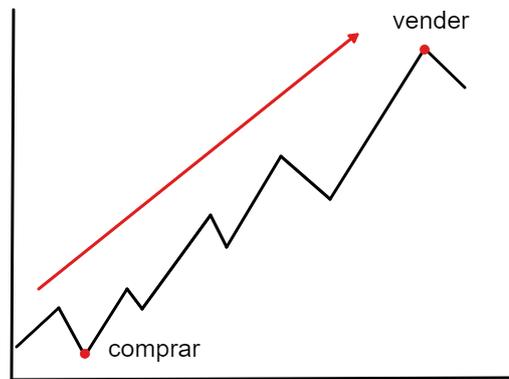


Fonte: (TORO, 2022)

O objetivo do investidor é identificar essas tendências para comprar quando os preços

estão baixos, durante uma reversão de alta, e vender quando estão altos, durante uma reversão de baixa, visando obter lucro.

Figura 10 – Exemplo de compra e venda



Fonte: Elaborada pelo autor.

É crucial distinguir essa zona de congestionamento, pois muitas vezes confunde os investidores e torna difícil a obtenção de lucros, exigindo diferentes estratégias de operação. Dependendo do investidor e de seus objetivos, é possível explorar diferentes movimentos. Por exemplo, os investidores institucionais, com grandes somas sob gestão, geralmente têm uma perspectiva de longo prazo e não são tão ágeis para aproveitar as pequenas oscilações de um mercado lateral quanto os investidores de curto prazo.

A maior parte das ferramentas e estratégias são projetadas para seguir tendências, mas elas não são eficazes em movimentos laterais; é aí que muitos investidores se frustram. Geralmente, a opção mais sensata nessa situação é ficar fora do mercado.

3.3.7 Risco

O risco é uma realidade inevitável em todas as transações de ativos, tanto para investidores quanto para empresas (BODIE et al., 2013). Mesmo que o nível de risco possa ser ajustado de acordo com o tipo de investimento desejado, como no caso de uma empresa automobilística que constrói uma nova fábrica, não há garantia de que essa fábrica gerará um fluxo de receita que justifique totalmente seu investimento. Nesse contexto, o mercado financeiro permite que a empresa transfira esse maior risco aos investidores interessados, os quais acreditam que esse risco resultará em maiores retornos a longo prazo. Enquanto os investidores mais conservadores

podem optar por evitar esse tipo de investimento, e assim podem preferir apenas aqueles de menor risco, como títulos de renda fixa.

Este sistema também é vantajoso para empresas de menor porte que buscam captar capital para investimentos iniciais. Cada empresa pode oferecer uma variedade de riscos e garantias para diferentes tipos de investidores, o que facilita a formação do portfólio de ativos da empresa.

O aspecto psicológico dos *traders* de sucesso, onde aprender a lidar com o risco pode ser desafiador, especialmente para os traders, considerando as possíveis perdas financeiras decorrentes de seus próprios erros (DOUGLAS, 2018). Essa aversão ao risco é uma das principais barreiras para o sucesso dos *traders* iniciantes. É essencial aceitar o risco e manter o foco no mercado sem se deixar influenciar emocionalmente por perdas ou riscos, uma característica fundamental dos profissionais bem-sucedidos nesta área.

3.3.8 Gerenciamento de Risco

O controle de risco diz respeito às estratégias que um *trader* pode adotar para reduzir a possibilidade de perdas em suas operações. Isso envolve definir limites de perda para cada negociação, diversificar o portfólio de operações e empregar métodos de gestão financeira para assegurar que as perdas permaneçam dentro de um limite pré-determinado. O gerenciamento de risco é crucial em todas as formas de negociação, porém, torna-se especialmente essencial devido à natureza de volatilidade do mercado (LOGUE, 2024).

O *stop loss* é uma ordem utilizada pelos *traders* para fechar automaticamente uma posição quando o preço atinge um nível específico. Essa ferramenta é fundamental no gerenciamento de risco, pois ajuda a evitar que as perdas ultrapassem um limite predeterminado. Por exemplo, um *trader* pode definir um *stop loss* em uma posição caso o movimento do mercado vá contra sua previsão, permitindo que a posição seja fechada automaticamente se o preço continuar nessa direção e atingir um determinado nível. Isso contribui para minimizar as perdas e evitar que o *trader* perca mais do que o planejado.

O *stop gain* é uma ordem utilizada para garantir lucros ao fechar automaticamente uma posição quando o preço atinge um nível desejado. Essa ferramenta é valiosa, pois permite que o *trader* capitalize um movimento favorável de preço sem a necessidade de monitorar constantemente o mercado. Por exemplo, um *trader* pode definir uma ordem de *stop gain* em uma posição lucrativa, fechando-a automaticamente se o preço continuar a subir e atingir um

certo nível. Isso ajuda a maximizar os ganhos e evita que o trader perca os lucros caso o preço comece a cair.

3.4 Regressão Linear

A regressão linear simples é uma técnica estatística usada para modelar a relação entre uma variável independente (X) e uma variável dependente (Y) (KUTNER et al., 2005) e (MONTGOMERY et al., 2021). É chamada de "linear" porque assume que existe uma relação linear entre as duas variáveis, ou seja, o valor de Y pode ser expresso como uma função linear de X. A equação da regressão linear simples pode ser representada da seguinte forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon \quad (3.1)$$

Onde:

- Y é a variável dependente (preços de fechamento);
- X é a variável independente (dias consecutivos).
- β_0 é o intercepto da reta (valor de Y quando X é zero);
- β_1 é o coeficiente de inclinação da reta (mudança em Y para cada unidade de mudança em X);
- ϵ é o erro aleatório, que representa a variação não explicada pela relação linear entre X e Y.

O objetivo da regressão linear é estimar os valores dos coeficientes β_0 e β_1 de forma que o modelo se ajuste melhor aos dados observados. Isso é feito minimizando a soma dos quadrados dos resíduos (SQE), também conhecida como a soma dos quadrados dos erros (SSE):

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_i))^2 \quad (3.2)$$

onde n é o número de observações.

3.4.1 Coeficiente de determinação R^2

O coeficiente de determinação R^2 na regressão linear simples é uma medida estatística que indica o quão bem os valores observados de uma variável dependente são explicados

pela variável independente na regressão. O R^2 é calculado como a proporção da variação na variável dependente que é explicada pela variável independente. Matematicamente, é dado por:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (3.3)$$

Onde:

- SSE é a soma dos quadrados dos erros (soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os valores preditos pela regressão).
- SST é a soma total dos quadrados (soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e a média dos valores observados).

Um valor de R^2 próximo a 1 indica que a variável independente explica uma grande parte da variação na variável dependente, enquanto um valor próximo de 0 indica que a variável independente não explica a variação na variável dependente (MONTGOMERY et al., 2021).

3.5 Mann-Kendall

O teste não paramétrico de Mann-Kendall (MK) é amplamente empregado na identificação de tendências em dados temporais (MANN, 1945) e (KENDALL, 1948). Vários estudos confirmam resultados consistentes ao empregar esse teste, embora enfatizem sua aplicabilidade na detecção de tendências monotônicas (PORTELA et al., 2011). Essas tendências, perceptíveis visualmente em gráficos de séries temporais, revelam uma direção clara nos dados ao longo do tempo. Esse teste é de grande importância na análise de dados e pode ser valioso na previsão de futuros valores e na tomada de decisões em diversos campos, incluindo economia, finanças, ciências ambientais e saúde pública.

MK é uma ferramenta robusta para testar tendências e foi desenvolvido para avaliar a hipótese nula (H_0) de ausência de tendência (CHEBANA et al., 2013). Conforme descrito por (YUE et al., 2002) e (WAGESHO et al., 2012), dada uma série (X_1, X_2, \dots, X_n) proveniente de uma amostra de n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, a estatística do teste MK é dada por:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sinal}(X_j - X_i) \quad (3.4)$$

onde X_i representa os valores da série, em geral tomados em intervalos de tempo anuais, i e j são os índices de tempo, e n é o número de elementos da série. O termo $\text{sinal}(X_j - X_i)$ é determinado por:

$$\text{sinal}(X_j - X_i) = \begin{cases} +1 & \text{se } (X_j - X_i) > 0 \\ 0 & \text{se } (X_j - X_i) = 0 \\ -1 & \text{se } (X_j - X_i) < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

(MANN, 1945) e (KENDALL, 1948) explicitam que a estatística S segue aproximadamente uma distribuição normal para $n \geq 8$. Para dados sem elementos vinculados (valores iguais), a estatística de teste apresenta média $E(S)$ e variância $Var(S)$ dadas respectivamente por:

$$E(s) = 0 \quad (3.6)$$

$$Var(s) = (1/18) \times [n \times (n - 1) \times (2n + 5)] \quad (3.7)$$

Caso haja pontos vinculados, a variância é corrigida pela seguinte expressão:

$$Var(s) = (1/18) \times \left[n \times (n - 1) \times (2n + 5) - \sum_{p=1}^q tp \times (tp - 1) \times (2tp + 5) \right] \quad (3.8)$$

na qual tp denota o número de pontos vinculados de índices p até q .

A significância do teste MK pode ser verificada através de um teste bilateral, com estatística padronizada Z_{MK} expressa por:

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{Var(s)}} & se \ S > 0 \\ 0 & se \ S = 0. \\ \frac{S+1}{\sqrt{Var(s)}} & se \ S < 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

A hipótese nula (H0), para ausência de tendência na série, é rejeitada caso $|Z_{MK}| > Z_{\alpha/2}$, onde α é o nível de significância adotado e $Z_{\alpha/2}$ é o valor da distribuição normal padrão com probabilidade de excedência de $\alpha/2$. O sinal de $|Z_{MK}|$ indica se a tendência é crescente ($|Z_{MK}| > 0$) ou decrescente ($|Z_{MK}| < 0$).

O p-valor da estatística S para os dados da amostra pode ser estimado pela probabilidade acumulada da distribuição normal, considerando que se $p \leq \alpha$, o teste apresenta evidências para rejeição de H0, sugerindo a presença de tendências na série.

3.6 Estimador de declive de Sen's Slope

Apesar da eficiência do teste de Mann-Kendall, ele não fornece a magnitude das tendências detectadas, podendo ser complementado pelo estimador de declive proposto por Sen (SEN, 1968). Esse estimador (PORTELA et al., 2011) e (TAO et al., 2014), é calculado através da estatística Q , dada por:

$$Q_{ij} = \frac{X_j - X_i}{j - i} \text{ com } i < j \quad (3.10)$$

onde X_i e X_j representam os valores da variável em estudo nos anos i e j . Valor positivo ou negativo para Q indica tendência crescente ou decrescente, respectivamente. Se há n valores na série analisada, então o número de pares estimados de Q é dado por $N = n(n - 1)/2$. O estimador de declive de Sen é a mediana dos N valores de Q_{ij} .

3.7 Modelo ARIMA

O modelo ARIMA, conhecido como metodologia Box-Jenkins (1976), é útil para prever padrões em séries temporais (BOX et al., 2015). Essa abordagem é univariada, ou seja, ela

explica apenas a variação da série ao longo do tempo. O método ARIMA combina três filtros: autorregressivo (AR), de integração (I) e de médias móveis (MA) (MORETTIN; TOLOI, 2006). Esse método passa por quatro etapas: identificação, estimação, verificação e previsão. Na identificação, são determinados os filtros (p, d, q) analisando os correlogramas, que são gráficos que mostram a relação entre as observações em uma série temporal e seus valores passados, ajudando a identificar padrões de autocorrelação. Na estimação, são calculados os parâmetros apropriados dos termos AR e MA. Na verificação, usamos critérios de informação como o Akaike e o bayesiano de Schwarz (BIC) para garantir que o modelo se ajuste bem à série. No modelo, o BIC foi escolhido em vez do AIC devido ao ajuste excessivo e à presença de parâmetros não significativos que o AIC pode apresentar. Por fim, na previsão, o ARIMA mostra sua capacidade de prever a curto prazo, muitas vezes sendo mais confiável que métodos econômicos tradicionais.

3.7.1 Pymannkendall

A biblioteca pymannkendall (PYMANNKENDALL, 2024) é uma ferramenta em Python que oferece uma implementação pura do teste de tendência não paramétrico conhecido como Mann-Kendall. Esse teste é amplamente utilizado para analisar séries temporais em busca de tendências consistentemente crescentes ou decrescentes, também chamadas de tendências monotônicas.

Dentro da biblioteca foi adotado a função `original_test` que retorna os seguintes valores:

- **Trend:** informa a tendência. A saída possível inclui aumento, diminuição ou nenhuma tendência.
- **h:** Verdadeiro se a tendência estiver presente. False se nenhuma tendência estiver presente.
- **p:** O valor p do teste.
- **z:** A estatística de teste de normalização.
- **Tau:** Kendall Tau.
- **s:** pontuação de Mann-Kendal
- **var_s:** Variância S
- **slope:** estimador/inclinação de Theil-Sen
- **inpercept:** Intercepto da linha de Kendall-Theil

3.7.2 Statsmodels

A função "arima.model" da biblioteca statsmodels ([STATSMODELS, 2024](#)) é usada para ajustar um modelo ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) aos dados de séries temporais. O método é responsável por estimar os parâmetros do modelo ARIMA, que incluem os coeficientes autorregressivos (AR), de média móvel (MA) e o número de diferenças necessárias para tornar a série temporal estacionária. Durante o ajuste, a função utiliza um método para encontrar os valores dos parâmetros que melhor descrevem a dinâmica dos dados. O resultado do ajuste é um objeto que contém informações sobre os parâmetros estimados, estatísticas do modelo, e diagnósticos que ajudam a avaliar a adequação do modelo aos dados observados. Esse ajuste é essencial para prever futuros valores da série temporal com base nos padrões identificados no histórico.

3.8 Dash

A biblioteca Dash ([DASH, 2024](#)) é uma ferramenta de desenvolvimento em Python poderosa que possibilita a criação ágil e eficiente de aplicações web interativas. Com ela, é possível construir interfaces gráficas complexas e dinâmicas sem a necessidade de conhecimentos avançados em HTML, CSS ou JavaScript. Baseado no framework Flask, Dash utiliza a biblioteca de visualização de dados Plotly para gerar gráficos e elementos interativos.

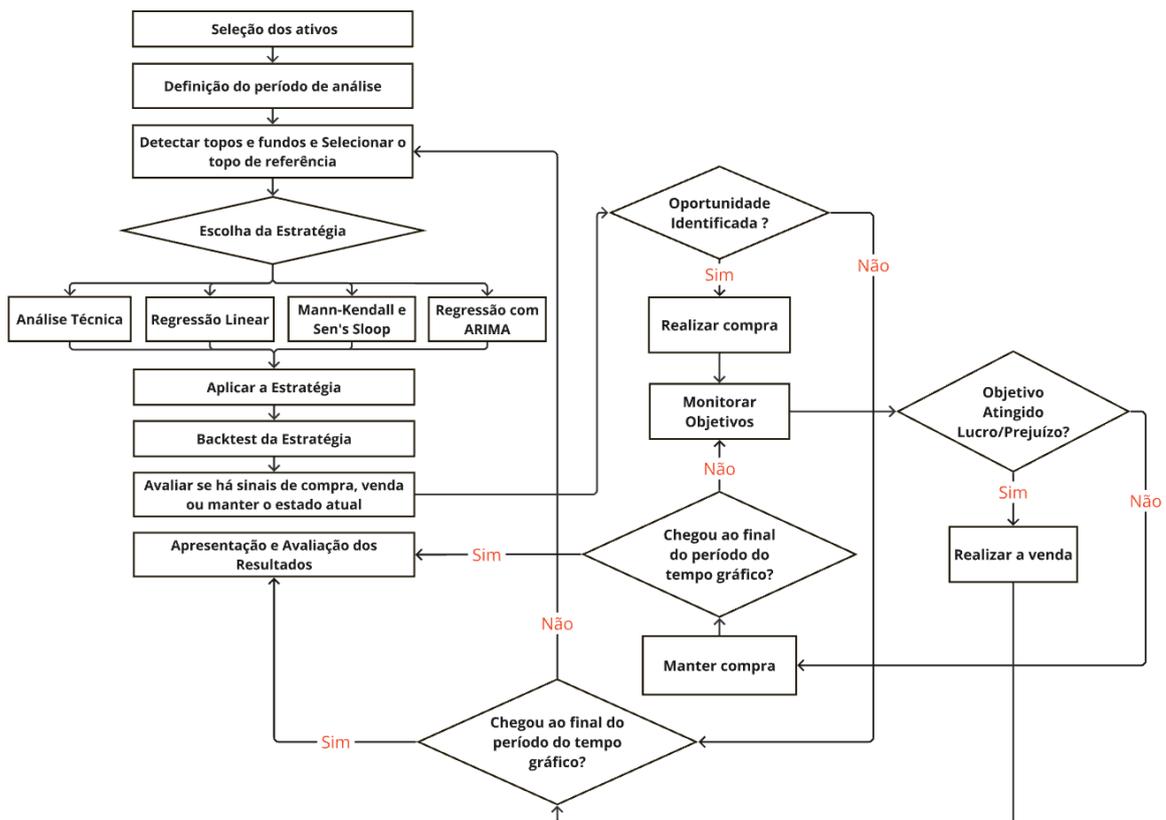
3.9 Considerações Finais

Esse capítulo apresentou os conteúdos essenciais para a definição da estratégia utilizadas nos algoritmos de investimento propostos neste trabalho. Esta estratégia permitirá, por exemplo, gerar os sinais das operações, definir os *stops* ou algum outro parâmetro de interesse. No capítulo seguinte será apresentado a metodologia utilizada no algoritmo e apresentamos sua operação e definição de parâmetros.

4 Metodologia

Este capítulo apresenta a metodologia para as estratégias de negociação propostas. A metodologia apresentada neste trabalho foca na operação de *swing trade*, em que o ativo considerado é a ação. A Figura 11 mostra os passos adotados para as estratégias propostas que fazem uso de, por exemplo, AT, ARIMA, Mann-Kendall e regressão Linear.

Figura 11 – Etapas Metodologia



Fonte: Elaborada pelo autor.

Inicialmente, a **primeira etapa** da metodologia envolve a seleção dos ativos a serem operados, conforme será descrito na Seção 4.1. As cotações históricas desses ativos foram coletadas a partir do *Yahoo Finance*. A próxima etapa corresponde a definição do período de análise, e é detalhada na Seção 4.2. Nesta fase, é estabelecido o intervalo temporal para a análise, selecionando as datas inicial e final desejadas. É crucial destacar que as estratégias utilizam essas datas como dados de entrada e consideram os preços de fechamento das ações em intervalos diários, embora seja possível optar por outros intervalos de tempo. A **terceira etapa** consiste em identificar topos e fundos dos preços dos ativos. Essa detecção é essencial para determinar os

pontos de entrada e saída nas estratégias. Inicialmente, o primeiro topo identificado é selecionado como ponto de referência para a aplicação de uma estratégia de análise específica. A **quarta etapa**, corresponde à escolha de uma única estratégia, podendo ser aplicada apenas uma de cada vez. As opções disponíveis são: Análise Técnica, Regressão Linear, Mann-Kendall ou ARIMA. Se este topo inicial não atender aos parâmetros da estratégia escolhida, ou se um novo topo for encontrado durante a análise do período, esse novo topo substituirá o anterior como o ponto de referência atual. Este processo de seleção e reavaliação de topos de referência continua ao longo de todo o período de análise. Na **quarta etapa**, pode-se escolher uma das quatro estratégias disponíveis, cada uma detalhada nas Seções 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7. A escolha do algoritmo da estratégia é feita de acordo com a preferência do usuário, pois não há uma opção que seja necessariamente mais indicada entre elas. A estratégia selecionada é implementada com base em um conjunto específico de regras, incluindo condições de entrada e saída para o ativo em questão. Após a aplicação da estratégia escolhida, realiza-se um backtest usando dados históricos. Este teste permite avaliar a performance da estratégia em condições passadas, identificando sua eficácia e limitações. Em seguida, realiza-se uma avaliação dos sinais de compra, venda ou manter o estado atual. Essa avaliação é feita para verificar se os parâmetros da estratégia foram atingidos, permitindo que a compra seja realizada primeiro, seguida pela venda, ou, caso apropriado, a manutenção do ativo. Os resultados são então gerados e armazenados durante o *backtest*, utilizando os sinais definidos por cada estratégia.

Esta diversidade de estratégias permite uma avaliação abrangente da eficácia de diferentes abordagens sob as mesmas condições de mercado. Por fim, na última etapa, que consiste na apresentação e avaliação dos resultados ao concluir o período de análise, é essencial comparar a estratégia proposta com outras abordagens, como a estratégia Buy and Hold (*B&H*). Esta última envolve uma única ordem de compra e venda, utilizando o mesmo investimento inicial por ação. O momento de compra é fixado no início do período analisado, e o de venda, no último preço registrado no período. Esta comparação é fundamental para avaliar se os retornos obtidos pelas múltiplas transações realizadas durante o mesmo intervalo são significativos em comparação com uma abordagem mais passiva.

As estratégias propostas representam um comitê de decisões que empregam regras de operações baseadas em indicadores técnicos e estatísticos, conforme fundamentos descritos no capítulo 3. Essas regras são definidas nas Seções 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7. Esse comitê deve indicar qual a próxima operação a ser realizada, comprar, vender ou aguardar, sendo que aquele sinal

que possuir o melhor valor irá gerar o sinal da operação a cada instante.

Ao se efetuar uma operação de compra ou venda, pode-se observar lucro ou perda, dependendo de qual limite de preço foi atingido primeiro, *stop gain* para lucro e *stop loss* para perda. A Seção 3.3.8 discute sobre a gestão de risco e apresenta a definição desses parâmetros de *stop*. Em seguida, é conduzida uma simulação no *backtest* descrito na Seção 4.9, seguida pelo armazenamento dos resultados para eventual análise. Posteriormente, são detalhados os tipos de dados utilizados, o método de obtenção desses dados, os ajustes necessários, as estratégias e métricas empregadas para abordar esses tipos de problemas. A seguir, serão detalhadas cada uma das atividades da metodologia proposta.

4.1 Seleção dos Ativos

Os dados usados nesta dissertação foram obtidos através do Yahoo Finance, uma fonte amplamente reconhecida e atualizada de informações financeiras. A biblioteca Yfinance (YFINANCE, 2024) permite baixar as cotações das ações pelo ticker (código da ação) através de código em Python e foi utilizada para automatizar o processo de coleta de dados. Yfinance oferece uma interface simples e eficiente para acessar uma ampla variedade de dados financeiros, incluindo preços de ações, volumes de negociação, relatórios e muito mais.

As ações foram selecionadas com base no critério de maior volume de vendas, visando garantir maior liquidez e representatividade no portfólio. Essas ações costumam apresentar um volume de negociação elevado, facilitando a entrada e saída no mercado.

O uso do Yfinance simplifica significativamente o processo de obtenção de dados, eliminando a necessidade de coleta manual e processamento de dados brutos. Com apenas algumas linhas de código, os usuários podem acessar facilmente os dados históricos de qualquer ativo listado no Yahoo Finance. Além disso, a biblioteca oferece suporte para uma variedade de parâmetros de consulta, permitindo que os usuários personalizem suas solicitações de dados de acordo com suas necessidades específicas.

Para a análise dos dados, foi utilizado o ambiente colaborativo da Google chamado Google Colaboratory (Google Colab). O Google Colab oferece suporte à linguagem de programação Python e nos permite escrever e executar códigos linha a linha, direto do navegador. A Figura 12 mostra o funcionamento do Google Colabo através de um exemplo que exhibe os dados de um ativo financeiro.

Figura 12 – Exemplo Google Colaboraty

```

import yfinance as yf

# Definir o ticker (código) da ação
ticker = 'TAE11.SA' # Exemplo para a ação da TAESA. Substitua pelo ticker da ação desejada.

# Obter os dados da ação
data = yf.download(ticker, start='2024-01-02', end='2024-03-31')

[*****100%*****] 1 of 1 completed

[23] # Exibir os primeiros registros dos dados
print(data.head())

```

| Date | Open | High | Low | Close | Adj Close | Volume |
|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------|
| 2024-01-02 | 38,549999 | 38,619999 | 38,020000 | 38,130001 | 37,472301 | 2001500 |
| 2024-01-03 | 38,160000 | 38,590000 | 38,130001 | 38,369999 | 37,708160 | 2592100 |
| 2024-01-04 | 37,590000 | 37,599998 | 37,130001 | 37,400002 | 37,400002 | 1464900 |
| 2024-01-05 | 37,349998 | 37,820000 | 37,189999 | 37,599998 | 37,599998 | 1059100 |
| 2024-01-08 | 37,599998 | 37,599998 | 37,330002 | 37,400002 | 37,400002 | 918300 |

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os dados referentes ao histórico de uma ação são entregues no formato mais conhecido no meio da gestão e análise de dados, o formato “.csv”, que são arquivos de texto simples usados para armazenar dados tabulares, onde cada linha representa uma entrada de dados e os valores são separados por vírgulas.

O Pandas é uma poderosa biblioteca da linguagem de programação Python, amplamente utilizada para manipulação e análise de dados. Com o Pandas, é possível trabalhar com uma variedade de fontes de dados, incluindo arquivos “.csv”. Ele oferece estruturas de dados de alto nível, e uma ampla gama de funções projetadas para tornar a manipulação de dados estruturados ou tabulares rápida, fácil e expressiva. Essas características fazem do Pandas uma ferramenta essencial para cientistas de dados, analistas e desenvolvedores que lidam com dados em suas aplicações (MCKINNEY, 2018).

O principal objeto utilizado neste trabalho será o DataFrame, uma estrutura de dados tabular, orientada a colunas, com rótulos tanto para linhas quanto para colunas. A Figura 13 ilustra como é o conjunto de dados, referente a uma empresa listada na bolsa.

Figura 13 – Exemplo DataFrame

| Date | Open | High | Low | Close | Adj Close | Volume |
|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------|
| 2024-01-02 | 38.549999 | 38.619999 | 38.020000 | 38.130001 | 37.472301 | 2001500 |
| 2024-01-03 | 38.160000 | 38.590000 | 38.130001 | 38.369999 | 37.708160 | 2592100 |
| 2024-01-04 | 37.590000 | 37.599998 | 37.130001 | 37.400002 | 37.400002 | 1464900 |
| 2024-01-05 | 37.349998 | 37.820000 | 37.189999 | 37.599998 | 37.599998 | 1059100 |
| 2024-01-08 | 37.599998 | 37.599998 | 37.330002 | 37.400002 | 37.400002 | 918300 |

Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 13 mostra um DataFrame com os dados de uma ação que apresenta sete colunas de dados: data (Date), valor de abertura (Open), valor máximo (High), valor mínimo (Low), fechamento (Close), fechamento ajustado (Adj Close) e volume de ações negociadas naquela data (Volume). Essa estrutura é comum para todas as ações listadas na Bolsa de Valores, sendo um conjunto de dados ordenados no tempo.

4.2 Período de Análise

Na segunda etapa do processo, é essencial definir o período de análise a ser adotado. Para isso, são estabelecidas as datas inicial e final que se deseja analisar como parâmetros de entrada para a estratégia. É crucial ressaltar que a estratégia se baseia nos dados de fechamento das ações em intervalos diários. Embora seja possível considerar outros intervalos de tempo gráfico, como minutos (M1), quinze minutos (M15) ou uma hora (H1), a adoção do tempo diário é preferível devido à sua capacidade de filtrar o ruído do mercado e fornecer uma análise mais estável e confiável. Essa flexibilidade permite uma exploração abrangente das perspectivas, ajustando a análise conforme as necessidades específicas do estudo, e contribui para uma avaliação mais precisa da eficiência da estratégia em diversos contextos temporais.

4.3 Definição de Topos e Fundos

Em seguida, o próximo passo é identificar os topos e fundos, que são pontos críticos na implementação da estratégia, pois marcam as possíveis mudanças de direção de um ativo. Os topos representam os pontos mais altos do preço, indicando o fim de uma tendência de alta e o início de uma possível queda. Por outro lado, os fundos são os pontos mais baixos do preço, sinalizando o fim de uma tendência de baixa e o início de uma possível alta. Para

realizar essa análise, são necessários apenas a data e o preço de fechamento naquela data, ou seja, as colunas "Date" e "Close" do DataFrame. Inicialmente, os dados são obtidos através do Yahoo Finance, utilizando o código para fazer o download dos dados históricos da ação dentro do período especificado. No exemplo fornecido no Algoritmo 1, o código identifica os topos e fundos, armazenando os valores correspondentes juntamente com as datas em listas separadas. Essas listas são então impressas para fins de verificação ou análise.

Algoritmo 1 Identificação de Topos e Fundos

```

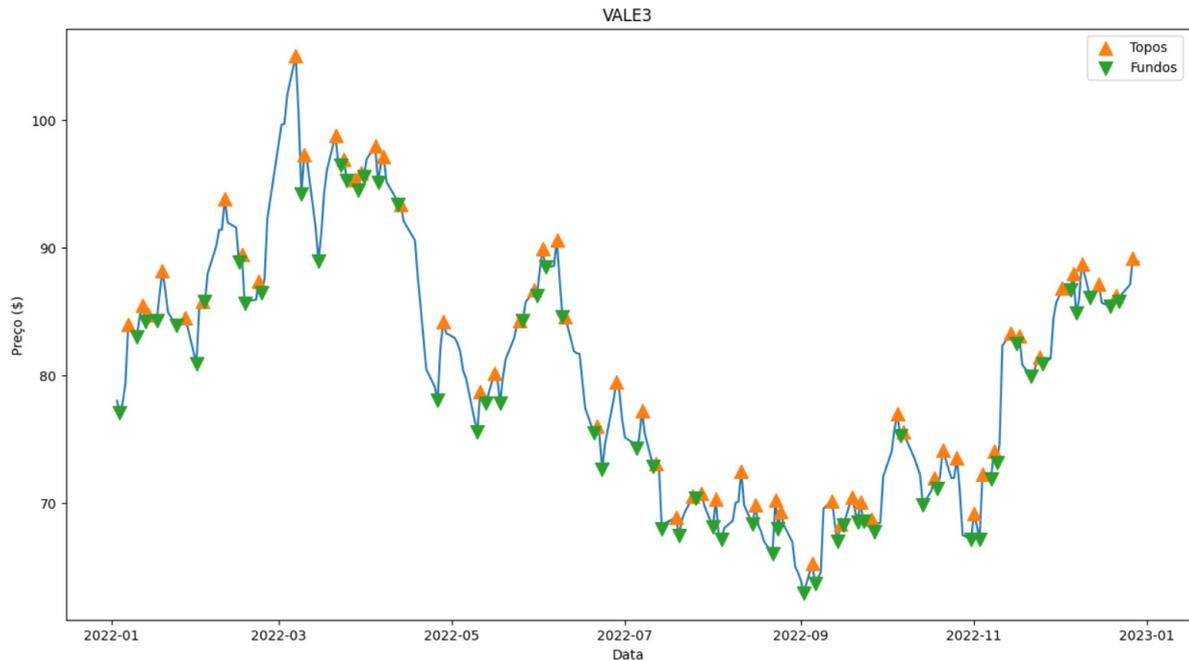
1: Entrada: preco_acao
2: Saída: lista_topos, lista_fundos
3: lista_topos ← []
4: lista_fundos ← []
5: lista_indices ← []
6: # Itera sobre cada ponto da série de preços, exceto o primeiro e o último,
7: # garantindo que sempre haverá um ponto anterior e um posterior para comparação.
8: for  $i \leftarrow 1$  to  $len(preco\_acao) - 2$  do
9:   # Identifica os topos
10:  if  $(preco\_acao[i - 1] < preco\_acao[i])$  and  $(preco\_acao[i + 1] < preco\_acao[i])$  then
11:    lista_topos.add(preco_acao[i])
12:  end if
13:  # Identifica os fundos
14:  if  $(preco\_acao[i - 1] > preco\_acao[i])$  and  $(preco\_acao[i + 1] > preco\_acao[i])$  then
15:    lista_fundos.add(preco_acao[i])
16:  end if
17: end for
18: # Retorna os dados dos topos e fundos
19: return lista_topos, lista_fundos, lista_indices

```

O Algoritmo 1 analisa uma sequência de preços de ações para determinar pontos significativos de alta e baixa, conhecidos como topos e fundos, respectivamente. Ele percorre cada ponto da série de preços, exceto o primeiro e o último, assegurando a existência de dados comparativos antes e depois de cada ponto analisado. Um topo é identificado quando o preço num determinado momento é superior aos preços imediatamente anterior e posterior, indicando um pico. Analogamente, um fundo é reconhecido quando o preço é inferior aos pontos adjacentes, denotando um vale. Após a análise, o algoritmo retorna listas desses topos e fundos, facilitando decisões de investimento baseadas em pontos críticos de variação de preço.

A Figura 14 apresenta um exemplo gráfico dos topos e fundos de um ativo (VALE3). Nos gráficos, os topos são representados pelas partes mais altas (pontos em laranja), indicando os momentos de pico antes de uma queda. Já os fundos são representados pelas partes mais baixas (pontos em verde), indicando os momentos de mínima antes de uma possível alta.

Figura 14 – Demonstração de topos e fundos no ativo VALE3



Fonte: Elaborada pelo autor.

Após identificar os topos e fundos nos preços das ações, utiliza-se esses pontos como referência para decidir quando entrar em uma operação. Quatro estratégias diferentes são propostas para começar a operar, cada uma com suas próprias regras e abordagens. Essas estratégias são explicadas em detalhes mais adiante no texto. A decisão de comprar ou vender uma ação é tomada quando o preço do ativo, após alcançar um topo, começa a oscilar e então ultrapassa esse topo anterior. Cada uma das quatro estratégias oferece um método distinto para interpretar este movimento e agir de acordo.

Conforme mostrado no Algoritmo 2, no penúltimo passo da metodologia (Figura 11), o algoritmo executa uma simulação de compra e venda de ações com base em determinados critérios. Ele itera sobre uma lista de valores de índice, valores de topo e valores de fundo. Para cada conjunto de valores, o algoritmo verifica se as condições de compra e venda são atendidas. Se alguma dessas condições é satisfeita, a ação é comprada ou vendida, caso contrário, o algoritmo continua até que o período gráfico seja concluído.

4.4 Estratégia I - Análise Técnica

A estratégia I segue um conjunto de regras (SANTOS et al., 2023). Primeiramente, o ponto de entrada (compra de um ativo) é identificado quando o próximo valor do tempo gráfico

Algoritmo 2 Atos de Compra e Venda

```

1: # Após a execução da estratégia escolhida, o seguinte algoritmo determina se é apropriado comprar, vender ou
   # manter uma ação.
2: # Inicializa variáveis
3: comprou ← falso
4: vendeu ← falso
5: valor_inicial ← 10.000
6: # valor_especulado vai receber o valor do aporte inicial
7: valor_especulado ← valor_inicial
8: # quantidade de ações inicialmente é zero
9: qtd_acoes ← 0
10: # Ato de comprar
11: if (not comprou) and (preco_acao_atual > preco_acao_topo) then
12:   # Marca que a compra foi realizada
13:   comprou ← verdadeiro
14:   # Define o preço de compra como o preço de topo
15:   preco_compra ← preco_acao_topo
16:   # Define o preço do fundo
17:   preco_acao_fundo ← preco_real_acao_fundo
18:   # Calcula a distância entre o preço atual e o fundo
19:   distancia_romp_topo_fundo ← preco_acao_atual - preco_acao_fundo
20:   # Calcula a porcentagem dessa distância em relação ao fundo
21:   porcentagem ← (distancia_romp_topo_fundo/preco_acao_fundo)
22:   # Especulação de compra: calcula a quantidade de ações compradas
23:   qtd_acoes ← valor_especulado/preco_compra
24:   # Atualiza o valor especulado com base no preço de compra
25:   valor_especulado ← qtd_acoes × preco_compra
26: end if
27: # Ato de vender onde a variável estrategia_selecionada e definida pela abordagem 4.4, 4.5, 4.6 ou 4.7
28: if comprou and (preco_acao_atual >= preco_compra + (preco_compra × porcentagem × 3)) and
   (estrategia_selecionada == tendencia_alta) or preco_acao_atual < preco_acao_fundo × (1 -
   porcentagem)) and estrategia_selecionada == tendencia_baixa) then
29:   # Define o preço de venda como o preço atual da ação
30:   preco_venda ← preco_acao_atual
31:   # Especulação de venda: atualiza o valor especulado com base no preço de venda
32:   valor_especulado ← qtd_acoes × preco_venda
33:   # Marca que a venda foi realizada
34:   vendeu ← verdadeiro
35:   # Interrompe a iteração atual, pois as operacoes foram realizadas
36: end if
37: # Retorna os valores finais
38: return comprou, vendeu, valor_especulado, qtd_acoes

```

ultrapassar o valor do topo de referência. O ponto alvo é definido como uma distância percentual entre o ponto de entrada e o valor do fundo anterior o topo de referência, em uma tendência de alta. A estratégia calcula o ponto de venda (*stop gain*) como 3 vezes a porcentagem da distância entre o valor do topo e o fundo anterior. Já o ponto de saída (*stop loss*) é calculado como 1 vez essa distância.

Se o ponto alvo (*stop gain*) não for alcançado e a tendência mudar, a operação será encerrada quando o próximo valor cair abaixo do fundo de referência, seguindo uma proporção predefinida. A estratégia combina ordens de compra e venda, com operações que começam e terminam de acordo com os parâmetros estabelecidos. A compra é feita quando há uma oportunidade de rompimento durante o tempo gráfico. Quando o ponto alvo é atingido (*stop gain*), a venda é realizada para garantir o lucro. O *stop loss* e o *stop gain* podem ser ajustados de acordo com a necessidade do operador, adaptando-se à estratégia de negociação. Se a tendência mudar, o ponto de saída (*stop loss*) é ajustado com base na porcentagem de distância entre o ponto de entrada e o fundo após o rompimento. Caso os valores não respeitem aos critérios estabelecidos, ou seja, uma oportunidade não foi identificada, nada será feito e será procurado outro sinal de entrada, respeitando o período de tempo analisado. Além disso, é importante destacar que caso seja identificado um novo topo ao decorrer do período gráfico, este novo topo encontrado passa a ser o próximo ponto de referência de topo para a estratégia.

O código demonstrado no Algoritmo 3 é programado para orientar decisões de compra e venda de ativos com base na análise técnica de preços. Ele inicialmente estabelece valores de topo e fundo do mercado usando funções específicas para esses cálculos. A partir desses valores, calcula a porcentagem de variação entre o topo e o fundo, que é utilizada para definir os limites de "*stop gain*" (para garantir lucros) e "*stop loss*" (para limitar perdas). Conforme o mercado evolui, o algoritmo monitora o preço atual do ativo e, se atingir o limite de "*stop gain*", executa uma ordem de venda para capturar lucros; se cair para o limite de "*stop loss*", realiza uma venda para minimizar perdas. Caso o preço se mantenha dentro dos parâmetros estabelecidos até o final do período monitorado, nenhuma ação é tomada e a posição é mantida

4.5 Estratégia II - Regressão Linear

A estratégia II adota uma estratégia similar para identificar pontos de entrada em operações, mas a estratégia realiza uma análise adicional usando regressão linear dos últimos n

Algoritmo 3 Estratégia de Análise Técnica

```

1: # Inicializa as variáveis de preço de compra, topo e fundo
2:  $valor\_topo \leftarrow obter\_valor\_topo()$ 
3:  $valor\_fundo \leftarrow obter\_valor\_fundo()$ 
4:  $rompimento \leftarrow valor\_topo$ 
5: # Calcula a porcentagem de rompimento
6:  $porcentagem \leftarrow \left( \frac{valor\_topo - valor\_fundo}{valor\_fundo} \right) \times 100$ 
7: # Define os níveis de stop gain e stop loss
8:  $stop\_gain \leftarrow rompimento + 3 \times \left( \frac{rompimento \times porcentagem}{100} \right)$ 
9:  $stop\_loss \leftarrow rompimento - \left( \frac{rompimento \times porcentagem}{100} \right)$ 
10: # Percorre os preços do mercado ao longo do tempo
11: for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
12:    $preco\_atual \leftarrow precos[i]$ 
13:   # Verifica se o preço atual atingiu o stop gain
14:   if  $preco\_atual \geq stop\_gain$  then
15:     # Executa a venda para realizar o ganho
16:      $executar\_venda(i, preco\_atual)$ 
17:      $log("Venda executada no preço de stop gain:", preco\_atual)$ 
18:     break
19:   end if
20:   # Verifica se o preço atual atingiu o stop loss
21:   if  $preco\_atual \leq stop\_loss$  then
22:     # Executa a venda para limitar a perda
23:      $executar\_venda(i, preco\_atual)$ 
24:      $log("Venda executada no preço de stop loss:", preco\_atual)$ 
25:     break
26:   end if
27: end for
28: # Se nenhum dos stops foi atingido, mantém a posição
29: if  $i = n$  then
30:    $log("Nenhum stop foi atingido, posição mantida.")$ 
31: end if

```

dias a partir do topo de referência. Se o rompimento do topo for confirmado e a regressão linear indicar uma tendência de alta com um coeficiente de determinação (R^2) significativo, geralmente acima de 80%, a estratégia realiza a compra do ativo. Caso contrário, se os critérios não forem atendidos, nenhuma ação é realizada e a busca por oportunidades continua respeitando o período de tempo analisado. Além disso, é importante ressaltar que se um novo topo for identificado durante o período gráfico, ele se torna o próximo ponto de referência para a estratégia.

Essa abordagem segue regras claras, onde o ponto de entrada é definido quando o valor de fechamento do candle atual é superior ao valor do topo de referência e está em tendência de alta indicada pela regressão linear, que deve ter um coeficiente de determinação (R^2) elevado. É fundamental também estabelecer objetivos de lucro (*stop gain*) e de proteção (*stop loss*) ao realizar uma compra. Tanto o *stop loss* quanto o *stop gain* podem ser determinados de acordo com a necessidade e preferência de cada investidor, visando atender às estratégias individuais de negociação. O *stop loss* é definido com base no valor do fundo, enquanto o *stop gain* é predefinido

para garantir a retirada do lucro assim que o ponto alvo é alcançado. Em uma tendência de alta, o *stop gain* é calculado como 3 vezes a porcentagem da distância entre o topo e o fundo anterior, enquanto o *stop loss* é calculado com 1 vez essa mesma porcentagem, para limitar as perdas. Se o ponto alvo (*stop gain*) não for atingido e a tendência mudar para baixa, a operação será encerrada quando o próximo valor cair abaixo do fundo de referência.

Algoritmo 4 Cálculo de Tendência com Regressão

```

1: # Recebe a quantidade de n dias anterior ao topo para cálculo da regressão
2:  $n \leftarrow \text{quantidades\_dias\_regressao}$ 
3: for ( $i = 1$  to  $n$ ) do
4:   # Função para cálculo dos parâmetros m e c da reta de tendência
5:    $(m, c) \leftarrow \text{funcao\_regressao\_linear}(X, Y)$ 
6:   # Função para calcular o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), onde Y são os valores reais e y_pred são os
   valores previstos pela regressão linear usando os coeficientes m e c.
7:    $r2 \leftarrow r\_squared(Y, y\_pred)$ 
8: end for
9: return m, c, r2
10: # Verificação de Tendências com Regressão e valor de  $R^2$ 
11: if ( $m > 0$ ) and ( $r2 > 0.80$ ) then
12:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_alta"}$ 
13: else if ( $m < 0$ ) and ( $r2 > 0.80$ ) then
14:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_baixa"}$ 
15: else
16:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"sem\_tendencia"}$ 
17: end if
18: # retorna os valores calculados
19: Return tendencia_previsao

```

O Algoritmo 4 realiza análises estatísticas para identificar tendências de alta ou baixa em preços de ativos financeiros. Primeiramente, duas funções são definidas: `linear_regression()` para calcular a regressão linear dos dados e `r_squared()` para calcular o coeficiente de determinação (R^2). Em seguida, para cada ponto considerado um topo nos dados, nos n dias anteriores a ele, a função calcula a regressão linear dos preços de fechamento das ações. Com base no coeficiente angular da linha de regressão, a função determina se a tendência é de alta, de baixa ou se não há tendência discernível. Se uma tendência de alta é identificada e o R^2 é superior ao preestabelecido, uma compra é realizada.

4.6 Estratégia III - Mann Kendall

A estratégia III, utiliza o topo de referência para realizar testes estatísticos, como o teste de Mann-Kendall (MK) e o estimador de Sen's Slope, visando identificar uma possível tendência de alta nos dados. Se o valor-p do teste de MK for menor que 0,05 e o valor de S for positivo, isso

sugere uma tendência estatisticamente significativa de alta. Em seguida, é estimada a magnitude dessa tendência usando o estimador de Sen's Slope. Caso o topo de referência demonstre uma tendência de baixa, o algoritmo passa para o próximo topo dentro do intervalo, repetindo os testes. Se houver uma tendência de alta, o algoritmo verifica se o próximo valor é superior ao topo, indicando um rompimento, é realizada uma compra. Os pontos de *stop gain* e *stop loss* são definidos com base na porcentagem da distância entre o valor do topo utilizado como referência e o fundo que ocorre antes do topo. O *stop gain* é calculado com uma porcentagem 3 vezes a distância entre o topo de referência e o fundo anterior ao topo. Já o *stop loss* é calculado com uma porcentagem menor, correspondente a 1 vez a distância entre o topo e o fundo, com o objetivo de limitar as perdas. Vale ressaltar que tanto o *stop gain* quanto o *stop loss* podem ser determinados, de acordo com suas preferências e estratégias de negociação.

Algoritmo 5 Cálculo de Tendência com Mann-Kendall e Sen's Slope

```

1: # Recebe a quantidade de n dias anterior ao topo para aplicação do teste de Mann-Kendall e o coeficiente de
   inclinação Sen's slope
2:  $n \leftarrow \text{quantidades\_dias}$ 
3: for ( $i = 1$  to  $n$ ) do
4:   # Função para cálculo dos parâmetros p_value (avaliar a significância), S (indica a magnitude e a direção da
   tendência) e trend (indica a direção da tendência)
5:    $(p, s, trend) \leftarrow \text{funcao\_mk.original\_test}(p - \text{value}, s, trend)$ 
6: end for
7: return  $p, s, trend$ 
8: # Verificação de Tendências com Mann-Kendall e Sen's
9: if ( $p < 0.05$ ) and ( $s \geq 0$ ) and ( $trend == \text{'increasing'}$ ) then
10:   $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_alta"}$ 
11: else if ( $trend == \text{'decreasing'}$ ) then
12:   $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_baixa"}$ 
13: else
14:   $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"sem\_tendencia"}$ 
15: end if
16: # retorna os valores calculados
   return  $tendencia\_previsao$ 
17:

```

O Algoritmo 5 considerado o topo nos dados e os n dias anteriores a ele. Então, com base nesses dados a função `mk.original_test()` calcula o teste de Mann-Kendall e o coeficiente de inclinação (Sen's slope) dos preços de fechamento das ações. Com base no resultado desse teste, se todas as condições forem atendidas - ou seja, se a tendência for identificada como "crescente" ($trend == \text{'increasing'}$), o valor-p do teste estatístico for menor que 0,05 ($p < 0.05$, indicando uma significância estatística) e o valor do coeficiente de inclinação for positivo ($s \geq 0$) - então o algoritmo considera que há uma tendência de alta estatisticamente significativa. Nesse cenário, uma compra é realizada.

4.7 Estratégia IV - ARIMA

A estratégia IV analisa e compara a eficácia de dois algoritmos distintos. O primeiro utiliza a regressão linear dos preços dos 10 dias anteriores aos topos e, diferentemente da estratégia II, prevê os preços para os 3 dias seguintes ao topo utilizado como referência e tem o objetivo de confirmar a tendência. Se esses valores indicarem uma tendência de alta e o coeficiente de determinação (R^2) for representativo (acima de 80%), recomenda-se a compra. A entrada na operação (compra de um ativo) ocorre quando, após um topo, há uma oscilação no preço do ativo seguida por um rompimento do valor do topo utilizado como referência.

O Algoritmo 6 ilustra o processo de cálculo de tendência com regressão. Primeiramente, verifica-se se o topo tem ao menos 10 dias anteriores. Em seguida, os dados dos 10 dias anteriores ao topo são selecionados e utilizados para calcular a regressão linear, determinando os coeficientes de inclinação (m) e interceptação (c). Com esses coeficientes da regressão, pode-se prever o valor dos próximos 3 dias, utilizando esses valores para verificar se estão em uma tendência de alta.

A segunda estratégia (Algoritmo 7), similar a estratégia anterior, também começa com a identificação do primeiro topo como referência e utiliza a regressão linear dos 10 dias anteriores ao topo para auxiliar na identificação da tendência do preço. Após isso, é calculado o coeficiente de determinação (R^2) para avaliar a qualidade da regressão, que também deve ser representativo (superior a 80%). Em seguida, diferente da estratégia anterior, essa aplica o modelo ARIMA para prever os preços dos próximos 3 dias após o topo usado como referência. Esses 3 dias de previsão com ARIMA vão ser utilizados para confirmar a tendência (alta, lateral ou baixa). Embora o ARIMA seja frequentemente utilizado para previsões de longo prazo, neste trabalho, sua aplicação foi testada para intervalos mais curtos, como 10 dias, e os resultados mostraram-se interessantes para confirmar a tendência no mercado de capitais, conforme ilustrado na Seção 5.5.

A seleção dos parâmetros do modelo ARIMA (p , d , q) é baseada no critério bayesiano de Schwarz (BIC), que é utilizado para comparar diferentes modelos e escolher aquele que melhor se ajusta aos dados. O algoritmo realiza uma análise cuidadosa para identificar a combinação de valores de p , d e q que minimiza o BIC, garantindo assim a escolha do modelo mais adequado. O BIC é preferido ao critério de informação de Akaike (AIC) para evitar ajustes excessivos e parâmetros não significativos. Caso os valores não atendam a esses critérios, ou seja, uma oportunidade não seja identificada, nada será feito, e um novo sinal de entrada será procurado,

Algoritmo 6 Cálculo de Tendência Regressão com Prospecção

```

1: # Recebe a quantidade de n dias anterior ao topo para cálculo da regressão
2:  $n \leftarrow \text{quantidades\_dias\_regressao}$ 
3: for ( $i = 1$  to  $n$ ) do
4:   # Função para cálculo dos parâmetros  $m$  e  $c$  da reta de tendência
5:    $(m, c) \leftarrow \text{funcao\_regressao\_linear}(X, Y)$ 
6:   # Função para calcular o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), onde  $Y$  são os valores reais e  $y\_pred$  são os
   valores previstos pela regressão linear usando os coeficientes  $m$  e  $c$ .
7:    $r2 \leftarrow r\_squared(Y, y\_pred)$ 
8: end for
   return  $m, c, r2$ 
9: # Cálculo das previsões para os próximos dias após o topo
10:  $previsao\_dia\_11 \leftarrow m + c \times (n + 1)$ ;
11:  $previsao\_dia\_12 \leftarrow m + c \times (n + 2)$ 
12:  $previsao\_dia\_13 \leftarrow m + c \times (n + 3)$ 
13: # Verificar Tendencias das Previsões
14:  $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"sem\_tendencia"}$ 
15: #Tendência de alta se o último valor previsto for maior que os dois valores anteriores
16: if ( $previsao\_dia\_3 > previsao\_dia\_2$ ) and ( $previsao\_dia\_2 > previsao\_dia\_1$ ) then
17:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_alta"}$ 
18: #Tendência de baixa se o último valor previsto for menor que os dois valores anteriores
19: else if ( $previsao\_dia\_3 < previsao\_dia\_2$ ) and ( $previsao\_dia\_2 < previsao\_dia\_1$ ) then
20:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_baixa"}$ 
21: else
22:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"sem\_tendencia"}$ 
23: end if
24: # Verificação de Tendências com Regressão e valor de  $R^2$ 
25: if ( $m > 0$ ) and ( $r2 > 0.80$ ) and ( $tendencia\_previsao == \text{"tendencia\_alta"}$ ) then
26:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_alta"}$ 
27: else if ( $m < 0$ ) and ( $r2 > 0.80$ ) and ( $tendencia\_previsao == \text{"tendencia\_baixa"}$ ) then
28:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"tendencia\_baixa"}$ 
29: else
30:    $tendencia\_previsao \leftarrow \text{"sem\_tendencia"}$ 
31: end if
32: # retorna os valores calculados
33: return  $tendencia\_previsao$ 

```

respeitando o período de tempo analisado.

Após a seleção do conjunto de dados, realiza-se uma regressão linear dos 10 dias anteriores ao topo analisado para determinar a tendência. A escolha de utilizar a regressão linear é fundamentada na sua capacidade de identificar tendências de curto prazo, conforme descrito por (ZUUR et al., 2010). Quando o coeficiente de determinação (R^2) da regressão é superior a 80% juntamente com o resultado da regressão, os dados desses 10 dias anteriores são utilizados como *input* para o modelo ARIMA (ilustrado no algoritmo 7). É importante destacar que tendo 10 dias, pode-se adotar outro tempo gráfico, por exemplo, de 60 minutos. Dessa forma, pode-se aumentar a quantidade de dados do ARIMA. Este modelo é então aplicado para prever os preços dos próximos 3 dias e confirmar uma tendência de alta. A decisão de incorporar ARIMA após a regressão linear é baseada na eficácia comprovada do ARIMA em capturar variações e

padrões temporais mais complexos em séries financeiras (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

Algoritmo 7 Cálculo de Tendência com ARIMA

```

1: # Inicializa o BIC como infinito para garantir que qualquer valor de BIC calculado durante a otimização do
   modelo seja inicialmente considerado melhor
2:  $bic \leftarrow$  infinito
3: # Loop para iterar sobre os parâmetros  $p$ ,  $d$  e  $q$ 
4: for  $p = 0$  até 3 do
5:     for  $d = 0$  até 2 do
6:         for  $q = 0$  até 3 do
7:             # Ajusta o modelo ARIMA com os parâmetros  $p$ ,  $d$ ,  $q$ 
8:              $modelo \leftarrow$  ajustar_modelo( $p$ ,  $d$ ,  $q$ )
9:             # Calcula o BIC para o modelo atual
10:             $bic\_atual \leftarrow$  calcular_bic( $modelo$ )
11:            # Verifica se o BIC atual é menor que o BIC encontrado até o momento
12:            if  $bic\_atual < bic$  then
13:                # Atualiza o melhor modelo
14:                 $melhor\_modelo \leftarrow$   $modelo$ 
15:                # Atualiza o valor do BIC
16:                 $bic \leftarrow$   $bic\_atual$ 
17:            end if
18:        end for
19:    end for
20: end for
21: # Calcula as previsões para os próximos 3 dias com o melhor modelo ARIMA
22:  $previsoes \leftarrow$   $melhor\_modelo.prever(3)$ 
23:  $previsao\_dia\_11 \leftarrow$   $previsoes[1]$ 
24:  $previsao\_dia\_12 \leftarrow$   $previsoes[2]$ 
25:  $previsao\_dia\_33 \leftarrow$   $previsoes[3]$ 
26: # Retorna o melhor modelo encontrado e as previsões return  $tendencia\_previsao$ 

```

4.8 Gerenciamento de Riscos com Stops

Os *stops* desempenham um papel crucial no contexto das operações financeiras, agindo como mecanismos que determinam o momento de encerrar uma operação para evitar perdas excessivas ou garantir o lucro obtido. Eles são elementos fundamentais em diversas estratégias de *trading*, proporcionando uma estrutura mais robusta e disciplinada. A utilização de *stops* não apenas possibilita a maximização dos ganhos potenciais, mas também contribui para a minimização das perdas e o gerenciamento eficaz dos riscos associados às operações. Essa abordagem ativa na gestão de riscos e resultados confere consistência e previsibilidade às estratégias de investimento, tornando-as mais confiáveis e estruturadas. Em suma, os *stops* são ferramentas essenciais que conferem aos investidores maior controle sobre suas operações, permitindo uma gestão mais eficiente dos seus investimentos e resultados.

A distinção entre *stop gain* e *stop loss* reside nos objetivos de cada um, ambos servindo como parâmetros limitantes das operações. O *stop loss*, quando acionado em uma posição comprada, resulta na venda da ação quando o preço atinge um valor previamente estipulado, geralmente abaixo do preço de compra. Por outro lado, se estiver em uma posição vendida, o *stop loss* possibilita a compra do ativo quando o preço atingir um valor definido, tipicamente acima do preço de entrada na operação. Já o *stop gain*, quando em uma posição comprada, efetua a venda da ação quando o preço atinge um valor definido, geralmente superior ao preço de compra. Em uma posição vendida, o *stop gain* permite a compra do ativo quando o preço atinge um valor definido, geralmente abaixo do preço de entrada.

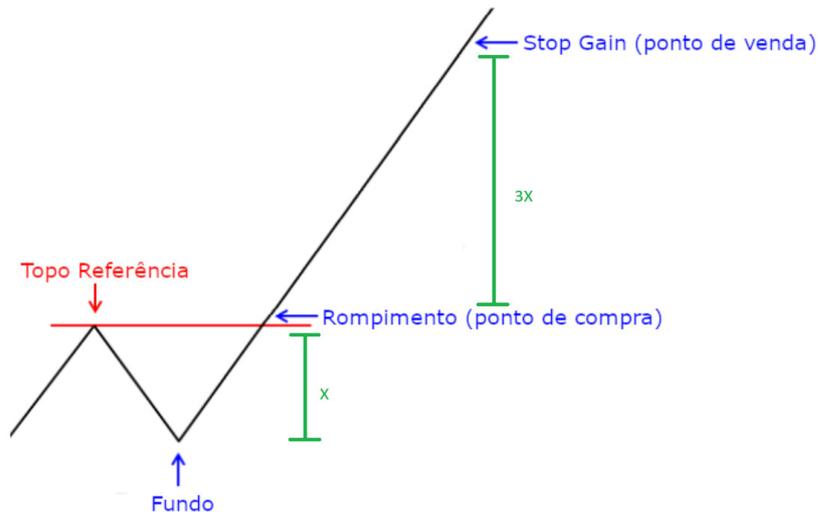
A determinação do *stop loss* pode ser baseada em diversos tipos de critérios, variando de acordo com a estratégia adotada, o perfil de risco do investidor e o comportamento do ativo. Os *stops* podem ser classificados como fixos ou móveis, também conhecidos como *trailing stops*. Os *stops* móveis funcionam por meio de uma ativação e um ajuste posterior. A ativação ocorre quando a operação atinge um determinado patamar de ganho, a partir do qual o *stop* móvel é acionado. Uma vez ativado, os parâmetros do *stop* são ajustados dinamicamente. Em uma operação de compra, se o preço cair até o nível do *stop loss*, o ativo é vendido pelo preço limite. Neste contexto, é adotado um *stop gain* e *stop loss* móveis por operação, permitindo que sejam predefinidos conforme a necessidade de cada investidor, proporcionando flexibilidade.

4.8.1 Definição dos Stops

Como descrito na Seção 4.8 este trabalho adota *stop gain/loss* móveis por operação. Sendo assim, para definir o alvo da alta (*stop gain*), utiliza-se como parâmetro o valor do fundo após o topo usado como referência, estabelecendo o ponto alvo como três vezes acima do valor entre o ponto de entrada e o valor do fundo.

É importante destacar que esse valor pode variar de acordo com a distância entre o fundo e o valor do rompimento. Quanto maior for essa distância, maior será a variação e, conseqüentemente, maior será o alvo da alta. A Figura 15 a seguir ilustra um exemplo do alvo de alta (*stop gain*).

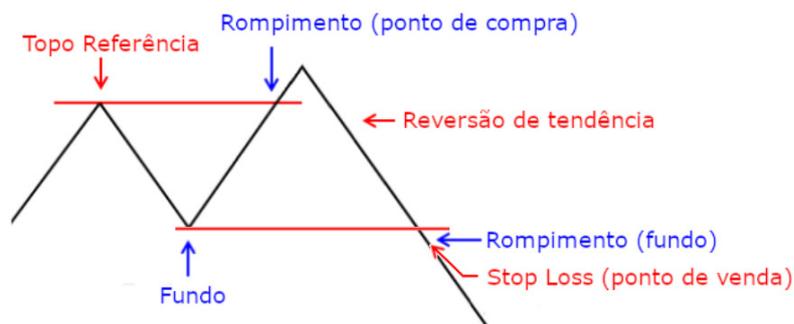
Figura 15 – Demonstração do alvo de alta (stop gain).



Fonte: Elaborada pelo autor.

Para determinar o *stop loss* (proteção) da operação como demonstrado na Figura 16, utiliza-se o valor do fundo. Se o ponto alvo não for atingido e o cenário mudar, a saída ocorrerá quando o próximo valor do tempo gráfico diário for inferior ao valor do fundo e romper o *stop loss*, que é usado como referência e calculado com base na porcentagem entre o ponto de entrada e o valor do fundo. Esse *stop loss* é definido como uma vez a porcentagem calculada.

Figura 16 – Demonstração do stop loss



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.9 Backtesting

O backtest é uma avaliação de um modelo de operação fundamentado em dados históricos, cujo propósito é prever o desempenho da estratégia em um período passado. Para garantir uma simulação próxima da realidade, é crucial considerar diversos fatores, o que impõe algumas restrições. Dependendo do tipo de estratégia adotada, pode ser necessário realizar ajustes ou

normalizar os dados utilizados. A granularidade dos dados pode variar, indo desde *candles*, que agrupam dados dentro de um intervalo de tempo, até informações mais detalhadas, como o livro de ofertas, que contém dados *ticker a ticker*. A ampla quantidade de dados disponíveis apresenta desafios de armazenamento, recuperação e processamento.

Para cada abordagem, é conduzida uma simulação no *backtest*, na qual são selecionados diversos intervalos de períodos de tempo gráfico e diversos parâmetros. Além disso, é essencial realizar análises comparativas com outras estratégias para prever com maior eficácia o desempenho das abordagens, levando em conta, por exemplo, o fator de lucro. Contudo, devido à natureza da simulação, é impossível reproduzir de forma totalmente precisa o impacto da estratégia no mercado, especialmente considerando o volume negociado, que pode ser significativo.

Como base de comparação para a estratégia proposta, foi implementada a estratégia *Buy and Hold*, que consiste na realização de apenas uma única ordem de compra e venda, considerando o primeiro e o último valor do período do tempo gráfico. Isso possibilita uma comparação entre os retornos obtidos por meio das múltiplas negociações realizadas pelo modelo implementado e a estratégia *B&H*.

Algoritmo 8 Calculo do *B&H*

```

1: # Recebe valor do investimento
2: valor_aporte ← 10.000,00
3: # Obtém o primeiro valor
4: primeiro_valor ← preco_acao_inicial
5: # Obtém o último valor
6: ultimo_valor ← preco_acao_final
7: # Resultados
8: quantidade_acoes = valor_aporte / primeiro_valor
9: resultado = quantidade_acoes × ultimo_valor
10: # Exibe Resultado da operação
11: return resultado_b&h

```

O Algoritmo 8 tem o objetivo de calcular o resultado da estratégia *B&H* para um determinado ativo financeiro. Inicialmente, são selecionados o primeiro e o último valor do tempo gráfico do ativo, representados, respectivamente, pelas variáveis ‘primeiro_valor’ e ‘ultimo_valor’. Em seguida, é calculada a quantidade de ações que poderiam ser compradas com um investimento predefinido. Em suma, o código proporciona uma avaliação simples do desempenho da estratégia *B&H* em um determinado período de tempo.

5 Estudo de Caso

Este capítulo apresenta os resultados provenientes da aplicação das estratégias propostas. Inicialmente, na Seção 5.1, é oferecida uma descrição detalhada dos conjuntos de dados utilizados, particularmente no que se refere às ações empregadas no estudo. Os parâmetros de stop, essenciais para o gerenciamento de riscos, são abordados e discutidos na Seção 4.8.1. Posteriormente, nas Seções 5.2, 5.3 e 5.4, são analisados os resultados obtidos pelas abordagens nos *datasets* determinados, enfatizando as métricas empregadas e a distribuição dos resultados.

5.1 Introdução

Neste estudo, cada *ticker* (código) de ação foi representado por um *DataFrame* no ambiente do Google Colab, conforme detalhado na seção 4.1, utilizando dados obtidos a partir do Yahoo Finance. A granularidade dos dados é diária (Tempo gráfico), o que proporciona uma visão mais completa e representativa do comportamento do mercado ao longo do tempo, com as colunas de data (Date) e preço de fechamento (Close) sendo as principais utilizadas para análise, enquanto as demais colunas do *DataFrame* foram descartadas por não serem relevantes para este estudo. É importante destacar que neste estudo não foram consideradas as taxas de corretagem, pois muitas corretoras não as cobram. As negociações foram iniciadas com um recurso de R\$ 100.000,00, distribuídos igualmente entre as 10 ações mais negociadas na B3, conforme relatado por (FORBES, 2023), durante o mês de março de 2023. Vale ressaltar que a seleção das ações adotada é válida para todos os estudos de caso apresentados. A escolha das 10 ações mais negociadas foi feita com o objetivo de garantir uma maior liquidez e representatividade no portfólio, pois essas ações geralmente têm um volume de negociação mais alto, o que facilita a entrada e saída do mercado, reduzindo assim o risco de falta de contraparte e melhorando a eficiência das estratégias. Na Tabela 2, são apresentadas as ações utilizadas neste estudo, acompanhadas de seus respectivos códigos na B3.

Tabela 2 – Ações mais negociadas.

| Ação | Segmento | Código | Volume médio diário |
|-----------------|-----------------------------------|----------|---------------------|
| VALE | Mineração | VALE3.SA | R\$ 1,98 Bilhão |
| PETROBRAS | Petróleo | PETR4.SA | R\$ 1,66 Bilhão |
| ITAÚ | Bancário | ITUB4.SA | R\$ 902,45 Milhões |
| BRADESCO | Bancário | BBDC4.SA | R\$ 852,73 Milhões |
| BANCO DO BRASIL | Bancário | BBAS3.SA | R\$ 624,81 Milhões |
| MAGAZINE LUIZA | Varejo | MGLU3.SA | R\$ 552,15 Milhões |
| B3 | Infraestrutura mercado financeiro | B3SA3.SA | R\$ 533,08 Milhões |
| AMBEV | Bebidas | ABEV3.SA | R\$ 463,64 Milhões |
| PETRORIO | Petróleo | PRIO3.SA | R\$ 454,95 Milhões |
| ELETROBRAS | Energia | ELET3.SA | R\$ 414,19 Milhões |

5.2 Estudo de Caso I

Este estudo tem como objetivo ilustrar a aplicabilidade das estratégias de negociação propostas, utilizando preços históricos desses ativos financeiros e análise técnica, incluindo o gerenciamento de risco por meio de *stop loss* e *stop gain*. Também será avaliado o desempenho do investimento em ações da B3 (Brasil, Bolsa, Balcão) em comparação com a técnica de comprar um ativo no longo prazo com a expectativa de que ele valorize com o tempo, conhecida como Buy and Hold (B&H).

Vale destacar que as demais estratégias propostas neste trabalho são evoluções desse primeiro estudo, buscando aprimorar os resultados e explorar diferentes aspectos do mercado financeiro.

A estratégia I, conforme detalhada na Seção 4.4, foi aplicada levando em consideração o período de 02/01/2021 a 02/04/2023, 02/01/2022 a 30/12/2022 e 02/01/2023 a 30/10/2023. Os resultados obtidos são mostrados na tabela 3. Essa tabela apresenta ainda uma comparação entre o retorno da estratégia proposta aplicada nas diferentes ações em relação a estratégia *B&H*. A última linha da tabela (TOTAL) refere-se à soma do valor inicial e o retorno acumulado de todos os resultados, separados em total do valor inicial aplicado nas dez ações, retorno acumulado da estratégia proposta referente as dez ações e o total do retorno acumulado dos dez ativos a partir da estratégia *B&H*.

Tabela 3 – Comparação dos resultados obtidos com a estratégia de *B&H*

| Ação | Valor Inicial | Rendimento ação (%) | Valor Final da Estratégia | Rendimento B&H (%) | Valor Final do B&H (R\$) |
|--------------|-----------------------|---------------------------------|---------------------------|---------------------------------|--------------------------|
| VALE3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -3.473,90 (-34,74%) | R\$ 6.526,10 | R\$ -1.221,30 (-12,21%) | R\$ 8.778,70 |
| PETR4.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -2.964,12 (-29,64%) | R\$ 7.035,88 | R\$ -1.888,62 (-18,89%) | R\$ 8.111,38 |
| ITUB4.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -3.682,30 (-36,82%) | R\$ 6.317,70 | R\$ -1.993,53 (-19,94%) | R\$ 8.006,47 |
| BBDC4.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -4.556,40 (-45,56%) | R\$ 5.443,60 | R\$ -3.970,60 (-39,71%) | R\$ 6.029,40 |
| BBAS3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ 987,50 (9,88%) | R\$ 10.987,50 | R\$ 404,36 (4,04%) | R\$ 10.404,36 |
| MGLU3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -8.385,00 (-83,85%) | R\$ 1.615,00 | R\$ -8.686,51 (-86,87%) | R\$ 1.313,49 |
| B3SA3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -7.177,25 (-71,77%) | R\$ 2.822,75 | R\$ -4.908,17 (-49,08%) | R\$ 5.091,83 |
| ABEV3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ -1.903,01 (-19,03%) | R\$ 8.096,99 | R\$ -742,89 (-7,43%) | R\$ 9.257,11 |
| PRI03.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ 17.501,01 (175,01%) | R\$ 27.501,01 | R\$ 10.848,93 (108,49%) | R\$ 20.848,93 |
| ELET3.SA | R\$ 10.000,00 | R\$ 2.632,74 (26,33%) | R\$ 12.632,74 | R\$ -659,56 (-6,60%) | R\$ 9.340,44 |
| TOTAL | R\$ 100.000,00 | R\$ -11.020,73 (-11,02%) | R\$ 88.979,27 | R\$ -12.817,89 (-12,82%) | R\$ 87.182,11 |

A Tabela 3 mostra os resultados a partir da aplicação da estratégia proposta, com destaque para a empresa PRI03, que, ao final do intervalo de negociações, obteve um retorno de R\$ 27.501,01. No *B&H*, também houve um retorno positivo de R\$ 20.848,93 durante o mesmo período. Todavia, é importante notar que, embora a estratégia tenha se destacado em termos absolutos, apresentando um desempenho superior em algumas empresas, o retorno percentual total da estratégia foi de -11,02%. Isso significa que, apesar de alguns resultados positivos, a estratégia como um todo teve um desempenho negativo em relação ao investimento inicial. No entanto, é importante observar que o retorno percentual total do *B&H* foi ainda mais negativo, atingindo -12,82%, indicando assim que a estratégia proposta foi superior. A estratégia foi particularmente eficiente em empresas como PRI03 e ELET3, onde apresentou retornos absolutos e percentuais significativamente superiores ao *B&H*. Por exemplo, em PRI03, o retorno percentual da estratégia foi de 175,01%, contra 108,49% do *B&H*. Em ELET3, a estratégia obteve um retorno positivo de 26,33%, enquanto o *B&H* registrou um desempenho negativo de -6,60%. Em contrapartida, para ações como VALE3, PETR4, e BBDC4, a estratégia teve um desempenho absoluto e percentual inferior ao *B&H*. Por exemplo, na VALE3, o retorno percentual da estratégia foi de -34,74%, comparado a -12,21% do *B&H*. Esse padrão de baixo desempenho reflete desafios específicos enfrentados na implementação da estratégia para essas ações. Apesar do retorno percentual total negativo, a estratégia proposta demonstrou maior assertividade em algumas empresas e uma capacidade de mitigar perdas em comparação ao *B&H*.

Em síntese, apesar de ambos os métodos apresentarem resultados negativos, a estratégia proposta se mostrou mais eficiente que o *B&H*, oferecendo maior resiliência em cenários adversos e demonstrando potencial para gerar melhores resultados em condições futuras do mercado. É

importante ressaltar que os resultados obtidos refletem o comportamento específico do mercado no período de 02/01/2021 a 02/04/2023, o qual foi influenciado por diversas variáveis externas, como políticas econômicas, sanitárias, notícias e o estado emocional dos investidores. Portanto, a estratégia deve ser analisada dentro desse contexto dinâmico e incerto.

A tabela 4 mostra os resultados da estratégia proposta levando em consideração diferentes períodos de análise. O valor inicial investido, considerando um total de 10 ações, foi de R\$ 100.000,00, sendo R\$ 10.000,00 para cada uma das 10 ações que compõe a carteira analisada. Os resultados mostram que os retornos variaram de acordo com o período analisado. Por exemplo, no intervalo de 02/01/2022 a 30/12/2022, a estratégia apresentou um rendimento de 9,8% (R\$ 9.812,76), enquanto o *B&H* obteve um rendimento ligeiramente inferior de 9,07% (R\$ 9.073,07). Já no período de 02/01/2023 a 30/10/2023, ambos os métodos tiveram rendimentos modestos de cerca de 0,46%. Em média, a estratégia analisada apresentou um rendimento de 5,13% (R\$ 5.140,83), superando o *B&H*, que registrou uma média de 4,76% (R\$ 4.770,48). Isso evidencia que, mesmo em diferentes contextos de mercado, a estratégia proposta conseguiu resultados consistentemente melhores do que o método comparativo.

Tabela 4 – Comparativo do estudo de caso I em outros períodos

| Períodos | Valor Inicial | Rendimento ação (%) | Valor Final da Estratégia | Rendimento B&H (%) | Valor Final do B&H (R\$) |
|-------------------------|-----------------------|-----------------------------|---------------------------|-----------------------------|--------------------------|
| 02/01/2022 a 30/12/2022 | R\$ 100.000,00 | R\$ 9.812,76 (9,8%) | R\$ 109.812,76 | R\$ 9.073,07 (9,07%) | R\$ 109.073,07 |
| 02/01/2023 a 30/10/2023 | R\$ 100.000,00 | R\$ 468,90 (0,46%) | R\$ 100.468,90 | R\$ 467,89 (0,46%) | R\$ 100.467,89 |
| Média | R\$ 100.000,00 | R\$ 5.140,83 (5,13%) | R\$ 105.140,83 | R\$ 4.770,48 (4,76%) | R\$ 104.770,48 |

5.3 Estudo de Caso II

Este estudo propõe uma estratégia de negociação que utiliza de forma integrada a análise técnica e a regressão linear. O objetivo principal dessa abordagem é identificar o comportamento de alta de um ativo, de modo que, ao ser detectado esse movimento, a estratégia indique o momento adequado para a entrada ou compra do ativo.

Após a análise dos resultados obtidos no estudo de caso anterior, a estratégia II, descrita na Seção 4.5, adota um aprimoramento para identificar pontos de entrada em operações, visando otimizar ainda mais a estratégia de negociação. Com o intuito de fornecer uma ilustração prática, também foi estabelecido um valor inicial de R\$ 10.000,00 disponível para aquisição de cada ativo considerado. O período para a obtenção dos dados foi definido de 02/01/2021 a 02/04/2023, 01/07/2021 a 30/10/2022 e 01/06/2022 a 30/10/2023 mantendo a mesma seleção das 10 ações

conforme apresentadas na Tabela 2. Além disso, uma vez identificado um possível ponto de entrada em uma operação, a metodologia incorpora uma outra verificação baseada em uma regressão linear dos últimos 10,15,20,25 e 30 dias de maneira distinta.

O período de 10, 15, 20, 25 e 30 dias para a regressão linear foi escolhido com o objetivo de capturar tendências recentes no comportamento do ativo. Estamos cientes de que o uso de um número menor de dias pode tornar a análise mais sensível às flutuações de curto prazo, enquanto uma quantidade maior de dias poderia oferecer resultados diferentes, considerando uma visão mais ampla do comportamento do mercado. No entanto, optou-se por períodos mais curtos para refletir de forma mais imediata as mudanças relevantes e recentes no mercado. A ideia é que ao se detectar um rompimento do topo, deve-se analisar a regressão linear dos últimos candles. Caso a regressão esteja em tendência de alta e o coeficiente de determinação (R^2) seja representativo (por exemplo, superior a 80%), a metodologia considera que um sinal de compra de ativo foi identificado. Um valor de R^2 acima de 80% indica uma forte relação linear entre as variáveis, o que sugere que a regressão linear é uma boa representação dos dados. Aceitar um valor de R^2 acima de 80% ajuda a garantir que as tendências identificadas sejam estatisticamente significativas e confiáveis o suficiente para tomar decisões de compra de ativos. Caso os valores não atendam a esses critérios, ou seja, uma oportunidade não foi identificada, nenhuma ação será tomada.

Como base para comparação da estratégia proposta, também foi implementada a estratégia B&H. O algoritmo da estratégia *B&H* realiza somente uma única ordem de compra e venda com o aporte inicial de R\$ 10.000,00 por ação, levando em consideração o primeiro e o último valor do período do tempo analisado. Assim, é possível se estabelecer uma comparação entre os retornos obtidos pelas múltiplas negociações realizadas pela metodologia proposta e a estratégia *B&H*.

A Tabela 5 exibe uma comparação entre o retorno das operações seguindo a metodologia deste trabalho em relação a estratégia *B&H*.

Tabela 5 – Apresentação dos resultados do estudo de caso II

| Períodos | Valor Inicial | 10 dias | 15 dias | 20 dias | 25 dias | 30 dias | B&H |
|-------------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| 02/01/2021 a 02/04/2023 | R\$ 100.000,00 | R\$ 92.585,06 | R\$ 102.753,13 | R\$ 86.900,89 | R\$ 91.339,63 | R\$ 84.983,20 | R\$ 87.182,11 |
| 01/07/2021 a 30/10/2022 | R\$ 100.000,00 | R\$ 96.983,24 | R\$ 100.106,97 | R\$ 98.155,24 | R\$ 102.763,48 | R\$ 81.267,35 | R\$ 96.100,05 |
| 01/06/2022 a 30/10/2023 | R\$ 100.000,00 | R\$ 99.817,97 | R\$ 101.092,00 | R\$ 98.745,18 | R\$ 89.363,66 | R\$ 90.594,60 | R\$ 97.039,34 |
| Média | R\$ 100.000,00 | R\$ 96.462,09 | R\$ 101.317,37 | R\$ 94.600,44 | R\$ 94.488,92 | R\$ 85.615,05 | R\$ 93.440,50 |

Os resultados apresentados na Tabela 5 permitem uma análise detalhada do desempenho da estratégia proposta em comparação à estratégia *Buy and Hold* (B&H). A estratégia proposta foi avaliada em intervalos de 10, 15, 20, 25 e 30 dias, considerando diferentes períodos de negociação, enquanto o *B&H* serviu como referência. De maneira geral, os dados mostram que a estratégia proposta apresentou um desempenho superior ao *B&H* na maioria dos cenários analisados. Por exemplo, no período de 02/01/2021 a 02/04/2023, a estratégia de 15 dias obteve um retorno de R\$ 102.753,13, superando o *B&H*, que registrou um saldo final de R\$ 87.182,11. Esse padrão de superioridade é evidenciado pela média dos resultados, em que a estratégia de 15 dias apresentou um saldo médio de R\$ 101.317,37, enquanto o *B&H* obteve uma média de R\$ 93.440,50. Adicionalmente, observa-se que os períodos mais curtos, como 10 e 15 dias, tenderam a capturar melhor as oscilações recentes do mercado, resultando em retornos mais consistentes. Por outro lado, intervalos maiores, como 25 e 30 dias, demonstraram maior volatilidade e, em alguns casos, resultados inferiores. Isso sugere que a metodologia baseada em intervalos menores foi mais eficaz em identificar tendências e ajustar-se rapidamente às mudanças do mercado, enquanto a abordagem de longo prazo do *B&H* apresentou dificuldades em lidar com variações significativas no comportamento dos ativos. Destaca-se também que, mesmo em condições de mercado adversas, como no período de 01/06/2022 a 30/10/2023, a estratégia de 15 dias manteve-se eficiente, com um saldo de R\$ 101.092,00, superando novamente o *B&H*, que encerrou o período com R\$ 97.039,34. Os resultados evidenciam a maior eficiência da estratégia proposta, que não apenas superou o *B&H* em retornos médios, mas também apresentou maior resiliência em períodos de instabilidade de mercado. Embora reconheça-se que intervalos mais curtos possam estar sujeitos a maior sensibilidade a flutuações de curto prazo, a abordagem adotada mostrou-se vantajosa no contexto das condições analisadas.

5.4 Estudo de Caso III

Este estudo propõe uma estratégia de negociação que integra a análise técnica com os métodos Mann-Kendall e Sen's Slope. O objetivo principal dessa abordagem é identificar o comportamento de alta de um ativo, permitindo que, ao ser detectado esse movimento, a estratégia determine o momento mais adequado para a entrada ou compra do ativo.

Similar aos estudos anteriores, o estudo de caso 5.4 inicia com um recurso de R\$ 100.000,00, investidos nas 10 ações mais negociadas de acordo com a tabela 2. Com o objetivo

de verificar a abordagem proposta em diferentes períodos, optou-se pela análise de 02/01/2021 a 02/04/2023, 02/01/2022 a 30/12/2022, 01/07/2021 a 30/10/2022 e 01/06/2022 a 30/06/2023. Dessa forma, será possível demonstrar que os resultados obtidos não são devido a um período específico da análise. Essa abordagem oferece uma validação abrangente da estratégia, garantindo sua adaptabilidade e robustez em diferentes cenários de negociação.

A Tabela 6 apresenta os resultados da estratégia proposta em relação à estratégia *B&H*. Nessa tabela, se encontra em destaque o retorno final após a execução das estratégias. A segunda coluna (*Valor Inicial*) representa o valor inicial da soma dos valores aplicados em cada ação. Além disso, também foi considerado a estratégia adotando 10, 15, 20, 25 e 30 dias como os intervalos da aplicação dos testes de MK em conjunto com o estimador Sen's Slope. Esses números de dias correspondem ao quantitativo de dias anteriores a um topo que devem ser analisados. São esses os dias que vão ser utilizados como referência para identificar padrões e tendências no desempenho do mercado financeiro. Além disso, a tabela também mostra o retorno final da estratégia considerando os diferentes períodos para a carteira composta pelas 10 ações selecionadas. A última coluna apresenta os resultados considerando a estratégia *B&H*.

Tabela 6 – Apresentação dos resultados do estudo de caso III

| Períodos | Valor Inicial | 10 dias | 15 dias | 20 dias | 25 dias | 30 dias | B&H |
|-------------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| 02/01/2021 a 02/04/2023 | R\$ 100.000,00 | R\$ 103.198,57 | R\$ 106.465,45 | R\$ 119.201,90 | R\$ 82.787,82 | R\$ 87.312,53 | R\$ 89.225,68 |
| 01/07/2021 a 30/10/2022 | R\$ 100.000,00 | R\$ 94.840,39 | R\$ 89.555,29 | R\$ 87.859,79 | R\$ 110.797,49 | R\$ 103.258,55 | R\$ 94.186,61 |
| 01/06/2022 a 30/06/2023 | R\$ 100.000,00 | R\$ 100.055,43 | R\$ 118.812,67 | R\$ 111.392,04 | R\$ 104.053,97 | R\$ 101.250,93 | R\$ 103.570,03 |
| Média | R\$ 100.000,00 | R\$ 99.364,80 | R\$ 104.944,47 | R\$ 106.151,24 | R\$ 99.213,09 | R\$ 97.274,00 | R\$ 95.660,77 |

Com base nos dados apresentados na Tabela 6, é possível observar o desempenho das diferentes estratégias de investimento ao longo de diversos períodos. Cada linha da tabela representa um período específico, com um valor inicial investido de R\$ 100.000,00 para todas as estratégias avaliadas, incluindo a estratégia de comprar e manter (*B&H*), utilizada como referência comparativa. Os retornos foram calculados considerando intervalos de 10, 15, 20, 25 e 30 dias anteriores ao topo. Os retornos alcançados variaram de acordo com o período e o intervalo de tempo definido. Por exemplo, no período de 02/01/2021 a 02/04/2023, a estratégia de 20 dias apresentou o maior retorno, com R\$ 119.201,90, enquanto a estratégia de 25 dias teve o menor desempenho, com um retorno de R\$ 82.787,82. No mesmo intervalo, a estratégia *B&H* registrou um retorno intermediário, de R\$ 89.225,68. Ao analisar a média dos retornos em todos os períodos, observa-se que a estratégia de 15 dias apresentou o melhor desempenho

médio, com R\$ 104.944,47. Por outro lado, a estratégia de 30 dias apresentou o menor retorno médio, com R\$ 97.274,00. A estratégia de comprar e manter (*B&H*) teve um retorno médio de R\$ 95.660,77, valor inferior ao das estratégias propostas para 10, 15 e 20 dias. Esses resultados sugerem que, em geral, as estratégias com intervalos de 10 a 20 dias tendem a superar a estratégia *BH* em termos de retorno financeiro. No entanto, é importante ressaltar que o desempenho de cada estratégia varia dependendo do período analisado e das condições específicas do mercado.

A Figura 17 apresenta os resultados obtidos, onde é possível observar o desempenho da estratégia de investimento ao longo de diferentes períodos e intervalos de dias. Cada barra representa um intervalo de dias, sendo que as cores indicam o intervalo de aplicação. A estratégia *B&H* está representada na cor preta. Analisando o gráfico, percebe-se que, no período de 02/01/2021 a 02/04/2023, a estratégia de 20 dias obteve o maior retorno, com R\$ 119.201,90, enquanto a estratégia de 15 dias teve um retorno de R\$ 106.465,45. Nesse mesmo intervalo, a estratégia *B&H* apresentou o menor retorno, com R\$ 89.225,68. Essa figura evidencia que a estratégia *B&H* foi superior aos resultados de algumas estratégias baseadas em Mann-Kendall e Sen's Slope em períodos específicos, como de 01/07/2021 a 30/10/2022. No entanto, ao considerar o desempenho geral, as estratégias propostas, especialmente aquelas com intervalos de 15 e 20 dias, se destacaram, apresentando retornos superiores em diversos cenários. Isso sugere que, em geral, as estratégias de prazos de 15 e 20 dias tendem a proporcionar melhores resultados do que a estratégia tradicional de comprar e manter (*B&H*).

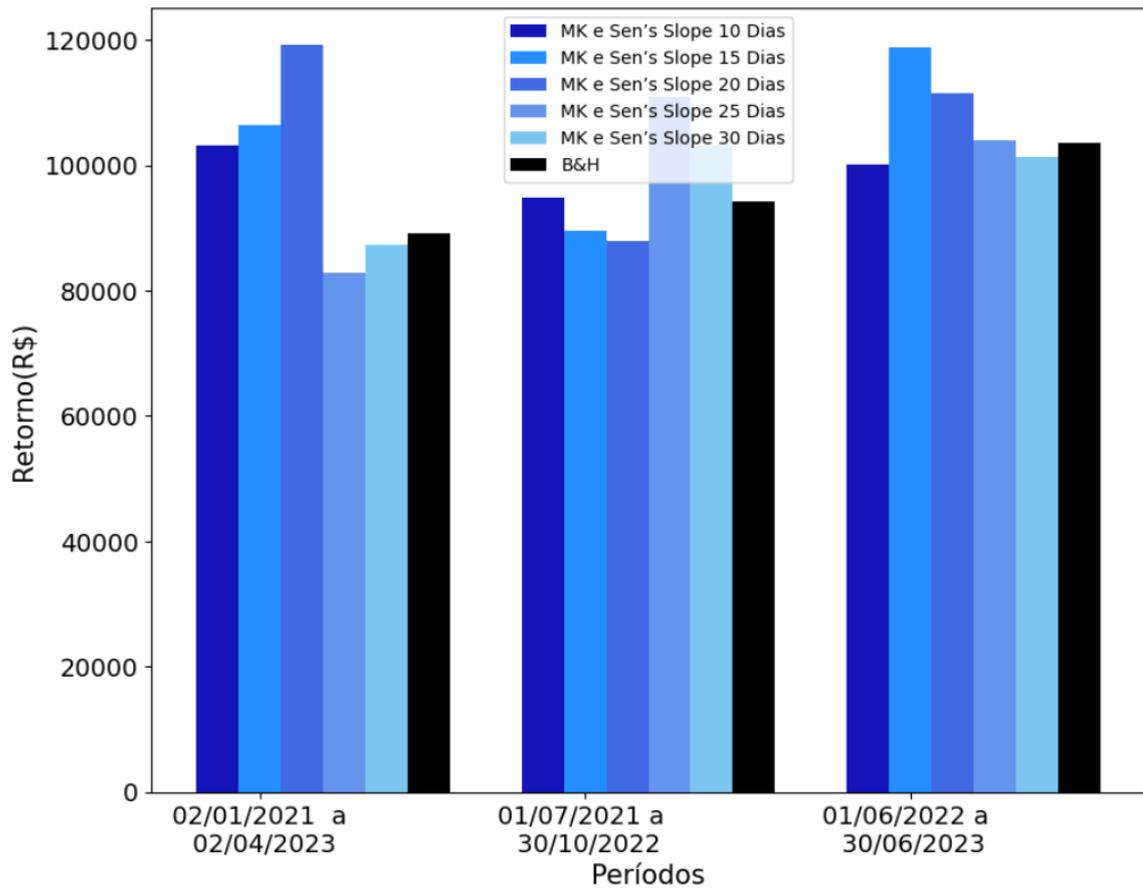


Figura 17 – Comparação dos resultados obtidos com a estratégia de *B&H*.

Os dados da Tabela 6 mostram ainda que a estratégia proposta teve, em média, um retorno maior do que o *B&H*, apesar de o *B&H* ter obtido desempenhos competitivos em alguns períodos. Quando subtraímos o investimento inicial de R\$ 100.000,00, observamos que as estratégias baseadas em Mann-Kendall e Sen's Slope apresentaram saldos positivos na maioria dos períodos, com destaque para os intervalos de 15 e 20 dias, que consistentemente superaram os retornos da *B&H*. Em resumo, embora a estratégia *B&H* tenha superado algumas estratégias em determinados períodos, a estratégia proposta se mostraram mais lucrativas e eficazes na maioria dos casos analisados. As estratégias de 15 e 20 dias, em particular, apresentaram retornos superiores em 2 dos 3 períodos analisados, reforçando sua eficácia em comparação à *B&H*.

5.5 Estudo de Caso IV

Esse estudo tem como objetivo o de ilustrar a aplicabilidade das estratégias propostas—Regressão Linear e ARIMA — ao analisar o retorno obtido a partir de uma carteira que é comparada com o retorno obtido com a estratégia *B&H*. Essas ações foram selecionadas por se

tratarem dos 10 ativos mais negociadas na B3 em março de 2023 de acordo com a Tabela 2. O período de análise considerado foi o de 02/01/2021 até 02/04/2023.

Nas estratégias propostas acontece a compra do ativo (ou a venda) caso uma oportunidade seja identificada ao decorrer do tempo em análise. A ordem de compra tem o valor inicial de R\$ 10.000,00 (dez mil reais) por ação. Isso totaliza uma carteira com R\$ 100.000,00 (cem mil reais) para as 10 ações selecionadas. Caso o *stop gain* seja atingido, será realizada a venda, e é computado o retorno do lucro obtido. Por outro lado, caso o cenário se inverta, o ponto de saída (*stop loss*) será determinado pelo valor da porcentagem entre o ponto de entrada e o valor do fundo após o rompimento do fundo usado como parâmetro.

Com a finalidade de se ter um referencial para as estratégias propostas, os retornos obtidos por cada uma das estratégias em cada ativo analisado são comparados com o retorno assumindo a estratégia *B&H*. O algoritmo da estratégia *B&H* realizará somente uma única ordem de compra e venda com o aporte inicial de R\$10.000,00 por ação, levando em consideração o primeiro e o último dia do período de tempo analisado.

A Tabela 7 apresenta um resumo dos resultados obtidos, onde é possível verificar os retornos das operações seguindo a metodologia deste trabalho em relação a estratégia *B&H*. A última linha da tabela (Total) refere-se à soma do valor inicial e do retorno acumulado de cada estratégia analisada.

Tabela 7 – Apresentação dos resultados do estudo de caso IV

| Ação | Valor Inicial (R\$) | Valor Final Regressão (R\$) | Rendimento Regressão (%) | Valor Final ARIMA (R\$) | Rendimento ARIMA (%) | Valor Final B&H (R\$) | Rendimento B&H (%) |
|--------------|-----------------------|-----------------------------|--------------------------|-------------------------|----------------------|-----------------------|--------------------|
| VALE3.SA | R\$10.000,00 | R\$6.475,03 | -35,25% | R\$6.982,87 | -30,17% | R\$8.778,70 | -12,21% |
| PETR4.SA | R\$10.000,00 | R\$4.451,84 | -55,48% | R\$7.034,56 | -29,65% | R\$8.111,38 | -18,88% |
| ITUB4.SA | R\$10.000,00 | R\$5.825,24 | -41,75% | R\$6.251,44 | -37,48% | R\$8.006,47 | -19,93% |
| BBD4.SA | R\$10.000,00 | R\$5.114,87 | -48,85% | R\$8.276,74 | -17,23% | R\$6.029,40 | -39,70% |
| BBAS3.SA | R\$10.000,00 | R\$15.726,61 | 57,26% | R\$7.567,15 | -24,32% | R\$10.404,36 | 4,04% |
| MGLU3.SA | R\$10.000,00 | R\$1.024,07 | -89,75% | R\$6.949,70 | -30,50% | R\$ 1.213,49 | -87,86% |
| B3SA3.SA | R\$10.000,00 | R\$3.731,64 | -62,68% | R\$10.000,00 | 0% | R\$5.091,83 | -49,08% |
| ABEV3.SA | R\$10.000,00 | R\$7.356,96 | -26,43% | R\$10.747,31 | 7,47% | R\$9.257,11 | -7,42% |
| PRI03.SA | R\$10.000,00 | R\$31.169,94 | 211,69% | R\$6.769,61 | -32,30% | R\$20.848,93 | 108,48% |
| ELET3.SA | R\$10.000,00 | R\$11.708,86 | 17,09% | R\$11.776,39 | 17,76% | R\$ 9.340,44 | -6,59% |
| Total | R\$ 100.000,00 | R\$92.585,06 | -7,41% | R\$82.355,77 | -17,64% | R\$87.082,11 | -12,91% |

A partir dos resultados obtidos, percebe-se que, de maneira geral, a estratégia de previsão baseada em Regressão Linear, apesar de também ter registrado prejuízo, apresentou perdas menores (-7,41%) em comparação à estratégia de *Buy and Hold* (-12,91%). Isso sugere que a abordagem baseada em Regressão Linear foi mais eficiente na mitigação de perdas em relação ao *B&H*, demonstrando sua potencial eficácia em cenários de queda generalizada no mercado. Por outro lado, a estratégia baseada em ARIMA, que resultou em perdas de -17,64%, apresentou

desempenho inferior tanto à Regressão Linear quanto ao *BH*. No entanto, a análise detalhada por ativo revela diferenças relevantes: enquanto a Regressão Linear superou o ARIMA em casos como PETR4 e B3SA3, o modelo ARIMA obteve melhores resultados em ativos como VALE3 e BBDC4. Esses dados destacam a importância de considerar múltiplas abordagens e a diversificação de estratégias para proteção contra riscos. No contexto deste estudo, embora nenhuma das estratégias tenha gerado lucros gerais, a abordagem baseada em Regressão Linear demonstrou uma capacidade superior de limitar perdas em relação ao *B&H*, evidenciando seu potencial como ferramenta de mitigação de risco. Isso destaca a importância de estratégias baseadas em análises quantitativas para melhorar a resiliência das carteiras de investimento, especialmente em cenários de alta volatilidade.

6 Conclusão

Neste trabalho foi desenvolvida uma ferramenta direcionada a etapa de *backtesting* de estratégias de decisão multicritério no mercado financeiro. O termo multicritério se refere aos indicadores técnicos utilizados e estatísticos para obtenção de um comitê de indicadores e seus respectivos sinais. Para que toda a modelagem apresentada possa ser replicada, adaptada e/ou testada, o código foi disponibilizado nos apêndices.

Esta dissertação desempenha um papel fundamental ao explorar diferentes aspectos do cenário do mercado financeiro, propondo estratégias diferenciadas e métodos estatísticos para auxiliar investidores na tomada de decisões. Através dos quatro estudos de caso apresentados, foram abordados vários cenários desse ambiente dinâmico e complexo, destacando a importância da pesquisa prática, da análise de desempenho e da aplicação das estratégias.

O estudo de caso I proporcionou uma compreensão mais profunda da estratégia de operação no mercado financeiro, com foco na maximização dos lucros e na gestão eficaz dos investimentos. A abordagem desenvolvida segue um conjunto claro de regras, identificando pontos de entrada e saída com base em parâmetros predefinidos, buscando otimizar o desempenho das operações.

Ao estabelecer critérios específicos para compra e venda de ações, a estratégia demonstrou sua capacidade de adaptar-se dinamicamente às mudanças nas condições do mercado. A combinação de ordens de compra e venda, juntamente com os *stop loss* e *stop gain* ajustáveis, permite uma personalização flexível das operações, adequando-se às estratégias individuais de negociação de cada investidor. A comparação com a estratégia *B&H* revelou que a abordagem simples apresenta resultados mais satisfatórios.

No estudo de caso II, foi utilizado a regressão linear para identificar oportunidades de compra de ativos, com atenção ao coeficiente de determinação (R^2) como indicador de confiabilidade das tendências identificadas.

Ao estabelecer critérios claros para o ponto de entrada, a estratégia busca confirmar o rompimento do topo e a tendência de alta através da análise da regressão linear. Essa abordagem garante um processo decisório embasado em dados sólidos e confiáveis, reforçado pelos resultados estatísticos fornecidos pelo R^2 , o que amplia a precisão e a confiabilidade da estratégia.

Vale destacar ainda que a comparação com a estratégia *B&H* revela a eficácia da

abordagem proposta. As contribuições são significativas, uma vez que a estratégia foi analisada e demonstrou-se superior em relação à estratégia *B&H*, evidenciando sua relevância e potencial no contexto do mercado financeiro.

No estudo de caso III adota-se uma estratégia mais robusta para identificação de tendências de alta no mercado financeiro, fazendo uso de ferramentas estatísticas como o teste de Mann-Kendall (MK) e o estimador de Sen's Slope. A aplicação desses testes permite avaliar se há uma tendência estatisticamente significativa de alta nos dados, fornecendo uma base sólida para a tomada de decisões.

Essa abordagem possibilita uma gestão eficaz de riscos e maximiza os ganhos, uma vez que os limites de lucro e prejuízo são determinados de acordo com as preferências e estratégias de negociação de cada investidor. Vale destacar que os resultados obtidos demonstraram que a estratégia que utiliza o MK em conjunto com o Estimador de Sen's Slope se mostrou superior ao método *B&H*, ressaltando a eficácia dessa abordagem em comparação com uma estratégia mais passiva.

Por fim, no estudo de caso IV, a análise vai além da abordagem utilizada no estudo de caso II ao incluir a previsão dos três dias subsequentes a cada topo identificado. Essa etapa adicional utiliza a regressão linear ou ARIMA para projetar os preços futuros e avalia a continuidade da tendência de alta com base em critérios específicos. Essa metodologia complementa a análise do rompimento de topos realizada no estudo de caso II, fornecendo uma camada extra de confirmação para identificar tendências de alta.

Ao integrar as conclusões desses estudos de caso, fica evidente que a pesquisa realizada contribui significativamente para o avanço do conhecimento no campo do mercado financeiro. As descobertas apresentadas não apenas oferecem insights valiosos para investidores e profissionais do mercado, mas também destacam a importância da inovação e da adaptação contínua às mudanças do ambiente financeiro.

No entanto, é importante reconhecer que o mercado financeiro é caracterizado por sua volatilidade e imprevisibilidade, exigindo uma abordagem cautelosa e flexível. Embora a estratégia proposta demonstre resultados promissores, é fundamental ressaltar que esses resultados podem variar de acordo com os ativos e o período analisado. Nesse sentido, é prudente buscar a diversificação dos investimentos, adotando diversas estratégias para mitigar os riscos envolvidos.

6.1 Contribuições

Primeiramente, é importante destacar quatro contribuições significativas em relação aos resultados alcançados. Em primeiro lugar, foram desenvolvidas e apresentadas quatro abordagens distintas para a estratégia estudada, o que representa uma contribuição significativa, uma vez que foi um desenvolvimento próprio deste trabalho. Além disso, a segunda contribuição foca em uma abordagem que utiliza testes estatísticos (Mann-Kendall e Sen's slope) para auxiliar na identificação das tendências do mercado. Embora esses testes sejam amplamente aplicados em diversas áreas, não foram encontrados estudos que combinem ambos os testes especificamente no contexto do mercado financeiro. Assim, essa abordagem é particularmente notável por preencher uma lacuna na literatura, destacando-se pela aplicação desses testes em estratégias financeiras. A identificação das tendências é fundamental, pois sabe-se que realizar uma compra durante uma tendência de alta geralmente é mais vantajoso do que durante períodos laterais ou de baixa no mercado. Outro ponto relevante para testar a robustez da estratégia foi o backtest, apoiado por experimentos que demonstram sua superioridade em relação à estratégia *B&H*. A última interessante contribuição refere-se à criação de um ambiente de negociação disponível online em (SENA, 2024)¹, onde será possível testar a modelagem proposta neste trabalho, especificamente no estudo de caso III, de forma objetiva e compará-la com outra estratégia. Isso será realizado aplicando as regras e técnicas estatísticas a dados históricos do mercado, com o objetivo de determinar sua eficiência. Além das contribuições mencionadas acima, é importante destacar que os resultados desta pesquisa foram publicados em um artigo. O artigo intitulado "Uma estratégia de negociação: um estudo de desempenho aplicado ao mercado de ações", de autoria de Anderson Sena dos Santos; Gustavo Rau de Almeida Callou; e Taciano Lopes de Amorim (SANTOS et al., 2023), foi publicado na revista RMP - Revista dos Mestrados Profissionais, volume 12, páginas 186-199. Vale ressaltar que os mesmos autores também publicaram outros artigos relevantes na área, como 'Utilizando rede LSTM para predição de ações de vários setores econômicos da Bolsa de Valores' e 'Compra e venda de ações negociadas na B3 utilizando LSTM: análise de tendência e stop', ambos na Revista Eletrônica de Gestão Organizacional.

Finalmente, a estratégia e a avaliação financeira propostas trouxeram uma nova contribuição não apenas academicamente, preenchendo diversas lacunas existentes, como citados anteriormente, mas também puderam fornecer uma nova forma de negociação para investidores, especialmente PFs. Todos esses fatores tornam o experimento replicável para outros interessados

¹ <<https://pedal-analise-invest-dash-app.onrender.com/>>

que desejem testar com outros indicadores técnicos, modelos e/ou mercados. A aplicação prática do estudo permite que investidores o considerem em processos de tomada de decisão, tanto em relação ao swing-trade em si, quanto para a criação de um portfólio diversificado de investimentos. Portanto, as conclusões deste trabalho devem servir como ponto de partida para pesquisas futuras, incentivando análises e abordagens mais aprofundadas para entender e lidar com os desafios desse ambiente complexo e dinâmico.

6.2 Limitações

Apesar de a estratégia proposta trazer ótimos resultados, o uso de uma mesma configuração para executar em várias ações simplifica o processo, mas também limita a capacidade do algoritmo de se adaptar adequadamente a diferentes comportamentos de mercado. Observa-se que o ajuste das configurações do algoritmo de forma individual para cada ação otimiza as negociações com base nas características específicas de cada ativo. Essa personalização pode aumentar o potencial de retorno, uma vez que leva em consideração as nuances e tendências únicas de cada ação. Entretanto, uma limitação importante do trabalho está na forma como são computados os topos e fundos. Em alguns casos, o algoritmo acaba identificando topos muito próximos, o que pode afetar a precisão da análise e, conseqüentemente, as decisões de negociação. Por fim, é importante destacar que a predição do comportamento de ativos no mercado de capitais não é tarefa simples. A construção de sistemas automatizados de investimento é uma tarefa que demanda experimentação, busca e tentativa e erro. O estudo nesta área de pesquisa exige um esforço significativo para a aquisição de conhecimento interdisciplinar, abrangendo áreas como estatística, finanças e computação. Também é relevante ressaltar que a construção desses sistemas ainda é uma novidade, com poucas publicações abordando o tema e enfrentando as mesmas dificuldades encontradas em conteúdos que demandam uma abordagem interdisciplinar.

6.3 Trabalhos Futuros

Como proposta de continuidade, é importante aprimorar o estudo e aperfeiçoar o algoritmo, explorando diversas possibilidades. Isso inclui investigar novas técnicas, como novas regras de operação, que não necessariamente envolvam mais indicadores, mas sim uma melhor utilização dos já existentes. Além disso, considerar o uso de dados mais complexos, como

granularidades diferentes, como minuto a minuto ou volume, pode contribuir para maximizar a eficácia do algoritmo.

Comparar com outras técnicas existentes e avaliar a aplicação de *machine learning* na análise técnica também são direcionamentos importantes para esta pesquisa. Além disso, a inclusão de outros tipos de ativos, como minicontratos, dólar e renda fixa, amplia o escopo da análise.

Ademais, uma melhor seleção dos ativos pode ser alcançada por meio de algoritmos próprios de otimização. Por outro lado, a utilização de notícias e indicadores macroeconômicos como parâmetros de entrada configuram pontos interessantes a serem considerados.

Referências

- ABE, M. **Manual de análise técnica: essência e estratégias avançadas: tudo o que um investidor precisa saber para prosperar na Bolsa de valores até em tempos de crise.** [S.l.]: Novatec Editora, 2018.
- ADEBIYI, A. A.; ADEWUMI, A. O.; AYO, C. K. et al. Comparison of arima and artificial neural networks models for stock price prediction. **Journal of Applied Mathematics**, Hindawi, v. 2014, 2014.
- AMORIM, A. J.; GUILLEN, A.; AMARAL, D.; SILVA, R. O. d. M. da; TOLEDO, L. A. et al. Home broker e bm&f bovespa: Um estudo de caso. **REA-Revista Eletrônica de Administração**, v. 10, n. 1, 2011.
- ANDRADE, M. V. Z. d. Operando ativos com base em análise técnica: aplicação do método da agulhada. Universidade Federal de Campina Grande, 2018.
- B3. **Busca de Corretoras.** 2020. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/produtoe-servicos/participantes/busca-de-participantes/busca-de-corretoras/>. Acesso em: 05/02/2024.
- _____. **Porcentagem de investidores pessoa física cresce na B3.** 2021. Disponível em: <https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/porcentagem-de-investidores-pessoa-fisica-cresce-na-b3.htm>. Acesso em: 05/02/2024.
- _____. **B3 atinge 5 milhões de contas de investidores em renda variável em janeiro.** 2022. Disponível em: <https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/5-milhoes-de-contas-de-investidores.htm>. Acesso em: 05/02/2024.
- _____. **Sobre a B3.** 2024. Disponível em: <https://www.b3.com.br/pt_br/b3/institucional/trabalhe-na-b3/sobre-a-b3.htm>. Acesso em: 05/02/2024.
- BEATTIE, A. **The Evolution of Stock Exchanges.** 2023. Disponível em: <<https://www.investopedia.com/articles/07/stock-exchange-history.asp>>. Acesso em: 05/02/2024.
- BIANCA, A. **Conheça a origem da bolsa de valores.** 2022. Disponível em: <<https://gorila.com.br/blog/a-origem-da-bolsa-de-valores>>. Acesso em: 05/02/2024.
- BOAINAIN, P. G. “ombro-cabeça-ombro”: Testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro. 2007.
- BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. **Ebook: Essentials of investments: Global edition.** [S.l.]: McGraw Hill, 2013.
- BOX, G. E.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. **Time series analysis: forecasting and control.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015.
- BRAV, A.; HEATON, J. B. Competing theories of financial anomalies. **The Review of Financial Studies**, Oxford University Press, v. 15, n. 2, p. 575–606, 2002.
- CAVALCANTE, R. C.; BRASILEIRO, R. C.; SOUZA, V. L.; NOBREGA, J. P.; OLIVEIRA, A. L. Computational intelligence and financial markets: A survey and future directions. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 55, p. 194–211, 2016.

- CHAGUE, F.; GIOVANNETTI, B. É possível viver de day-trade em ações? **Brazilian Review of Finance**, v. 18, n. 3, p. 1–4, 2020.
- CHEBANA, F.; OUARDA, T. B.; DUONG, T. C. Testing for multivariate trends in hydrologic frequency analysis. **Journal of hydrology**, Elsevier, v. 486, p. 519–530, 2013.
- COQUERET, G. **Machine Learning in Finance: From Theory to Practice**: by Matthew F. Dixon, Igor Halperin, and Paul Bilokon, Springer (2020). ISBN 978-3-030-41067-4. Paperback. [S.l.]: Taylor & Francis, 2021.
- CVM. **O mercado de valores mobiliários brasileiro**. 2019. Disponível em: <https://gmw.investidor.gov.br/wp-content/uploads/2021/03/livro_TOP_mercado_de_valores_mobiliarios_brasileiro_4ed-1.pdf>.
- DALLAQUA, M. F. **Sistema de apoio à decisão inteligente para Day Trading: contornando a racionalidade limitada e tomando boas decisões consistentemente com o uso da Inteligência Artificial**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019.
- DAMETTO, R. C. Estudo da aplicação de redes neurais artificiais para predição de séries temporais financeiras. Universidade Estadual Paulista (Unesp), 2018.
- DASH. **Dash Python User Guide**. 2024. Disponível em: <<https://dash.plotly.com/>>. Acesso em: 11/03/2024.
- DOUGLAS, M. **book: Trading Atitude mental do trader de sucesso**. [S.l.]: MISBN-10. 9895405049, 2018.
- EUGENE, F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. **Journal of finance**, v. 25, p. 383–417, 1970.
- FERNANDES, A. Fundamentos de análise técnica de ações. 2014.
- FILER, R. K.; HANOUSEK, J.; CAMPOS, N. F. Do stock markets promote economic growth? **CERGE-EI Working Paper Series**, n. 151, 2000.
- FILHO, I. G. S.; HEINEN, M. R. Estimando momentos de compra e venda de bitcoins usando árvores de decisão. **Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação**, v. 8, n. 6, p. 1272–1283, 2022.
- FORBES. **veja as ações mais negociadas no ano**. 2023. Disponível em: <<https://forbes.com.br/forbes-money/2023/03/ibovespa-cai-10-em-2023-veja-as-aco-es-mais-negociadas-no-ano/>>. Acesso em: 05/02/2024.
- GOMES, I. d. O. **Estratégias para operações de day trade na B3**. Dissertação (Mestrado), 2018.
- GUTMAN, L. F. D.; JOIA, L. A.; JR, V. A. M. Antecedentes da intenção de uso de sistemas de home broker sob a ótica dos investidores do mercado acionário. **Revista de Administração**, Elsevier, v. 49, n. 2, p. 353–368, 2014.
- HSU, M.-W.; LESSMANN, S.; SUNG, M.-C.; MA, T.; JOHNSON, J. E. Bridging the divide in financial market forecasting: machine learners vs. financial economists. **Expert systems with Applications**, Elsevier, v. 61, p. 215–234, 2016.

- HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. [S.l.]: OTexts, 2018.
- KAHNEMAN, D.; EGAN, P. **Thinking, Fast and Slow** (Farrar, Straus and Giroux, New York). 2011.
- KENDALL, M. G. Rank correlation methods. Griffin, 1948.
- KUTNER, M. H.; NACHTSHEIM, C. J.; NETER, J.; LI, W. **Applied linear statistical models**. [S.l.]: McGraw-hill, 2005.
- LACERDA, Á. L. Análise técnica e visualização de dados do mercado de ações utilizando python. Pontifícia Universidade Católica de Goiás, 2021.
- LEMOIS, F. A. C. D. A. **Análise técnica dos mercados financeiros**. [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2017.
- LO, A. W. The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective. **Journal of Portfolio Management, Forthcoming**, 2004.
- LOGUE, A. C. **Day trading for dummies**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2024.
- MACHADO, E. J. **UM ARCABOUÇO DE ALGORITMOS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA AVALIAÇÃO DE ESTRATÉGIAS DE INVESTIMENTO PARA O MERCADO DE AÇÕES**. 2020. Dissertação de doutorado em modelagem matemática e computacional, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.
- MANN, H. B. Nonparametric tests against trend. **Econometrica: Journal of the econometric society**, JSTOR, p. 245–259, 1945.
- MATSURA, E. K. **Comprar ou vender?** [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2020.
- MCKINNEY, W. **Python para análise de dados: Tratamento de dados com Pandas, NumPy e IPython**. [S.l.]: Novatec Editora, 2018.
- METGHALCHI, M.; HAJILEE, M.; HAYES, L. A. Return predictability and market efficiency: Evidence from the bulgarian stock market. **Eastern European Economics**, Taylor & Francis, v. 57, n. 3, p. 251–268, 2019.
- MITCHELL, C. **Bar Chart: Definition, How Analysts Use Them, and Example**. 2024. Disponível em: <<https://www.investopedia.com/terms/b/barchart.asp>>. Acesso em: 05/02/2024.
- MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to linear regression analysis**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2021.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Análise de séries temporais**. [S.l.]: 2. Ed. São Paulo:Edgard Blucher, 2006, 2006.
- MURPHY, J. J. **Análise Técnica dos Mercados Financeiros**. [S.l.]: 2. ed. São Paulo: Bookman, 1999, 1999.
- _____. **Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications**. [S.l.]: Penguin, 1999.

NAWANI, J.; NARWANI, B.; REDIJ, K.; HALBE, A. A quantitative approach to create a hybrid stock filtering platform. In: IEEE. **2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)**. [S.l.], 2020. p. 1495–1499.

NISON, S. **The candlestick course**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2003. v. 149.

NORONHA, M. **Análise técnica: teorias, ferramentas, estratégias**. São Paulo: Editec, 2012.

NTI, I. K.; ADEKOYA, A. F.; WEYORI, B. A. A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. **Artificial Intelligence Review**, Springer, v. 53, n. 4, p. 3007–3057, 2020.

PACTUAL, B. **Bolsa de valores: o que é, como funciona e como investir**. 2018. Disponível em: <<https://www.btgpactualdigital.com/como-investir/artigos/investimentos/tudo-sobre-bolsa-de-valores>>. Acesso em: 05/02/2024.

PANARIELLO, A. **Trading por arbitragem estatística**. Tese (Doutorado), 2016.

PETROKAS, L. A. et al. Avaliação da eficácia de sinais da análise técnica no mercado de capitais brasileiro, no período de 2000 a 2010. Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, 2012.

PIMENTA, A. Métodos automatizados para investimento no mercado de ações via inteligência computacional. Universidade Federal de Minas Gerais, 2017.

PORTELA, M. M.; QUINTELA, A.; SANTOS, J. F.; VAZ, C.; MARTINS, C. Tendências em séries temporais de variáveis hidrológicas. Associação Portuguesa dos Recursos Hídricos, 2011.

PYMANNKENDALL. **What is the Mann-Kendall Test ?** 2024. Disponível em: <<https://pypi.org/project/pymannkendall/>>. Acesso em: 11/03/2024.

RATHER, A. M.; SASTRY, V.; AGARWAL, A. Stock market prediction and portfolio selection models: a survey. **Opsearch**, Springer, v. 54, p. 558–579, 2017.

REIS, É. R. **PROFTS: a multi-agent automated trading system**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019.

REIS, T. **Pregão viva voz: conheça como era o funcionamento da bolsa no passado**. 2019. Disponível em: <<https://www.suno.com.br/artigos/pregao-viva-voz/>>. Acesso em: 05/02/2024.

SANTOS, A. s.; CALLOU, G. R. d. A.; AMORIM, T. L. **Uma estratégia de negociação: um estudo de desempenho aplicado ao mercado de ações**. 2023.

SCHEREMETA, L. J. P. Desenvolvimento e avaliação de rede neural aplicada em operações em bolsa de valores. 2021.

SCHWAGER, J. D. **Getting started in technical analysis**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1999. v. 19.

SEN, P. K. Estimates of the regression coefficient based on kendall's tau. **Journal of the American statistical association**, Taylor & Francis, v. 63, n. 324, p. 1379–1389, 1968.

SENA, A. **Meu software de pesquisa**. 2024. Disponível em: <<https://pedal-analise-invest-dash-app.onrender.com/>>.

SILVA, D. M. Thaler-um protótipo de robô investidor utilizando análise técnica e máquinas de vetores de suporte. **Trabalho de conclusão do curso de bacharel em ciência da computação, Instituto Federal Minas Gerais-Campus Formiga**, 2018.

SILVA, M. A. J. d. Robô especialista para negociação forex. Universidade Federal de Uberlândia, 2022.

SILVA, V. H. M. N. **Renda passiva: a busca pela independência financeira com a estratégia Buy and Hold**. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2022.

SMIGEL, L. **What Is Open High Low Close in Stocks?** 2023. Disponível em: <<https://analyzingalpha.com/open-high-low-close-stocks>>. Acesso em: 05/02/2024.

SPRITZER, F. A. **Análise técnica para day trade: rentabilidade de indicadores no longo prazo**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2017.

STATSMODELS. **statsmodels.tsa.arima.model.ARIMA**. 2024. Disponível em: <<https://www.statsmodels.org/stable/generated/statsmodels.tsa.arima.model.ARIMA.html>>. Acesso em: 11/03/2024.

SUTTER, L. F. M. **Aplicação de técnicas de aprendizado de máquina na predição de tendência das ações nas bolsas de valores**. Tese (Doutorado) — Master's thesis, Universidade Federal de Juiz de Fora, 2018.

TAO, H.; FRAEDRICH, K.; MENZ, C.; ZHAI, J. Trends in extreme temperature indices in the poyang lake basin, china. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, Springer, v. 28, p. 1543–1553, 2014.

THOMPSON, C. **Line Chart: Definition, Types, Examples**. 2024. Disponível em: <<https://www.investopedia.com/terms/l/linechart.asp>>. Acesso em: 05/02/2024.

TORO. **Análise de tendência de mercado: como usá-la para vencer no trading?** 2022. Disponível em: <<https://blog.toroinvestimentos.com.br/trading/analise-de-tendencia-de-mercado/>>. Acesso em: 05/02/2024.

TRADINGVIEW. **tradingview**. 2024. Disponível em: <<https://br.tradingview.com/chart/?symbol=BMFBOVESPA%3AIBOV>>. Acesso em: 05/02/2024.

WAGESHO, N.; GOEL, N. K.; JAIN, M. K. Investigation of non-stationarity in hydro-climatic variables at rift valley lakes basin of ethiopia. **Journal of Hydrology**, Elsevier, v. 444, p. 113–133, 2012.

WUERGES, A. F. E.; BORBA, J. A. Redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos: aplicações e possibilidades em finanças e contabilidade. **JISTEM-Journal of Information Systems and Technology Management**, SciELO Brasil, v. 7, p. 163–182, 2010.

YFINANCE. **yfinance Documentation**. 2024. Disponível em: <<https://pypi.org/project/yfinance/>>. Acesso em: 11/03/2024.

YUE, S.; PILON, P.; CAVADIAS, G. Power of the mann–kendall and spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. **Journal of hydrology**, Elsevier, v. 259, n. 1-4, p. 254–271, 2002.

ZUUR, A. F.; IENO, E. N.; ELPHICK, C. S. A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. **Methods in ecology and evolution**, Wiley Online Library, v. 1, n. 1, p. 3–14, 2010.

Apêndice A - Código Utilizado no Estudo de caso I

Repositório GIT ²

estrategia-estudo_de_caso_I.ipynb

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import yfinance as yf
4 import matplotlib.pyplot as plt
5
6 # Download dados acao
7 df = yf.download(tickers=['VALE3.SA'], start=f'2022-01-02',
8                 end='2023-01-02')
9
10 # Identificar Topos e Fundos
11 data = df
12 data['local_max'] = data['Close'][(
13     data['Close'].shift(1) < data['Close']) &
14     (data['Close'].shift(-1) < data['Close'])]
15
16 data['data'] = data.index
17
18 listaTodosValores = data['Close'].tolist()
19 listaTodosValoresData = data['data'].tolist()
20 listaTopos = data['local_max'].tolist()
21
22 print(listaTopos)
23 print(listaTodosValoresData)
24 print(listaTodosValores)
25
26
```

² <https://github.com/dussantos/estudo_de_caso_I/tree/main>

```
27 data['local_min'] = data['Close'][(
28     (data['Close'].shift(1) > data['Close']) &
29     (data['Close'].shift(-1) > data['Close']))]
30
31 listaFundos = data['local_min'].tolist()
32 print(listaFundos)
33
34 # Plotar Grafico com Topos e Fundos
35 colors = plt.rcParams['axes.prop_cycle'].by_key()['color']
36 plt.figure(figsize=(15, 8))
37 plt.plot(data['Close'], zorder=0)
38 plt.scatter(data.index, data['local_max'], s=100, label='
39     Topos', marker='^', c=colors[1])
40 plt.scatter(data.index, data['local_min'], s=100, label='
41     Fundos', marker='v', c=colors[2])
42 plt.xlabel('Data' , fontsize=14)
43 plt.ylabel('Pre o ($)' , fontsize=14)
44 plt.title('VALE3.SA' , fontsize=14)
45 plt.xticks(fontsize=15)
46 plt.yticks(fontsize=15)
47 plt.legend()
48 plt.show()
49
50 #(listaTopos)
51 #(listaToposValoresData)
52 #listaTodosValores)
53
54 indiceData=[]
55 indice=0
56 valoresTopo=[]
57 for i in listaTopos:
58     if (not(np.isnan(i))):
```

```
57     #print(i)
58     valoresTopo.append(i)
59     indiceData.append(indice)
60     indice+=1
61
62 print(indiceData)
63 print(valoresTopo)
64 print(listaTodosValores)
65 print(listaTodosValoresData)
66
67 #(listaFundos)
68
69 indiceDataFundos=[]
70 indice=0
71 valoresFundo=[]
72 for i in listaFundos:
73     if (not(np.isnan(i))):
74         #print(i)
75         valoresFundo.append(i)
76         indiceDataFundos.append(indice)
77     indice+=1
78
79 print(indiceDataFundos)
80 print(valoresFundo)
81 print(listaTodosValores)
82 print(listaTodosValoresData)
83
84 # Selecionar os Fundos referente ao Topo anterior
85 def selecionar_proximo_fundo(indices, indice_anterior):
86     indice_fundo_proximoTopoAnterior = None
87
88     for indice in indices:
```

```
89         if indice > indice_anterior:
90             indice_fundo_proximoTopoAnterior = indice
91             break
92
93     return indice_fundo_proximoTopoAnterior
94
95 # Exemplo de uso:
96 lista_indices = indiceDataFundos
97 indice_anterior = 6
98
99 indices_referencia = indiceData
100 indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = []
101
102 for indice_referencia in indices_referencia:
103     indice_fundo_proximoTopoAnterior =
104     selecionar_proximo_fundo(lista_indices, indice_referencia)
105     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista.append(
106     indice_fundo_proximoTopoAnterior)
107
108     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = list(filter(
109     lambda x: x is not None,
110     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista))
111
112 print("Lista do Indice do fundo_proximoTopoAnterior:",
113     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista)
114
115 #Selecionar valores de acordo com o indice dos fundos
116     selecionados referente ao topo anterior
117
118 def selecionar_valores_por_indices(lista, indices):
119     valores_indice_proximotopo = [lista[indice] for indice in
120     indices]
121
122     return valores_indice_proximotopo
123
124 # Exemplo de uso:
```

```

114 minha_lista = listaTodosValores
115 meus_indices = indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista
116
117 valores_indice_proximotopo = selecionar_valores_por_indices(
    minha_lista, meus_indices)
118 print("Valores selecionados:", valores_indice_proximotopo)
119
120 def stock_buy_sell(taxa_venda_aumento = 0.15,
    taxa_venda_baixa = 0.05):
121     valor_especulado = 100
122
123     for indice, valor_topo, valor_fundo in zip(indiceData,
    valoresTopo, valores_indice_proximotopo ):
124
125         valor_especulado = valor_especulado
126         comprou = False
127         vendeu = False
128         valor_compra = 0
129         valor_venda = 0
130         retorno = 0
131         qtd_a es = 0
132         print("\n\n", "="*20, "Topo Refer ncia", indice, "="*20)
133
134         zip_lists = zip(listaTodosValoresData, listaTodosValores)
135
136         for timestamp, valor_atual in list(zip_lists)[indice+1:]:
137
138             # ato de comprar
139             if not comprou and valor_atual > valor_topo:
140                 comprou = True
141                 valor_compra = valor_topo
142                 distancia = valor_atual - valor_fundo

```

```
143     porcentagem = (distancia / valor_fundo)
144     #Especulacao compra
145     qtd_a es = valor_especulado/valor_compra
146     valor_especulado = qtd_a es*valor_compra
147     print("Data da Compra = ", timestamp)
148     print("Valor da A o no Ato da Compra = R$ ", round(
valor_compra, 2))
149     print("Porcentagem da distancia do rompimento em
rela o ao fundo: {:.2f}%".format(porcentagem))
150
151
152     # ato de vender
153     # se valor subiu acima 3x a porcentagem do fundo ou
abaixou abaixo 1x a porcentagem do fundo anterior, venda
acao
154     if comprou and (valor_atual >= valor_compra+(
valor_compra*porcentagem*3) or valor_atual < valor_fundo
*(1-porcentagem)):
155         valor_venda = valor_atual
156         # especulacao venda
157         valor_especulado = qtd_a es*valor_venda
158         print("Data da Venda = ", timestamp)
159         print("Valor da A o no Ato da Venda= R$ ", round
(valor_venda, 2))
160         print("Retorno Total do Capital Inicial Investido =
R$ ", round(valor_especulado, 2))
161
162         vendeu = True
163         # interrompendo iteracao atual, pois venda e compra
da referencia atual foram realizadas
164         break
165
```

```
166     if not comprou:
167         print("Compra n o realizada. A es n o
          ultrapassaram ou se equipararam a valor refer ncia")
168     if not vendeu:
169         print("Venda n o realizada. A es n o ultrapassaram
          ou se equipararam a valor refer ncia")
170
171 stock_buy_sell() # estrategia: venda acima 3x a porcentagem
          ou abaixo 1x a porcentagem
172
173 # Calcular o Buy and Hold
174
175 # Selecionando o primeiro valor tempo grafico
176 primeiro_valor = df['Close'].iloc[0]
177
178 # Selecionando o ultimo valor tempo grafico
179 ultimo_valor = df['Close'].iloc[-1]
180
181 # Resultado Buy and Hold
182 qtd_a es = 100/primeiro_valor
183 valor = qtd_a es*ultimo_valor
184
185 print("Primeiro valor:", round(primeiro_valor, 2))
186 print(" ltimo valor:", round(ultimo_valor, 2))
187 print("Resultado Buy and Hold:", round(valor, 2))
```

Apêndice B - Código Utilizado no Estudo de caso II

Repositório GIT³

estrategia-estudo_de_caso_II.ipynb

```
1 import yfinance as yf
2 import pandas as pd
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
5
6 # Defina o ticker da acao e o periodo desejado
7 ticker = "MGLU3.SA"
8
9 start_date = "2021-01-02"
10 end_date = "2023-04-02"
11
12 # Obtenha os dados da acao utilizando a biblioteca yfinance
13
14 data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date)
15 df = data
16
17 # Encontre os topos (maximos) e fundos (minimos)
18 data['local_max'] = data['Close'][
19     (data['Close'].shift(1) < data['Close']) &
20     (data['Close'].shift(-1) < data['Close'])]
21
22 data['data'] = data.index
23
24 listaTodosValores = data['Close'].tolist()
25 listaTodosValoresData = data['data'].tolist()
26 listaTopos = data['local_max'].tolist()
27
```

³ <https://github.com/dussantos/estudo_de_caso_II/tree/main>

```
28 data['local_min'] = data['Close'][(
29     (data['Close'].shift(1) > data['Close']) &
30     (data['Close'].shift(-1) > data['Close']))]
31
32 listaFundos = data['local_min'].tolist()
33
34 # Lista para armazenar os valores dos topos em tendencia de
35     alta
36 valores_topos_tendencia_alta = []
37
38 # Lista para armazenar as posicoes dos topos em tendencia de
39     alta em relacao a lista de todos os topos
40 posicoes_topos_tendencia_alta = []
41
42 # Lista para armazenar os valores dos topos em tendencia de
43     alta
44 valores_r2 = []
45
46 # Lista para armazenar as posicoes dos R2
47 posicoes_r2 = []
48
49 # Funcao para calcular a regressao linear
50 def linear_regression(x, y):
51     A = np.vstack([x, np.ones(len(x))]).T
52     m, c = np.linalg.lstsq(A, y, rcond=None)[0]
53     return m, c
54
55 # Funcao para calcular o coeficiente de determinacao (R2)
56 def r_squared(y, y_pred):
57     y_mean = np.mean(y)
58     ss_total = np.sum((y - y_mean) ** 2)
59     ss_residual = np.sum((y - y_pred) ** 2)
```

```

57     r2 = 1 - (ss_residual / ss_total)
58     return r2
59
60 # Plot dos precos de fechamento com topos e fundos destacados
61 plt.figure(figsize=(13, 6))
62 plt.plot(data.index, data['Close'], label='Pre o de
        Fechamento', color='royalblue')
63 plt.scatter(data.index, data['local_max'], s=100, label='
        Topos', marker='^', color='red')
64 plt.scatter(data.index, data['local_min'], s=100, label='
        Fundos', marker='v', color='green')
65
66 # Calcular e plotar a regressao linear para os 10 dias
        anteriores a cada topo
67 for i, top_date in enumerate(data['local_max'].dropna().index
        ):
68     if top_date - pd.DateOffset(days=10) >= data.index[0]:
69         start_date = top_date - pd.DateOffset(days=10)
70         end_date = top_date
71         subset = data[start_date:end_date]
72         x = np.arange(len(subset))
73         m, c = linear_regression(x, subset['Close'])
74         y_pred = m * x + c
75         r2 = r_squared(subset['Close'], y_pred)
76 #Calcular resultados de R2
77     if m > 0 and r2 > 0.80:
78         tendencia = "Tendencia de alta"
79         posicoes_topos_tendencia_alta.append(listaTopos.
index(subset['local_max'].iloc[-1])) # Armazena a posicao
do topo em tendencia de alta
80         valores_topos_tendencia_alta.append(subset['Close
'].iloc[-1]) # Armazena o valor do topo em tendencia de

```

```
    alta
81         valores_r2.append(r2) # Armazena o valor de R2
82         posicoes_r2.append(listaTopos.index(subset['
local_max'].iloc[-1])) # Armazena a posicao do R2
83     elif m < 0:
84         tendencia = "Tendencia de Baixa"
85
86     else:
87         tendencia = "Sem Tendencia"
88
89         plt.plot(subset.index, y_pred, color='orange',
90                 linestyle='-')
91
92 plt.xlabel('Data')
93 plt.ylabel('Preço de Fechamento')
94 plt.title(f'Identificação de Topos, Fundos, Regressão
95           Linear e R² para {ticker}')
96 plt.legend()
97
98 #(listaTopos)
99 #(listaToposValoresData)
100 #listaTodosValores)
101
102 print(posicoes_topos_tendencia_alta)
103 print(valores_topos_tendencia_alta)
104 print(listaTodosValores)
105 print(listaTodosValoresData)
106
107 #(listaFundos)
108
```

```
109 indiceDataFundos=[]
110 indice=0
111 valoresFundo=[]
112 for i in listaFundos:
113     if (not(np.isnan(i))):
114         #print(i)
115         valoresFundo.append(i)
116         indiceDataFundos.append(indice)
117     indice+=1
118
119 print(indiceDataFundos)
120 print(valoresFundo)
121 print(listaTodosValores)
122 print(listaTodosValoresData)
123
124 # Selecionar os Fundos referente ao Topo anterior
125 def selecionar_proximo_fundo(indices, indice_anterior):
126     indice_fundo_proximoTopoAnterior = None
127
128     for indice in indices:
129         if indice > indice_anterior:
130             indice_fundo_proximoTopoAnterior = indice
131             break
132
133     return indice_fundo_proximoTopoAnterior
134
135 # Exemplo de uso:
136 lista_indices = indiceDataFundos
137
138
139 indices_referencia = posicoes_topos_tendencia_alta
140 indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = []
```

```
141
142 for indice_referencia in indices_referencia:
143     indice_fundo_proximoTopoAnterior =
144     selecionar_proximo_fundo(lista_indices, indice_referencia)
145     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista.append(
146     indice_fundo_proximoTopoAnterior)
147     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = list(filter(
148     lambda x: x is not None,
149     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista))
150 print("Lista do Índice do fundo_proximoTopoAnterior:",
151     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista)
152
153 #Selecionar valores de acordo com o índice dos fundos
154     selecionados referente ao topo anterior
155
156 def selecionar_valores_por_indices(lista, indices):
157     valores_indice_proximotopo = [lista[indice] for indice in
158     indices]
159     return valores_indice_proximotopo
160
161 # Exemplo de uso:
162 minha_lista = listaTodosValores
163 meus_indices = indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista
164
165 valores_indice_proximotopo = selecionar_valores_por_indices(
166     minha_lista, meus_indices)
167 print("Valores selecionados:", valores_indice_proximotopo)
168
169 # Compra e Venda
170
171 def stock_buy_sell():
172     valor_especulado = 100
```

```

165 for indice, valor_topo, valor_fundo in zip(
    posicoes_topos_tendencia_alta,
    valores_topos_tendencia_alta, valores_indice_proximotopo ):
166
167     valor_especulado = valor_especulado
168     comprou = False
169     vendeu = False
170     valor_compra = 0
171     valor_venda = 0
172     retorno = 0
173     qtd_a es = 0
174     print("\n\n", "="*20, "Topo Refer ncia", indice, "="*20)
175
176     zip_lists = zip(listaTodosValoresData, listaTodosValores)
177
178     for timestamp, valor_atual in list(zip_lists)[indice+1:]:
179
180         # ato de comprar
181         if not comprou and valor_atual > valor_topo:
182             comprou = True
183             valor_compra = valor_topo
184             distancia = valor_atual - valor_fundo
185             porcentagem = (distancia / valor_fundo)
186             #Especulacao de compra
187             qtd_a es = valor_especulado/valor_compra
188             valor_especulado = qtd_a es*valor_compra
189             print("Data da Compra = ", timestamp)
190             print("Valor da A o no Ato da Compra = R$ ", round(
    valor_compra, 2))
191             print("Porcentagem da dist ncia do rompimento em
    rela o ao fundo: {:.2f}%".format(porcentagem))
192

```

```
193
194     # ato de vender
195     # se valor subiu acima 3x a porcentagem do fundo ou
abaixou abaixo 1x a porcentagem do fundo anterior, venda
da acao
196     if comprou and (valor_atual >= valor_compra+(
valor_compra*porcentagem*3) or valor_atual < valor_fundo
*(1-porcentagem)):
197         valor_venda = valor_atual
198         # especulacao venda
199         valor_especulado = qtd_a es*valor_venda
200         print("Data da Venda = ", timestamp)
201         print("Valor da A   o no Ato da Venda= R$ ", round
(valor_venda, 2))
202         print("Retorno Total do Capital Inicial Investido =
R$ ",round(valor_especulado, 2))
203
204         vendeu = True
205         # interrompendo iteracao atual, pois venda e compra
da referencia atual foram realizadas
206         break
207
208     if not comprou:
209         print("Compra n o realizada. A   es n o
ultrapassaram ou se equipararam a valor referencia")
210     if not vendeu:
211         print("Venda n o realizada. A   es n o ultrapassaram
ou se equipararam a valor referencia")
212
213 stock_buy_sell() # estrategia: venda acima 3x a porcentagem
ou abaixou abaixo 1x a porcentagem
214
```

```
215 # Calcular o Buy and Hold
216
217 # Selecionando o primeiro valor tempo grafico
218 primeiro_valor = df['Close'].iloc[0]
219
220 # Selecionando o ultimo valor tempo grafico
221 ultimo_valor = df['Close'].iloc[-1]
222
223 # Resultado Buy and Hold
224 qtd_a es = 100/primeiro_valor
225 valor = qtd_a es*ultimo_valor
226
227 print("Primeiro valor:", round(primeiro_valor, 2))
228 print(" ltimo valor:", round(ultimo_valor, 2))
229 print("Resultado Buy and Hold:", round(valor, 2))
```

Apêndice C - Código Utilizado no Estudo de caso III

Repositório GIT ⁴

estrategia-estudo_de_caso_III.ipynb

```
1 pip install pymannkendall
2 import yfinance as yf
3 import pandas as pd
4 import numpy as np
5 import matplotlib.pyplot as plt
6 import pymannkendall as mk
7
8 # Define o ticker da acao e o periodo desejado
9 ticker = "PRIO3.SA"
10
11
12 start_date = "2023-01-02"
13 end_date = "2023-10-30"
14
15 # Obtenha os dados da acao utilizando a biblioteca yfinance
16 #data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date,
17 #                  period=period)
18 data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date)
19 df = data
20
21 # Encontra os topos (maximos) e fundos (minimos)
22 data['local_max'] = data['Close'][
23     (data['Close'].shift(1) < data['Close']) &
24     (data['Close'].shift(-1) < data['Close'])]
25
26 data['data'] = data.index
```

⁴ <https://github.com/dussantos/estudo_de_caso_III/tree/main>

```
27
28 listaTodosValores = data['Close'].tolist()
29 listaTodosValoresData = data['data'].tolist()
30 listaTopos = data['local_max'].tolist()
31
32 data['local_min'] = data['Close'][
33     (data['Close'].shift(1) > data['Close']) &
34     (data['Close'].shift(-1) > data['Close'])]
35
36 listaFundos = data['local_min'].tolist()
37
38 # Lista para armazenar os valores dos topos em tendencia de
39     alta
40 valores_topos_tendencia_alta = []
41
42 # Lista para armazenar as posicoes dos topos em tendencia de
43     alta em relacao a lista de todos os topos
44 posicoes_topos_tendencia_alta = []
45
46 # Plot dos precos de fechamento com topos e fundos destacados
47 plt.figure(figsize=(13, 6))
48 plt.plot(data.index, data['Close'], label='Preço de
49     Fechamento', color='royalblue')
50 plt.scatter(data.index, data['local_max'], s=100, label='
51     Topos', marker='^', color='red')
52 plt.scatter(data.index, data['local_min'], s=100, label='
53     Fundos', marker='v', color='green')
54
55 # Calcular e plotar o teste para os 10 dias anteriores a
56     cada topo
57 for i, top_date in enumerate(data['local_max'].dropna().index
```

```

):
53     if top_date - pd.DateOffset(days=10) >= data.index[0]:
54         start_date = top_date - pd.DateOffset(days=10)
55         end_date = top_date
56         subset = data[start_date:end_date]
57         x = np.arange(len(subset))
58         trend, h, p, z, Tau, s, var_s, slope, intercept = mk.
original_test(subset['Close'])
59         y_pred = intercept + slope * x
60
61 # Calcular os resultados tendencia para cada topo
62     if trend == 'increasing' and p <0.05 and s >=0:
63         tendencia = "Tendencia de alta"
64         posicoes_topos_tendencia_alta.append(listaTopos.
index(subset['local_max'].iloc[-1])) # Armazena a posicao
do topo em tendencia de alta
65         valores_topos_tendencia_alta.append(subset['Close
'].iloc[-1]) # Armazena o valor do topo em tendencia de
alta
66         plt.plot(subset.index, y_pred, color='orange',
linestyle='-')
67     elif trend == 'decreasing' :
68         tendencia = "Tendencia de Baixa"
69
70     else:
71         tendencia = "Sem Tendncia"
72
73 #Plotar Grafico
74 plt.xlabel('Data')
75 plt.ylabel('Preço de Fechamento')
76 plt.title(f'Identificação de Topos, Fundos, Mann Kendall {
ticker}')

```

```
77 plt.legend()
78 plt.show()
79 #(listaFundos)
80
81 indiceDataFundos=[]
82 indice=0
83 valoresFundo=[]
84 for i in listaFundos:
85     if (not(np.isnan(i))):
86         #print(i)
87         valoresFundo.append(i)
88         indiceDataFundos.append(indice)
89     indice+=1
90
91 print(indiceDataFundos)
92 print(valoresFundo)
93 print(listaTodosValores)
94 print(listaTodosValoresData)
95
96 # Selecionar os Fundos referente ao Topo anterior
97 def selecionar_proximo_fundo(indices, indice_anterior):
98     indice_fundo_proximoTopoAnterior = None
99
100     for indice in indices:
101         if indice > indice_anterior:
102             indice_fundo_proximoTopoAnterior = indice
103             break
104
105     return indice_fundo_proximoTopoAnterior
106
107 # Exemplo de uso:
108 lista_indices = indiceDataFundos
```

```
109
110
111 indices_referencia = posicoes_topos_tendencia_alta
112 indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = []
113
114 for indice_referencia in indices_referencia:
115     indice_fundo_proximoTopoAnterior =
116     selecionar_proximo_fundo(lista_indices, indice_referencia)
117     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista.append(
118     indice_fundo_proximoTopoAnterior)
119     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = list(filter(
120     lambda x: x is not None,
121     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista))
122 print("Lista do Indice do fundo_proximoTopoAnterior:",
123     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista)
124
125 #Seelcionar valores de acordo com o indice dos fundos
126     selecionados referente ao topo anterior
127 def selecionar_valores_por_indices(lista, indices):
128     valores_indice_proximotopo = [lista[indice] for indice in
129     indices]
130     return valores_indice_proximotopo
131
132 # Exemplo de uso:
133 minha_lista = listaTodosValores
134 meus_indices = indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista
135
136 valores_indice_proximotopo = selecionar_valores_por_indices(
137     minha_lista, meus_indices)
138 print("Valores selecionados:", valores_indice_proximotopo)
139
140 # Definicao de compra e venda
```

```

133
134 def stock_buy_sell():
135     valor_especulado = 100
136
137     for indice, valor_topo, valor_fundo in zip(
138         posicoes_topos_tendencia_alta,
139         valores_topos_tendencia_alta, valores_indice_proximotopo ):
140
141         valor_especulado = valor_especulado
142         comprou = False
143         vendeu = False
144         valor_compra = 0
145         valor_venda = 0
146         retorno = 0
147         qtd_a es = 0
148         print("\n\n", "="*20, "Topo Refer ncia", indice, "="*20)
149
150         zip_lists = zip(listaTodosValoresData, listaTodosValores)
151
152         for timestamp, valor_atual in list(zip_lists)[indice+1:]:
153
154             # ato de comprar
155             if not comprou and valor_atual > valor_topo:
156                 comprou = True
157                 valor_compra = valor_topo
158                 distancia = valor_atual - valor_fundo
159                 porcentagem = (distancia / valor_fundo)
160                 #Especulacao compra
161                 qtd_a es = valor_especulado/valor_compra
162                 valor_especulado = qtd_a es*valor_compra
163                 print("Data da Compra = ", timestamp)
164                 print("Valor da A o no Ato da Compra = R$ ", round(

```

```

valor_compra, 2))
163     print("Porcentagem da distância do rompimento em
relação ao fundo: {:.2f}%".format(porcentagem))
164
165
166     # ato de vender
167     # se valor subiu acima 3x a porcentagem do fundo ou
abaixou abaixo 1x a porcentagem do fundo anterior, venda
acao
168     if comprou and (valor_atual >= valor_compra+(
valor_compra*porcentagem*3) or valor_atual < valor_fundo
*(1-porcentagem)):
169         valor_venda = valor_atual
170         # especulacao venda
171         valor_especulado = qtd_ades*valor_venda
172         print("Data da Venda = ", timestamp)
173         print("Valor da Ação no Ato da Venda= R$ ", round
(valor_venda, 2))
174         print("Retorno Total do Capital Inicial Investido =
R$ ",round(valor_especulado, 2))
175
176         vendeu = True
177         # interrompendo iteracao atual, pois venda e compra
da referencia atual foram realizadas
178         break
179
180     if not comprou:
181         print("Compra não realizada. Ações não
ultrapassaram ou se equiparam a valor referencia")
182     if not vendeu:
183         print("Venda não realizada. Ações não ultrapassaram
ou se equiparam a valor referencia")

```

```
184
185 #Funcao Operacao Compra e Venda
186 stock_buy_sell() # estrategia: venda acima 3x a porcentagem
    ou abaixou abaixo 1x a porcentagem
187
188 # Calcular o Buy and Hold
189 # Selecionando o primeiro valor tempo grafico
190 primeiro_valor = df['Close'].iloc[0]
191
192 # Selecionando o ultimo valor tempo grafico
193 ultimo_valor = df['Close'].iloc[-1]
194
195 # Resultado Buy and Hold
196 qtd_a es = 100/primeiro_valor
197 valor = qtd_a es*ultimo_valor
198
199 print("Primeiro valor:", round(primeiro_valor, 2))
200 print(" ltimo valor:", round(ultimo_valor, 2))
201 print("Resultado Buy and Hold:", round(valor, 2))
```

Apêndice D - Código Utilizado no Ambiente de Negociação

DASH PYTHON

Repositório GIT ⁵

dash_analise_invest.py

```
1 !pip install pymannkendall dash
2 import yfinance as yf
3 import pandas as pd
4 import numpy as np
5 import plotly.graph_objects as go
6 import pymannkendall as mk
7 import dash
8 from dash import dcc, html, Input, Output
9 from dash import jupyter_dash
10 jupyter_dash.default_mode="external"
11
12 # baixar dados da acao
13 def get_stock_data(ticker, start_date, end_date):
14     data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date
15     )
16     return data
17
18 # Plotar grafico
19 def plot_stock_chart(data, local_max, local_min, trend_lines)
20 :
21     fig = go.Figure()
22
23     fig.add_trace(go.Scatter(x=data.index, y=data['Close'],
24     mode='lines', name='Pre o de Fechamento', line=dict(color
25     ='royalblue')))
```

⁵ <<https://github.com/gcallou/mercado/tree/main/Anderson>>

```
22     fig.add_trace(go.Scatter(x=data.index, y=local_max, mode=  
    'markers', name='Topos', marker=dict(color='green', symbol=  
    ='triangle-up', size=10)))  
23     fig.add_trace(go.Scatter(x=data.index, y=local_min, mode=  
    'markers', name='Fundos', marker=dict(color='red', symbol=  
    ='triangle-down', size=10)))  
24     fig.add_trace(go.Scatter(x=[], y=[], mode='lines',  
    name='Mann Kendall e S e n s slope', line=dict(color='  
    orange')))  
25  
26  
27     for i, trend_line in enumerate(trend_lines):  
28         fig.add_trace(go.Scatter(x=trend_line['subset_index'  
    ], y=trend_line['y_pred'], mode='lines', showlegend=False,  
    line=dict(color='orange')))  
29  
30     fig.update_layout(  
31         xaxis=dict(title='Data'),  
32         yaxis=dict(title='Pre o'),  
33         title=f'Gr f i c o \n \n',  
34         legend=dict(orientation='h', yanchor='bottom', y  
    =1.02, xanchor='right', x=1),  
35         title_x=0.5,  
36         xaxis_linecolor='black',  
37         yaxis_linecolor='black',  
38         template='plotly_white',  
39         margin=dict(l=0, r=0, t=50, b=50),  
40     )  
41  
42  
43     return fig  
44
```

```

45 # Instancia do Dash
46 app = dash.Dash(__name__)
47
48 # Layout do aplicativo Dash
49 app.layout = html.Div(style={'textAlign': 'center'}, children
    =[
50     html.Nav(style={'backgroundColor': '#000000', '
padding': '10px', 'display': 'flex', 'justify-content': '
space-between', 'border-radius': '12px', 'text-align': '
center'}, children=[
51     html.Div(style={'display': 'flex', 'align-items': '
center'}, children=[
52     html.H3(style={'color': 'white', 'margin-left': '30px
', 'text-align': 'center'}, children="PEDAL ANALISE INVEST"
    ),
53     ],
54     html.Div(style={'display': 'flex'}, children=[
55     dcc.Link('Sobre o Smorg', href='https://callou.
pythonanywhere.com/index', style={'color': 'white', '
padding': '20px'}, target='_blank')
56     ],
57     ],
58     html.Br(),
59     html.Br(),
60     html.Label([html.B("Digite o C digo da A o: ")]),
61     dcc.Input(id='stock-input', type='text', value='BBAS3.SA'
, style={'width': '90px', 'font-size': '16px'}),
62     html.Br(),
63     html.Br(),
64     html.Label([html.B(" Selecione o Intervalo de Datas: ")
    ]),
65     dcc.DatePickerRange(

```

```

66     minimum_nights=5,
67     clearable=True,
68     with_portal=True,
69     id='date-range-picker',
70     start_date='2023-01-02',
71     end_date='2023-10-30',
72     display_format='DD-MM-YYYY',
73     style={'font-size': '16px'}
74 ),
75 html.Br(),
76 html.Br(),
77 html.Label([html.B("Número de Dias para Aplicar o Mann
78 Kendall e Sens slope: ")]),
79 dcc.Input(id='regression-days', type='number', value=10,
80 style={'width': '50px', 'font-size': '16px'}),
81 html.Br(),
82 html.Br(),
83 html.Label([html.B(" Digite o Aporte Inicial: ")]),
84 dcc.Input(id='initial-investment', type='number', value
85 =100, style={'width': '80px', 'font-size': '16px'}),
86 html.Br(),
87 html.Br(),
88 html.Button(
89     'Atualizar Gráfico e Calcular Resultados',
90     id='update-button',
91     style={'background-color': '#5dd55d', 'color': 'black
', 'font-size': '17px', 'border-radius': '10px', 'margin-
top': '9px',
'width': '250px', 'height': '60px', 'padding':
'10px', 'opacity': '0.8'}
),
dcc.Graph(id='stock-chart'),

```

```
92     html.Br(),
93     html.Div(id='strategy-results', style={'font-size': '18px',
94     'border': '2px solid #000000', 'padding': '20px', 'border-radius': '10px',
95     'width': '55%', 'margin': 'auto'}),
96     html.Br(),
97     html.Br(),
98     html.Br(),
99     html.Footer(style={'padding-bottom': '40px', 'background-color': 'white',
100     'color': 'black', 'bottom': '0', 'border': '1px solid #000000',
101     'height': '10px', 'border-radius': '10px'}, children=[
102         html.P("Copyright      2023 - PEDAL. Todos os direitos
103     reservados.")
104     ])
105 ])
106
107 def selecionar_valores_por_indices(lista, indices):
108     valores_indice_proximotopo = [lista[indice] for indice in
109     indices]
110     return valores_indice_proximotopo
111
112 def selecionar_proximo_fundo(indices, indice_anterior):
113     indice_fundo_proximoTopoAnterior = None
114
115     for indice in indices:
116         if indice > indice_anterior:
117             indice_fundo_proximoTopoAnterior = indice
118             break
119
120     return indice_fundo_proximoTopoAnterior
```

```
116 def aux_function(data, posicoes_topos_tendencia_alta):
117     # CELL 1
118     listaFundos = data['local_min'].tolist()
119     indiceDataFundos=[]
120     indice=0
121     valoresFundo=[]
122     for i in listaFundos:
123         if (not(np.isnan(i))):
124             #print(i)
125             valoresFundo.append(i)
126             indiceDataFundos.append(indice)
127             indice+=1
128
129     # CELL 2
130     lista_indices = indiceDataFundos
131     indices_referencia = posicoes_topos_tendencia_alta
132     indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = []
133     for indice_referencia in indices_referencia:
134         indice_fundo_proximoTopoAnterior =
135         selecionar_proximo_fundo(lista_indices, indice_referencia)
136         indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista.append(
137         indice_fundo_proximoTopoAnterior)
138         indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista = list(filter(
139         lambda x: x is not None,
140         indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista))
141
142     # CELL 3
143     listaTodosValores = data['Close'].tolist()
144     minha_lista = listaTodosValores
145     meus_indices = indice_fundo_proximoTopoAnterior_lista
146     valores_indice_proximotopo =
147     selecionar_valores_por_indices(minha_lista, meus_indices)
```

```
143     return valores_indice_proximotopo
144
145 # atualizar o grafico e calcular resultados quando o bot o
146     clicado
147 @app.callback(
148     [Output('stock-chart', 'figure'),
149     Output('strategy-results', 'children')],
150     [Input('update-button', 'n_clicks')],
151     [dash.dependencies.State('stock-input', 'value'),
152     dash.dependencies.State('date-range-picker', 'start_date
153     '),
154     dash.dependencies.State('date-range-picker', 'end_date')
155     ],
156     [dash.dependencies.State('regression-days', 'value'),
157     dash.dependencies.State('initial-investment', 'value')]
158 )
159 def update_chart_and_calculate_results(n_clicks, stock_input,
160     start_date, end_date, regression_days, initial_investment
161     ):
162     # Obter os dados da acao utilizando o ticker fornecido
163     pelo usuario e as datas selecionadas
164     data = get_stock_data(stock_input, start_date, end_date)
165
166     # Encontrar os topos (maximos) e fundos (minimos)
167     data['local_max'] = data['Close'][(data['Close'].shift(1)
168     < data['Close']) & (data['Close'].shift(-1) < data['Close
169     '])]
170     data['local_min'] = data['Close'][(data['Close'].shift(1)
171     > data['Close']) & (data['Close'].shift(-1) > data['Close
172     '])]
173
```

```

165     # Lista para armazenar as regressões
166     trend_lines = []
167
168
169     data['data'] = data.index
170     listaTodosValores = data['Close'].tolist()
171     listaTodosValoresData = data['data'].tolist()
172     listaTopos = data['local_max'].tolist()
173     valores_topos_tendencia_alta = []
174     posicoes_topos_tendencia_alta = []
175
176
177     # Calcular e plotar a regressão para os N dias anteriores
178     # a cada topo, onde N é o número de dias especificado pelo
179     # usuário
180     for i, top_date in enumerate(data['local_max'].dropna().
181     index):
182         if top_date - pd.DateOffset(days=regression_days) >=
183         data.index[0]:
184             start_date = top_date - pd.DateOffset(days=
185             regression_days)
186             end_date = top_date
187             subset = data[start_date:end_date]
188             x = np.arange(len(subset))
189             trend, h, p, z, Tau, s, var_s, slope, intercept =
190             mk.original_test(subset['Close'])
191             y_pred = intercept + slope * x
192
193             if trend == 'increasing' and p < 0.05 and s >= 0:
194                 trend_lines.append({'subset_index': subset.
195                 index, 'y_pred': y_pred})
196                 posicoes_topos_tendencia_alta.append(

```

```
listaTopos.index(subset['local_max'].iloc[-1])) #
Armazena a posicao do topo em tendencia de alta
190     valores_topos_tendencia_alta.append(subset['
Close'].iloc[-1]) # Armazena o valor do topo em tendencia
de alta
191
192     # Plotar o grafico
193     fig = plot_stock_chart(data, data['local_max'], data['
local_min'], trend_lines)
194
195     valores_indice_proximotopo = aux_function(data,
posicoes_topos_tendencia_alta)
196
197     # Calcular resultados das estrategias
198     resultado_buy_sell = stock_buy_sell(
199         data,
200         regression_days,
201         initial_investment,
202         posicoes_topos_tendencia_alta,
203         valores_topos_tendencia_alta,
204         valores_indice_proximotopo,
205         listaTodosValoresData,
206         listaTodosValores)
207
208
209     resultado_buy_hold = buy_and_hold(data,
initial_investment)
210
211     # Calcular porcentagem de ganho ou perda
212     ganho_perda_percentual_buy_sell = ((resultado_buy_sell -
initial_investment) / initial_investment) * 100
213     ganho_perda_percentual_buy_hold = ((resultado_buy_hold -
```

```
initial_investment) / initial_investment) * 100
214
215 # Exibir resultados
216 results_text = [
217     html.B(f"- Resultado Estrat gia Mann Kendall: R$ {
resultado_buy_sell:.2f} | "),
218     html.B(f"Porcentagem Referente ao Aporte Inicial: {
ganho_perda_percentual_buy_sell:.2f}%"), html.Br(),
219     html.B(f"-----"), html.Br(),
220     html.B(f"- Resultado Buy and Hold: R$ {
resultado_buy_hold:.2f} | "),
221     html.B(f"Porcentagem Referente ao Aporte Inicial: {
ganho_perda_percentual_buy_hold:.2f}%"), html.Br(), html.
Br(),
222
223
224 ]
225
226
227 return fig, results_text
228
229 # Funcao para estrategia de compra e venda de acoes
230 def stock_buy_sell(
231     data,
232     regression_days,
233     initial_investment,
234     posicoes_topos_tendencia_alta,
235     valores_topos_tendencia_alta,
236     valores_indice_proximotopo,
237     listaTodosValoresData,
238     listaTodosValores):
239
```

```
240     valor_especulado = initial_investment
241     resultado_final = 0
242
243     for indice, valor_topo, valor_fundo in zip(
244         posicoes_topos_tendencia_alta,
245         valores_topos_tendencia_alta,
246         valores_indice_proximotopo
247     ):
248         comprou = False
249         vendeu = False
250         valor_compra = 0
251         valor_venda = 0
252         retorno = 0
253         qtd_a es = 0
254
255         zip_lists = zip(listaTodosValoresData,
256             listaTodosValores)
257
258         for _, valor_atual in list(zip_lists)[indice+1:]:
259             # Ato de comprar
260             if not comprou and valor_atual > valor_topo:
261                 comprou = True
262                 valor_compra = valor_topo
263                 distancia = valor_atual - valor_fundo
264                 porcentagem = (distancia / valor_fundo)
265                 # Especulacao compra
266                 qtd_a es = valor_especulado / valor_compra
267                 valor_especulado = qtd_a es * valor_compra
268
269             # Ato de vender
270             # Se o valor subiu acima 3x a porcentagem do
271             fundo ou abaixou abaixo 1x a porcentagem do fundo anterior
```

```
270     , venda da acao
271         if comprou and (valor_atual >= valor_compra + (
272             valor_compra * porcentagem * 3) or valor_atual <
273             valor_fundo * (1 - porcentagem)):
274             valor_venda = valor_atual
275             # Especulacao venda
276             valor_especulado = qtd_a es * valor_venda
277             resultado_final = valor_especulado
278             vendeu = True
279             # Interrompendo iteracao atual, pois venda e
280             compra da referencia atual foram realizadas
281             break
282
283     return resultado_final
284
285 # Funcao para estrategia Buy and Hold
286 def buy_and_hold(data, initial_investment):
287     primeiro_valor = data['Close'].iloc[0]
288     ultimo_valor = data['Close'].iloc[-1]
289     qtd_a es = initial_investment / primeiro_valor
290     resultado_final = qtd_a es * ultimo_valor
291     return resultado_final
292
293 # Rodar o servidor Dash externamente
294 if __name__ == '__main__':
295     app.run_server(mode='external')
```

Apêndice E - Ambiente de Negociação Web

PEDAL ANALISE INVEST

[Sobre o Smart](#)

Digite o Código da Ação:

Selecione o Intervalo de Datas: → ✕

Numero de Dias para Aplicação Mann Kendall e Sen's slope:

Digite o Aporte Inicial:

Atualizar Gráfico e Calcular Resultados

Gráfico

Jan 2023
Mar 2023
May 2023
Jul 2023
Sep 2023
Nov 2023

- Resultado Estratégia Mann Kendall: RS 165.24 | Porcentagem Referente ao Aporte Inicial: 65.24%

- Resultado Buy and Hold: RS 146.72 | Porcentagem Referente ao Aporte Inicial: 46.72%

Copyright © 2024 - PEDAL. Todos os direitos reservados.