

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
DE MINAS GERAIS (IFMG)
CAMPUS BAMBUÍ
BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Nícolas Augusto Montovani

**INTEGRAÇÃO DE INDICADORES TÉCNICOS EM PLATAFORMA DE
*BACKTESTING***

NÍCOLAS AUGUSTO MONTOVANI

**INTEGRAÇÃO DE INDICADORES TÉCNICOS EM PLATAFORMA DE
*BACKTESTING***

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais (IFMG) – *Campus* Bambuí como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Computação.

Orientador: Dr. Marcos Roberto Ribeiro

Catálogo na Fonte Biblioteca IFMG - Campus Bambuí

M798i Montovani, Nicolas Augusto.
Integração de indicadores técnicos em plataforma de backtesting. /
Nicolas Augusto Motovani. – 2026.
64 f.; il.: color.

Orientador: Dr. Marcos Roberto Ribeiro.
Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Instituto Federal de
Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – Campus Bambuí,
MG, Curso Bacharelado em Engenharia de Computação, 2026.

1. Backtesting. 2. Diversificação. 3. Análise técnica. I. Ribeiro, Marcos
Roberto. II. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de
Minas Gerais – Campus Bambuí, MG. III. Título.

005

CDD

Nícolas Augusto Montovani

**INTEGRAÇÃO DE INDICADORES TÉCNICOS EM PLATAFORMA DE
BACKTESTING**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia de Computação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais (IFMG) – *Campus Bambuí* como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Computação.

Aprovado em 20 de Maio de 2026 pela banca examinadora:

Dr. Marcos Roberto Ribeiro – IFMG – *Campus Bambuí* – (Orientador)

Me. Cláudio Ribeiro de Sousa – IFMG – *Campus Bambuí*

Ma. Natalia Camillo do Carmo – IFMG – *Campus Bambuí*



Documento assinado eletronicamente por **Marcos Roberto Ribeiro, Professor**, em 20/05/2026, às 13:45, conforme Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.



Documento assinado eletronicamente por **Natalia Camillo do Carmo, Professora Substituta**, em 20/05/2026, às 13:45, conforme Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.



Documento assinado eletronicamente por **Claudio Ribeiro de Sousa, Professor EBT**, em 20/05/2026, às 13:45, conforme Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020.



A autenticidade do documento pode ser conferida no site <https://sei.ifmg.edu.br/consultadocs> informando o código verificador **2718408** e o código CRC **11CCEF02**.

23209.002074/2025-14

2718408v1

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Rosana e Eduardo, que sempre me apoiaram e me deram todo o suporte necessário ao longo dessa trajetória e de toda a minha vida.

Agradeço também à Maria, José, Rafael, Acácio e Karen, que são, para mim, minha segunda família e estiveram ao meu lado em todos os momentos.

Agradeço aos meus avós, tios, tias, primos, primas, padrinho e madrinha, que me acompanham e se preocupam com o meu bem-estar.

Agradeço à minha namorada, Alessandra, e à família dela, que me motivam diariamente a continuar.

Agradeço aos meus amigos que passaram por essa fase comigo, em especial, a Victor, Eric, Otto, Eduardo, Ricardo, Pedro, Marques, Gustavo, Gabriel, Marcelo, Renan, Sadi, Vinicius, Roberto, Clara, Daniel, Hugo, Igor, Andressa, Bruno, João e Cauê.

Agradeço a todos os professores com quem tive a oportunidade de aprender durante essa trajetória, em especial, ao Samuel, que foi um excelente professor e me ensinou muito; ao Cláudio, que me aconselhava e ajudava a direcionar meus pensamentos; ao Ciniro, que sempre me incentivou a extrair o melhor de mim; ao Calebe, que me fez pensar fora da caixa e me ensinou lições valiosas não apenas para o curso, mas também para a vida; e ao meu professor e orientador Marcos Roberto, que, desde o início do curso, participou de todos os projetos que realizei, sempre ouvindo minhas ideias, contribuindo com novas perspectivas, auxiliando-me nos momentos necessários e sendo fundamental para a minha evolução acadêmica.

RESUMO

A diversificação e o *backtesting* são elementos importantes no desenvolvimento de estratégias de investimento, pois permitem a redução de riscos e a avaliação sistemática de decisões com base em dados históricos. Enquanto a diversificação contribui para a construção de portfólios mais resilientes, o *backtesting* possibilita a validação empírica de estratégias, oferecendo suporte quantitativo à tomada de decisão no mercado financeiro. Nesse contexto, a ferramenta de *backtesting* PortBackRank foi desenvolvida com uma arquitetura modular voltada à simulação de estratégias baseadas na ordenação de ativos. Em sua versão original, a ferramenta utiliza médias móveis para simular negociações de carteiras de ativos. Sua estrutura flexível permite a implementação de novos critérios de ordenação, tornando possível a incorporação de diferentes indicadores de análise técnica e ampliando o escopo das estratégias simuladas. Diante disso, o presente trabalho teve como objetivo aprimorar a simulação de estratégias quantitativas por meio da extensão da ferramenta existente com a implementação de novos critérios de ordenação. Foram incorporados métodos de ordenação baseados em indicadores como média móvel exponencial, *moving average convergence divergence*, *relative strength index* e bandas de Bollinger. Os experimentos realizados consistiram na execução de simulações de *backtesting* com diferentes combinações de parâmetros para cada método de ordenação implementado. Foi analisado o retorno acumulado ao longo do tempo em comparação com o índice de referência IBOV. Os resultados evidenciam que a utilização de diferentes métodos de ordenação impacta significativamente a performance das estratégias. Dessa forma, a ferramenta pode ser usada para comparar as estratégias em diferentes cenários, permitindo a identificação de configurações mais adequadas às necessidades do investidor. Como principal contribuição, o trabalho amplia as funcionalidades da ferramenta original, reforçando seu potencial como instrumento de apoio à tomada de decisão e à pesquisa em finanças quantitativas.

Palavras-chave: *Backtesting*. Diversificação. Análise Técnica.

ABSTRACT

Diversification and backtesting are important elements in the development of investment strategies, as they enable risk reduction and the systematic evaluation of decisions based on historical data. While diversification contributes to the construction of more resilient portfolios, backtesting allows the empirical validation of strategies, providing quantitative support for decision-making in the financial market. In this context, the backtesting tool PortBackRank was developed with a modular architecture aimed at simulating strategies based on asset ranking. In its original version, the tool uses moving averages to simulate portfolio trading. Its flexible structure allows the implementation of new ranking criteria, enabling the incorporation of different technical analysis indicators and expanding the scope of the simulated strategies. Therefore, this work aims to improve the simulation of quantitative strategies by extending the existing tool through the implementation of new ranking criteria. Ranking methods based on indicators such as exponential moving average, moving average convergence divergence, relative strength index, and Bollinger Bands were incorporated. The experiments conducted consisted of running backtesting simulations with different parameter combinations for each implemented ranking method. The accumulated return over time was analyzed in comparison with the IBOV benchmark index. The results show that the use of different ranking methods significantly impacts strategy performance. Thus, the tool can be used to compare strategies across different scenarios, enabling the identification of configurations that are better suited to investors' needs. As a main contribution, this work extends the functionality of the original tool, reinforcing its potential as a support instrument for decision-making and research in quantitative finance.

Keywords: Backtesting. Diversification. Technical Analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Simulação de portfólios IBrA	13
Figura 2 - Diagrama de classe	20
Figura 3 - Exemplo de gráfico com indicador SMA	31
Figura 4 - Exemplo de gráfico com indicador EMA	34
Figura 5 - Exemplo de gráfico com indicador MACD	36
Figura 6 - Exemplo de gráfico com indicador RSI	39
Figura 7 - Exemplo de gráfico com indicador BBands	41
Figura 8 - Simulação de portfólios com SMA e IBOV	47
Figura 9 - Simulação de portfólios com EMA e IBOV	49
Figura 10 - Simulação de portfólios com RSI e IBOV	51
Figura 11 - Simulação de portfólios com MACD e IBOV	53
Figura 12 - Simulação de portfólios com BBands e IBOV	55

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Especificações do equipamento	26
Quadro 2 - Parâmetros da simulação com SMA e IBOV	45
Quadro 3 - Parâmetros da simulação com EMA e IBOV	47
Quadro 4 - Parâmetros da simulação com RSI e IBOV	49
Quadro 5 - Parâmetros da simulação com MACD e IBOV	51
Quadro 6 - Parâmetros da simulação com BBands e IBOV	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Indicadores técnicos mais utilizados em trabalhos de backtesting .	30
Tabela 2 - Exemplo de ordenação SMA	32
Tabela 3 - Exemplo de ordenação com EMA	35
Tabela 4 - Exemplo de ordenação com MACD	37
Tabela 5 - Exemplo de ordenação com RSI	40
Tabela 6 - Exemplo de ordenação com BBands	42
Tabela 7 - Resultados dos experimentos com SMA e IBOV	46
Tabela 8 - Resultados dos experimentos com EMA e IBOV	48
Tabela 9 - Resultados dos experimentos com RSI e IBOV	50
Tabela 10 -Resultados dos experimentos com MACD e IBOV	52
Tabela 11 -Resultados dos experimentos com BBands e IBOV	54
Tabela 12 -Comparação entre os melhores resultados e o IBOV	55

LISTA DE SIGLAS

- ALOS3 – Auren Energia S.A.
- AMOB3 – Automob Participações
 - API – *Application Programming Interface*
 - B3 – Brasil, Bolsa e Balcão
- BBAS3 – Banco do Brasil S.A.
- BBands – *Bollinger Bands*
- BPAC11 – BTG Pactual Banco
- BRAP4 – Bradespar S.A.
 - CDB – Certificado de Depósito Bancário
- CSNA3 – Companhia Siderúrgica Nacional
 - CVM – Comissão de Valores Mobiliários
 - EMA – *Exponential Moving Average*
- HAPV3 – Hapvida Participações e Investimentos
- HYPE3 – Hypera
 - IBOV – Índice Bovespa
 - IBrA – Índice Brasil Amplo
- IGTI11 – Iguatemi S.A.
 - JSON – *JavaScript Object Notation*
 - MACD – *Moving Average Convergence Divergence*
- MGLU3 – Magazine Luiza S.A.
- MRVE3 – MRV Engenharia e Participações
- MULT3 – Multiplan Empreendimentos Imobiliários S.A.
- PETR4 – Petrobras
 - RSI – *Relative Strength Index*
- S&P500 – *Standard & Poor's 500*
- SBSP3 – Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo
 - SMA – *Simple Moving Average*
- USIM5 – Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais S.A.
- VALE3 – Vale S.A.
- WEGE3 – WEG S.A.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivos	13
1.2	Justificativa	14
1.3	Estrutura do documento	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
2.1	Mercado financeiro	15
2.2	Indicadores de análise técnica	16
2.3	Estratégias de investimento e portfólios	17
2.4	Backtesting	18
2.5	A Ferramenta PortBackRank	19
2.6	Estado da arte	23
3	METODOLOGIA	25
3.1	Classificação da pesquisa	25
3.2	Materiais e tecnologias	25
3.3	Etapas da pesquisa	27
3.3.1	<i>Levantamento bibliográfico de indicadores técnicos</i>	27
3.3.2	<i>Implementação de indicadores técnicos na ferramenta PortBackRank</i>	27
4	INDICADORES TÉCNICOS IMPLEMENTADOS	30
4.1	<i>Simple Moving Average (SMA)</i>	30
4.2	<i>Exponential Moving Average (EMA)</i>	33
4.3	<i>Moving Average Convergence Divergence (MACD)</i>	35
4.4	<i>Relative Strength Index (RSI)</i>	38

4.5	<i>Bollinger Bands</i> (BBands)	40
5	EXPERIMENTOS	44
5.1	Metodologia Experimental	44
5.2	Experimentos com o indicador técnico SMA	45
5.3	Experimentos com o indicador técnico EMA	46
5.4	Experimentos com o indicador técnico RSI	48
5.5	Experimentos com o indicador técnico MACD	51
5.6	Experimentos com o indicador técnico BBands	53
5.7	Comparação entre os melhores resultados	55
6	CONCLUSÃO	57
6.1	Trabalhos futuros	58
	REFERÊNCIAS	60

1 INTRODUÇÃO

A diversificação é uma estratégia utilizada por investidores para evitar a concentração de recursos em um único ativo financeiro. Essa estratégia consiste na distribuição do capital entre diferentes ativos, como ações, títulos públicos, certificados de depósito bancário (CDBs) e fundos imobiliários, com o objetivo de reduzir riscos e buscar melhores retornos (HERNANDES JÚNIOR, 2025).

Quando estruturado de forma planejada, com ativos que apresentam diferentes níveis de risco e retorno, o portfólio contribui para uma gestão mais eficiente dos recursos. A definição dessa composição depende de fatores como os objetivos financeiros do investidor, sua tolerância ao risco e as condições de mercado (VIEIRA; MENDES, 2022).

A diversificação pode assumir diferentes formas. Investidores mais conservadores tendem a concentrar maior parte de seus recursos em ativos de renda fixa, priorizando segurança. Investidores moderados buscam maior equilíbrio entre risco e retorno, combinando, por exemplo, títulos públicos e ações consolidadas. Já investidores agressivos aceitam maior exposição ao risco em busca de retornos potencialmente mais elevados, incluindo ativos como ações, *startups* e *criptoativos* (BODIE; KANE; MARCUS, 2014).

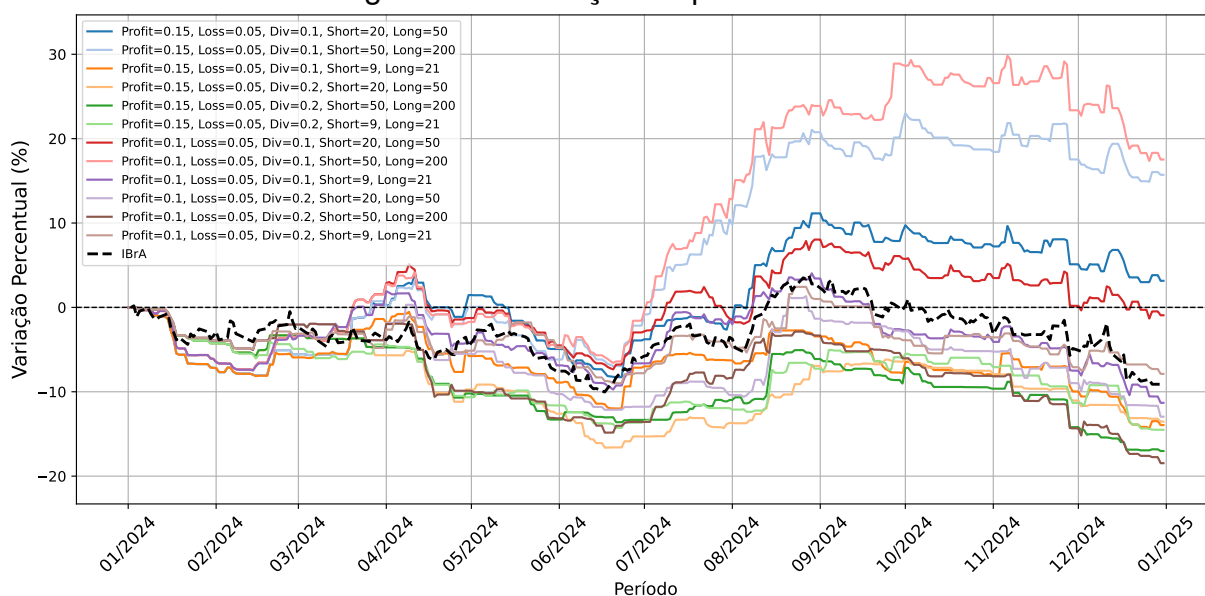
Nesse contexto, o *backtesting*, entendido como a simulação de uma estratégia em períodos passados, é utilizado no mercado financeiro para avaliar a performance de estratégias de investimento por meio da análise de dados históricos. Apesar de não garantir resultados futuros, o *backtesting* oferece uma base empírica importante para validar modelos, especialmente quando aplicado em diferentes períodos e condições de mercado (ALMEIDA, 2020).

Com base nesses conceitos, Silva (2025) teve como foco o desenvolvimento de uma ferramenta para *backtesting* de estratégias de investimento baseadas na ordenação de ativos, proporcionando uma aplicação prática da metodologia de *backtesting* voltada à formação de portfólios. A proposta foi aplicada a ativos pertencentes a índices do mercado, como o *Standard & Poor's 500* (S&P 500), Ibovespa (IBOV) e Índice Brasil Amplo (IBrA), permitindo uma análise da performance de diferentes variações de estratégias no ano de 2024.

A ferramenta desenvolvida por Silva (2025) analisa aspectos no processo de tomada de decisão em investimentos e gestão de portfólios, como diversificação de ativos, alocação de caixa, composição do portfólio, *profit and loss* (P&L) e uso de indicadores de análise técnica para ordenação de ativos (como médias móveis, por exemplo). Isso permitiu que diferentes combinações de ativos, compostas por diferentes setores, fossem testadas em cenários históricos, ajudando a definir estratégias de entrada e saída que maximizam o desempenho do portfólio (SILVA, 2025).

A Figura 1 apresenta um dos resultados a partir da aplicação da ferramenta de *backtesting* sobre uma lista de ativos pertencentes ao Índice Brasil Amplo (IBrA). Nela, observa-se o desempenho acumulado, permitindo comparar o retorno de cada configuração ao longo do tempo. Os gráficos evidenciam a variação da performance em função das escolhas de parâmetros. A linha tracejada preta representa o desempenho do próprio IBrA, servindo como referência de mercado, enquanto as demais linhas correspondem aos diferentes testes realizados com combinações de parâmetros. Essa visualização reforça a capacidade da ferramenta de capturar padrões e testar hipóteses de forma estruturada e reproduzível, mesmo em ambientes diversificados.

Figura 1 – Simulação de portfólios IBrA



Fonte: SILVA, 2025.

Um aspecto da ferramenta desenvolvida por Silva (2025) é sua arquitetura modular, concebida para permitir que programadores possam implementar novas estratégias de ordenação. Essa abertura representa um dos focos do trabalho. Tais indicadores são utilizados em estratégias quantitativas para identificar tendências, reversões e pontos de entrada e saída mais precisos. Incorporar esses recursos ampliaria a capacidade da ferramenta de oferecer análises alinhadas às práticas do mercado financeiro (TAYLOR, 2010).

1.1 Objetivos

O objetivo principal do presente trabalho foi aprimorar a simulação de estratégias quantitativas no mercado financeiro por meio do desenvolvimento de uma nova versão da arquitetura de *backtesting*, tornando-a mais flexível e capaz de simular mais estratégias de investimento.

Para alcançar o objetivo principal, foram necessários os seguintes objetivos específicos:

- a) realizar um levantamento de indicadores de análise técnica utilizados no mercado financeiro;
- b) selecionar os indicadores de análise técnica, integrando-os na arquitetura da ferramenta de *backtesting*.
- c) validar a eficácia dos indicadores implementados, avaliando sua performance em diferentes cenários de mercado e com dados históricos.

1.2 Justificativa

Segundo a B3 (2024), em março de 2024, foi registrado um aumento de investidores pessoas físicas na B3 pelo oitavo mês consecutivo, totalizando 5,1 milhões de investidores em renda variável e 16,3 milhões em renda fixa. No total, a bolsa brasileira atingiu a marca de 19,4 milhões de investidores individuais, descontadas as duplicidades entre modalidades. Desde 2020, esse número representa um crescimento superior a 80%, evidenciando o crescente interesse da população pelo mercado financeiro (B3, 2024).

Esse cenário reforça a importância de ferramentas que auxiliem na análise e tomada de decisão de investimentos, especialmente diante do perfil cada vez mais diversificado dos investidores. Segundo PUCPR (2025), muitos desses novos participantes não possuem formação técnica aprofundada, o que torna essencial o desenvolvimento de soluções que ofereçam suporte estratégico por meio de simulações, indicadores técnicos e visualizações acessíveis. A proposta deste trabalho está alinhada com essa demanda, ao buscar a implementação de uma arquitetura de *backtesting* de portfólios voltada à análise técnica, capaz de apoiar decisões baseadas em dados históricos e estratégias consolidadas.

1.3 Estrutura do documento

A estrutura do presente documento está organizada como se segue. O Capítulo 2 desenvolve a fundamentação teórica por meio da revisão de literatura e de conceitos relevantes ao tema. O Capítulo 3 descreve os métodos adotados para coleta, processamento e análise dos dados. O Capítulo 4 apresenta os indicadores selecionados e os critérios utilizados em sua escolha. O Capítulo 5 apresenta os experimentos realizados e discute os resultados obtidos. Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões do trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo reúne conceitos que sustentam o desenvolvimento do presente trabalho. A Seção 2.1 apresenta os conceitos fundamentais relacionados ao mercado financeiro. A Seção 2.2 apresenta conceitos fundamentais relacionados aos indicadores de análise técnica. A Seção 2.3 aborda diferentes estratégias de investimento aplicadas ao mercado financeiro. A Seção 2.4 apresenta o conceito de backtesting e sua importância na avaliação de estratégias. A Seção 2.5 descreve a ferramenta PortBackRank, utilizada no desenvolvimento deste trabalho. Por fim, a Seção 2.6 discute o estado da arte relacionado ao tema, fornecendo o embasamento teórico necessário para a proposta deste trabalho.

2.1 Mercado financeiro

O mercado financeiro configura-se como um ambiente no qual são realizadas transações com uma ampla variedade de instrumentos, como ações, títulos, moedas, fundos imobiliários e commodities. Esse sistema disponibiliza a infraestrutura necessária para que investidores e demais agentes econômicos executem operações de compra e venda, visando à formação de preços, à alocação eficiente de recursos e ao gerenciamento de riscos (PAULA, 2013).

Para que o mercado financeiro funcione de maneira eficiente, é indispensável a presença de instituições que assegurem a organização, a regulamentação e a supervisão das negociações. No contexto brasileiro, destacam-se a Brasil, Bolsa, Balcão (B3), que atua na operacionalização e estruturação das transações financeiras B3 (2025), e a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), autarquia vinculada ao Ministério da Fazenda. Com autonomia administrativa e financeira, a CVM exerce a função de fiscalizar e normatizar o mercado de capitais, garantindo a transparência das operações e a conformidade com a legislação vigente (CVM, 2020).

As bolsas de valores exercem um papel central no funcionamento do mercado financeiro ao conectar investidores a diversas alternativas de aplicação. Elas proporcionam um ambiente estruturado, confiável e eficiente para a negociação de ativos, contribuindo não só para a realização de transações, mas também para a solidez e confiança do sistema financeiro (SANTOS; SANTOS, 2005). Nesse cenário, os investimentos são, geralmente, classificados em duas modalidades principais: renda fixa e renda variável.

Os instrumentos de renda fixa, como títulos públicos e corporativos, oferecem uma rentabilidade previamente definida, o que os torna mais previsíveis e atrativos para perfis conservadores. Em contraste, os ativos de renda variável, como ações e fundos de investimento imobiliário, não possuem retorno garantido, estando sujeitos

à volatilidade dos mercados.

Essa característica de instabilidade dos ativos de renda variável se deve à influência de fatores econômicos, políticos e comportamentais, o que eleva o nível de risco envolvido (FREITAS, 2020). No entanto, a possibilidade de ganhos superiores também os torna atrativos para investidores dispostos a assumir maiores incertezas. Segundo Ferreira (2022) e Reis (2017), a dinâmica entre oferta e demanda exerce papel fundamental na determinação dos preços desses ativos.

Uma ação representa a menor parcela do capital social de uma companhia organizada sob a forma de sociedade por ações. Trata-se de um título patrimonial que confere ao seu detentor, o acionista, os direitos e deveres de um sócio, proporcionalmente à quantidade de ações que possui. O acionista pode participar dos lucros da empresa por meio do recebimento de dividendos ou da bonificação em ações (GOV, 2018).

Todas as empresas listadas no mercado financeiro possuem uma sigla própria para facilitar sua identificação. Investidores que adquirem ações tornam-se acionistas da companhia, podendo usufruir de direitos como o recebimento de dividendos, conforme a política de distribuição adotada pela empresa.

No geral, existem quatro principais formas de ganhar dinheiro com investimento em ações na bolsa de valores:

- comprando ações e vendendo após sua valorização;
- vendendo primeiro os ativos que têm potencial de queda e, posteriormente, recomprando-os por um preço mais baixo (operação conhecida como venda a descoberto);
- recebendo as participações nos lucros das empresas investidas por meio de dividendos;
- recebendo juros sobre capital próprio (JCP).

Essas são estratégias amplamente utilizadas por investidores no mercado financeiro (SANTOS, 2024).

Entretanto, no escopo deste trabalho, considera-se apenas a dinâmica de compra e venda de ações com base na variação dos preços históricos. Dessa forma, a ferramenta *PortBackRank* simula operações em que os ativos são comprados, mantidos em carteira e vendidos conforme critérios definidos de lucro, prejuízo e ranqueamento, não contemplando eventos como dividendos, JCP ou operações de venda a descoberto.

2.2 Indicadores de análise técnica

Segundo Murphy (1999), a análise técnica consiste na observação do comportamento do mercado, especialmente por meio de gráficos, com o propósito de iden-

tificar e antecipar tendências nos preços. Trata-se, portanto, de um processo interpretativo da ação do mercado, voltado à previsão dos movimentos futuros dos ativos.

Dentro da análise técnica, há um amplo conjunto de ferramentas e indicadores que auxiliam na interpretação dos movimentos de mercado, oferecendo subsídios para identificar possíveis tendências e auxiliar na tomada de decisão dos investidores. Entre os instrumentos mais utilizados, destacam-se os elementos gráficos, como linhas de suporte e resistência, além dos padrões de *candlestick*. Segundo Christie e Isidore (2018), também fazem parte desse conjunto os indicadores técnicos, como as médias móveis e suas variações, bem como o Índice de Força Relativa (IFR), amplamente utilizados para analisar a força e a direção das tendências de preço.

De acordo com Christie e Isidore (2018), os indicadores técnicos consistem em cálculos matemáticos desenvolvidos para monitorar a movimentação dos preços das ações. Para Lemos e Cardoso (2010), esses indicadores são construídos a partir de dados de preço e volume, com o intuito de mensurar fatores como fluxo de capital, tendência, volatilidade e momento do mercado. Eles são frequentemente utilizados como ferramentas complementares à análise de preços, oferecendo uma dimensão adicional à interpretação dos ativos.

Colby (2003) destaca que os indicadores técnicos possuem diversas vantagens, como:

- a possibilidade de serem selecionados ou descartados conforme sua performance histórica;
- a viabilidade de serem analisados cientificamente;
- e, quando devidamente testados e validados, a capacidade de economizar tempo e contribuir para o aprendizado com dados passados.

Conforme o próprio autor ressalta, uma das grandes virtudes dos indicadores técnicos é a possibilidade de testá-los com base no histórico do mercado, sendo amplamente utilizados por operadores experientes para o aprimoramento de suas estratégias.

2.3 Estratégias de investimento e portfólios

O marco inicial da teoria moderna de portfólios foi estabelecido por Markowitz (1952) ao propor uma abordagem quantitativa para a alocação de ativos financeiros. Essa metodologia, conhecida como análise média-variância, introduziu uma nova forma de pensar o investimento ao enfatizar que não apenas os retornos individuais importam, mas também a relação entre os ativos no conjunto da carteira.

Os gestores responsáveis pela composição de portfólios costumam escolher entre duas categorias principais de ativos: renda fixa e renda variável. No caso da renda fixa, é comum subdividi-la em títulos prefixados, com rentabilidade definida no

momento da aplicação, e pós-fixados, cuja remuneração é conhecida apenas no vencimento, por estar vinculada a indicadores como taxas de juros ou índices de preços (ASSAF NETO, 2014).

Ao longo do tempo, a busca por uma alocação eficiente de recursos levou à consolidação do tema da seleção de portfólio como um foco central entre gestores de fundos institucionais. Mais recentemente, esse enfoque tem sido gradualmente adaptado ao universo dos investidores individuais, com o objetivo de aplicar metodologias consagradas do ambiente institucional na gestão personalizada de carteiras, buscando maior eficiência nos resultados desses investidores (TORRE; RUDD, 2004).

A diversificação é uma estratégia fundamental, pois permite a redução do risco total da carteira sem sacrificar o retorno esperado. Ao construir um portfólio diversificado, o investidor busca capturar oportunidades em diferentes mercados ou setores, o que pode aumentar a resiliência da carteira frente a oscilações econômicas. Dessa forma, a diversificação não apenas protege contra perdas acentuadas, mas também favorece uma performance mais estável ao longo do tempo (HUANG; KAMBOUROUDIS; MCMILLAN, 2025).

Por fim, é importante destacar que, além da alocação estratégica, que visa ao equilíbrio ideal entre classes de ativos para o longo prazo, a gestão de portfólios pode incorporar decisões táticas que buscam explorar oportunidades de curto prazo, bem como a escolha entre gestão ativa e passiva, que impactam diretamente nos custos e no desempenho final do investimento (HUANG; KAMBOUROUDIS; MCMILLAN, 2025).

2.4 Backtesting

Na construção e validação de estratégias de investimento, o *backtesting* desempenha um papel essencial ao permitir que decisões sejam fundamentadas em dados históricos concretos, em vez de suposições ou expectativas incertas. Essa técnica simula a execução de uma estratégia em períodos passados, com o objetivo de avaliar seu desempenho, robustez e adaptação a diferentes contextos econômicos (CHRISTOFFERSEN, 2008; SCHUMANN, 2018).

Uma das principais vantagens do *backtesting* é a redução de incertezas no processo de decisão, ao substituir julgamentos subjetivos por uma abordagem sistemática baseada em evidências (COLBY, 2003). A análise dos resultados históricos possibilita não apenas verificar a eficácia de uma estratégia, mas também realizar ajustes finos em seus parâmetros, tornando-a mais alinhada aos objetivos de retorno e controle de risco do investidor.

O sucesso do *backtesting* depende diretamente da qualidade da estratégia adotada e dos dados utilizados. Estratégias claras, com critérios bem definidos,

tendem a gerar resultados mais consistentes. Além disso, a seleção de séries históricas representativas, que incluam diferentes ciclos de mercado, contribui para uma simulação mais abrangente e confiável (MASTEIKA; RUTKAUSKAS; JANES, 2012).

Embora seja consenso que resultados passados não garantem retornos futuros, o desempenho histórico continua sendo uma referência importante. Estratégias que fracassam de forma consistente ao longo do tempo dificilmente se tornarão bem-sucedidas no futuro, enquanto aquelas que mostraram resiliência em diversos cenários indicam maior potencial de êxito (NI; ZHANG, 2005; LEMOS; CARDOSO, 2010).

O *backtesting* pode ser aplicado tanto em ativos individuais quanto em portfólios. Em ativos individuais, a análise é mais direta e voltada à identificação de padrões específicos de um único ativo. Em portfólios, envolve uma abordagem mais complexa, considerando a alocação de capital entre diversos ativos e estratégias de diversificação (DU; PEI, 2020). Com o uso de ferramentas avançadas e técnicas especializadas, torna-se possível simular diferentes cenários e comparar múltiplas metodologias (RIBEIRO, 2023).

Assim, o *backtesting* se consolida como uma ferramenta valiosa no campo da análise financeira. Mais do que uma simples simulação, ele oferece uma base para o desenvolvimento e a melhoria contínua de estratégias, promovendo decisões mais seguras, fundamentadas e orientadas por dados históricos (CAMPBELL, 2007).

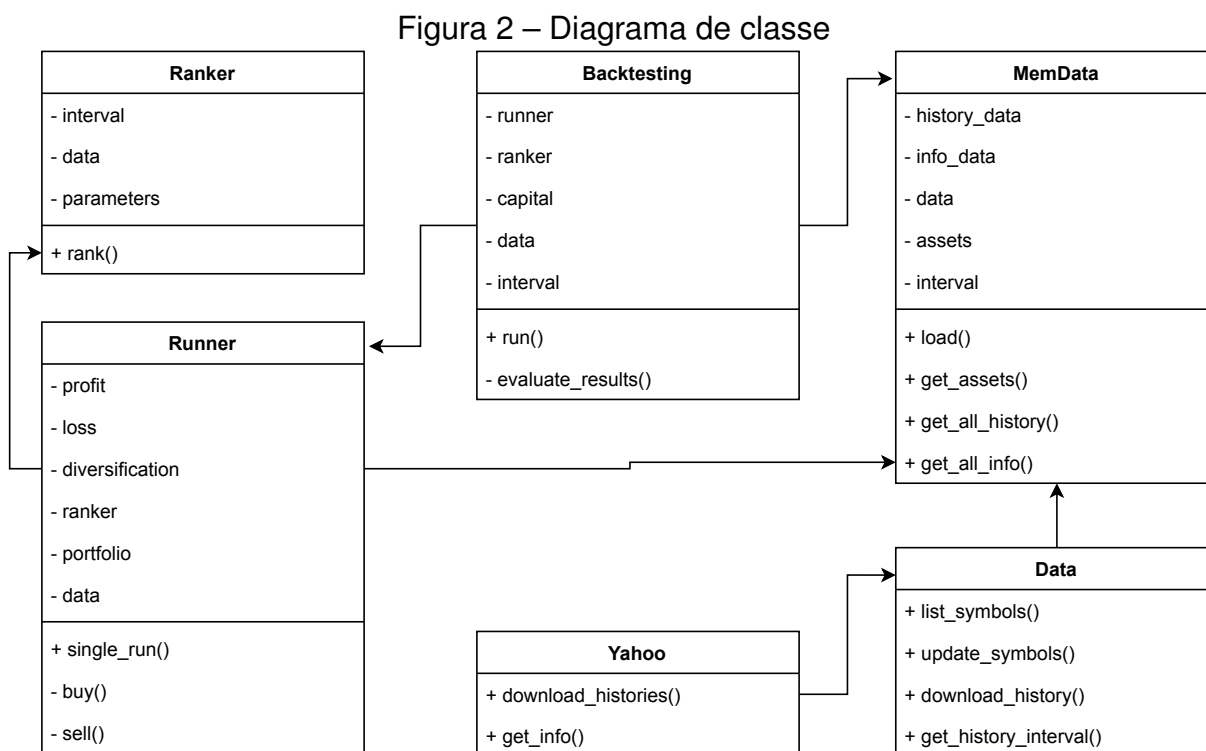
2.5 A Ferramenta PortBackRank

A ferramenta *PortBackRank* realiza a simulação de estratégias de investimento com vários ativos em um intervalo histórico definido pelo usuário. A partir de um capital inicial, o sistema utiliza dados passados, simula compras e vendas ao longo do tempo com ações pertencentes a índices como Índice Brasil Amplo (IBrA), *Standard & Poor's 500* (S&P 500) e Índice Bovespa (Ibovespa), e calcula o desempenho obtido pela carteira ao final do período. Dessa forma, a ferramenta não tem como objetivo prever o futuro, mas permitir a comparação de regras de investimento com base em dados históricos.

O diagrama de classes da ferramenta, apresentado na Figura 2, modela a interação entre diferentes componentes da ferramenta (SILVA, 2025). Foi desenvolvida para simular estratégias de investimento baseadas na ordenação de ativos. Em termos de funcionamento, ela recebe uma lista de ativos, carrega seus dados históricos e, para cada data da simulação, utiliza uma estratégia de ranqueamento para definir quais ativos possuem maior prioridade de compra.

As classes principais são *Ranker*, *Data*, *Yahoo*, *MemData*, *Runner* e *Backtesting*, cada uma com responsabilidades específicas que colaboram para a

execução e avaliação dos algoritmos.



Fonte: SILVA, 2025.

De forma geral, o fluxo da ferramenta inicia com o carregamento dos dados históricos dos ativos. Em seguida, uma estratégia de ranqueamento é aplicada por meio do método `rank()`, que ordena os ativos de acordo com o critério definido. A lista ordenada gerada por esse método é, então, utilizada pela classe `Runner` para tentar realizar compras. Assim, o ranqueador não executa diretamente operações de compra ou venda, pois sua função é fornecer a ordem de prioridade dos ativos para a simulação.

A classe `Runner` simula o processo de compra e venda de ativos em um intervalo de tempo. A simulação começa com um valor de capital inicial, que representa o dinheiro disponível para realizar compras. Ao longo dos dias simulados, a ferramenta mantém uma carteira, isto é, um conjunto de ativos comprados, juntamente com informações como quantidade, preço de compra, setor e data da operação.

Durante a simulação, para cada data analisada, o `Runner` verifica, primeiramente, se algum ativo presente na carteira deve ser vendido. Essa venda não é definida pelo ranqueador, mas pelos limites de lucro e prejuízo configurados. Em seguida, o `Runner` consulta o ranqueador para obter a lista de ativos ordenados e a utiliza apenas no processo de compra. Por fim, registra o estado atual da carteira.

O portfólio armazena os ativos adquiridos, incluindo informações como símbolo, quantidade, preço de aquisição, setor e data de compra. As operações de compra e venda são gerenciadas pelos métodos `_buy()` e `_sell()`, os quais executam as

transações com base em critérios previamente configurados.

No método `_buy()`, a classe `Runner` chama o método `rank()` do ranqueador ativo, passando a data atual da simulação. O retorno desse método é uma lista de símbolos ordenados conforme a força do sinal calculado pela estratégia. A partir dessa lista, o `Runner` percorre os ativos em ordem de prioridade e verifica se é possível realizar a compra considerando o saldo disponível, o volume negociado no dia e o limite de diversificação por setor.

O saldo disponível representa o capital que ainda não foi utilizado em compras. O volume negociado no dia é usado como uma restrição para evitar que a simulação compre uma quantidade maior do que aquela disponível no mercado naquele período. Já o limite de diversificação por setor controla a concentração da carteira, impedindo que grande parte do capital seja alocada em ativos de um mesmo setor econômico. Por exemplo, ao definir uma diversificação de 20%, a ferramenta limita a exposição da carteira a cada setor, buscando distribuir os investimentos entre diferentes segmentos.

A lógica de venda realiza uma verificação diária para identificar se algum ativo presente no portfólio atende aos critérios estabelecidos para venda. Esses critérios consideram os parâmetros `profit` e `loss`. O parâmetro `profit` representa o percentual de valorização desejado para encerrar uma posição com lucro. Por exemplo, se um ativo foi comprado por R\$100,00 e o `profit` foi definido como 10%, a ferramenta pode vendê-lo quando seu preço atingir R\$110,00. Já o parâmetro `loss` representa o limite máximo de perda aceitável. Assim, se o `loss` foi definido como 5%, um ativo comprado por R\$100,00 pode ser vendido caso seu preço caia para R\$95,00.

Para aproximar a simulação das condições reais do mercado financeiro, também são consideradas algumas restrições operacionais. Entre elas, estão o volume diário disponível para negociação e a utilização da ordem *FIFO* (*First In, First Out*) na realização das vendas. Dessa forma, a venda de um ativo ocorre apenas quando a quantidade a ser liquidada respeita o volume diário negociado no mercado, garantindo a viabilidade da operação.

A classe `Ranker` é uma classe abstrata responsável por definir a estrutura comum das estratégias de ordenação dos ativos utilizadas na simulação. Ela serve como base para a implementação de diferentes ranqueadores, permitindo que cada indicador técnico ou critério de análise defina sua própria lógica de classificação.

A classe utiliza parâmetros de intervalo, dados históricos e configurações específicas para ordenar os ativos de acordo com critérios predefinidos, influenciando diretamente as decisões de compra ao longo da simulação. Na prática, cada implementação de `Ranker` transforma uma regra de análise em um valor numérico de força para cada ativo. Esse valor é usado para comparar os ativos entre si e montar a lista ordenada retornada pelo método `rank()`.

Seus principais componentes incluem:

- `interval`: período de análise para classificação;
- `data`: base de dados utilizada para o ranking;
- `parameters`: configurações e critérios para a ordenação;
- `rank()`: executa o algoritmo de ordenação dos ativos segundo os parâmetros e dados fornecidos.

A classe `Backtesting` coordena a execução das simulações das estratégias financeiras. Ela integra as classes `Runner` e `Ranker` para realizar a simulação temporal do portfólio, avaliando o desempenho das estratégias ao longo do intervalo definido e armazenando os resultados para análise posterior. Para cada combinação de parâmetros, uma instância de `Runner` é criada com o ranqueador selecionado, permitindo testar diferentes configurações de uma mesma estratégia.

Seus principais componentes incluem:

- `runner`: instância que realiza as operações de compra e venda;
- `ranker`: responsável pela ordenação dos ativos;
- `capital`: valor inicial disponível para investimento;
- `data`: dados históricos utilizados na simulação;
- `interval`: intervalo temporal da simulação;
- `run()`: inicia e controla o processo de backtesting;
- `evaluate_results()`: analisa e apresenta os resultados da simulação.

A classe `MemData` gerencia a memória dos dados utilizados na simulação, incluindo históricos, informações de ativos e outros dados relevantes. Ela funciona como uma camada intermediária entre a fonte de dados e as classes que utilizam essas informações para análise e simulação. Essa classe evita que os dados históricos precisem ser carregados repetidamente durante a execução, disponibilizando-os tanto para os ranqueadores quanto para o `Runner`.

São elementos centrais dessa classe:

- `history_data`: dados históricos carregados;
- `info_data`: informações gerais dos ativos;
- `data`: dados atuais;
- `assets`: lista dos ativos considerados;
- `interval`: intervalo temporal associado aos dados;
- `load()`: carrega os dados para uso na simulação;
- `get_assets()`: retorna a lista de ativos disponíveis;
- `get_all_history()`: obtém todo o histórico de dados;
- `get_all_info()`: recupera todas as informações dos ativos.

A classe `Data` é responsável por operações específicas sobre os dados financeiros, como atualização de símbolos, download de históricos e extração de dados por intervalo. Atua como uma interface para o acesso e manipulação dos dados brutos

usados na simulação. Entre suas principais funcionalidades, destacam-se:

- `list_symbols()`: lista os símbolos dos ativos disponíveis;
- `update_symbols()`: atualiza a lista de símbolos ativos;
- `download_history()`: baixa dados históricos do mercado;
- `get_history_interval()`: obtém dados históricos para um intervalo definido.

A classe `Yahoo` funciona como um adaptador para acesso a dados externos, especificamente para o download de históricos financeiros via Yahoo Finance. Entretanto, a ferramenta não realiza requisições externas a cada acesso aos dados durante a simulação. Os históricos baixados são salvos localmente em arquivos CSV e, nas execuções seguintes, a ferramenta prioriza a leitura desses arquivos locais. Novas requisições ao Yahoo Finance ocorrem apenas quando os dados ainda não estão disponíveis localmente ou quando o usuário solicita explicitamente a atualização dos históricos. Seus métodos principais são:

- `download_histories()`: realiza o download dos dados históricos de mercado;
- `get_info()`: obtém informações complementares dos ativos.

A estrutura modular da ferramenta, composta por classes com responsabilidades bem definidas, permite a realização de simulações flexíveis e reproduzíveis. Os dados são carregados pelas classes de dados, os critérios de ordenação são implementados nos ranqueadores, a simulação das operações é executada pelo `Runner` e a coordenação dos experimentos é realizada pela classe `Backtesting`. Essa organização favorece tanto a extensibilidade do sistema, com a inclusão de novos algoritmos de ranqueamento, critérios de operação e fontes de dados, quanto a sua aplicação prática em cenários variados do mercado financeiro.

2.6 Estado da arte

Olorunnimbe e Viktor (2023) realizaram uma revisão sistemática sobre o uso de aprendizado profundo em mercados financeiros, com ênfase no mercado de ações. O estudo considerou apenas trabalhos com *backtesting*, garantindo relevância prática. As aplicações foram agrupadas em sete áreas, com destaque para estratégias de negociação, previsão de preços e gestão de portfólio. Métricas como retornos e volatilidade foram apontadas como essenciais para avaliar os modelos.

Rangel (2022) desenvolveu um simulador de *backtesting* baseado em análise técnica, com o objetivo de auxiliar investidores iniciantes na bolsa de valores. O trabalho surge diante do crescimento de investidores desde 2018 e da constatação, apontada por dados da B3, de que muitos não utilizam critérios claros na escolha de ativos. A ferramenta permite testar estratégias sobre dados históricos, oferecendo

feedback visual por meio de análises e gráficos. Sua arquitetura flexível possibilita a inclusão de novas regras e indicadores, tornando o sistema adaptável a diferentes perfis e cenários do mercado financeiro.

Sarasa-Cabezuelo (2023) propôs uma aplicação web de *backtesting* voltada à avaliação de estratégias de negociação com dados históricos. A ferramenta permite testar estratégias, gerenciar carteiras e otimizar alocações por meio de uma interface visual e intuitiva, tornando o uso dessas técnicas mais acessível a investidores iniciantes. O trabalho busca superar barreiras como o alto volume de dados, a demanda computacional e a complexidade conceitual que, geralmente, dificultam a popularização dessas ferramentas.

Terceiro (2025) desenvolveu a *CoinBack*, uma plataforma de *backtesting* voltada à simulação de estratégias de investimento em *Bitcoin*, utilizando dados históricos de 2010 a 2024. Diante da crescente adoção das criptomoedas, o sistema permite avaliar riscos e personalizar estratégias. Os resultados mostram que a frequência dos aportes afeta os retornos, tornando a *Coinback* útil para decisões mais embasadas, com potencial de expansão para adição de mais indicadores técnicos na ferramenta.

Silva (2025) desenvolveu uma ferramenta para *backtesting* de estratégias de investimento baseada em portfólios que permite avaliar o desempenho conjunto de múltiplos ativos e testar diferentes combinações de parâmetros. A plataforma possibilita identificar configurações eficazes em listas de ativos ordenadas, oferecendo flexibilidade para simular cenários variados e capturar dinâmicas do mercado. Os resultados demonstram a capacidade do sistema de validar hipóteses de investimento e apoiar decisões mais informadas, ampliando o acesso de investidores individuais a técnicas avançadas de avaliação de portfólios.

A ferramenta *PortBackRank*, proposta por Silva (2025), foi desenvolvida com uma arquitetura modular voltada para o teste de estratégias de ordenação de ativos financeiros. A estrutura do sistema é composta por classes com responsabilidades bem definidas, permitindo flexibilidade e fácil expansão.

O componente central é a classe abstrata *Ranker*, responsável por permitir a implementação de diferentes algoritmos de ranqueamento. A coleta e preparação dos dados históricos são realizadas pelas classes *Data* e *YahooData*, com otimização de desempenho feita por *MemData*, que mantém os dados em memória durante os testes.

A execução das simulações é feita pela classe *Runner*, que utiliza o ranqueamento para tomar decisões de compra e venda ao longo do tempo. Por fim, os resultados e métricas de desempenho são avaliados pela classe *Backtesting*, permitindo uma análise quantitativa das estratégias testadas.

3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia adotada no desenvolvimento deste trabalho. A Seção 3.1 apresenta a classificação da pesquisa. A Seção 3.2 trata dos materiais e das tecnologias utilizados. Por fim, a Seção 3.3 detalha as etapas da pesquisa realizadas neste estudo.

3.1 Classificação da pesquisa

Esta pesquisa caracteriza-se como aplicada, uma vez que resolveu um problema prático no contexto dos investimentos, consistindo em identificar quais indicadores técnicos são mais utilizados atualmente em estudos de *backtesting* e integrá-los em uma ferramenta computacional capaz de auxiliar investidores na tomada de decisão. A pesquisa aplicada, segundo Gil (2008), tem como principal finalidade gerar conhecimento voltado para a aplicação prática, direcionado à solução de problemas específicos.

Quanto aos objetivos, trata-se de uma pesquisa exploratória e descritiva. Ela é exploratória porque proporciona maior familiaridade com o tema dos indicadores técnicos, permitindo sua melhor compreensão e categorização. É descritiva porque tem como propósito principal levantar, organizar e apresentar as características dos indicadores mais recorrentes nas pesquisas recentes sobre *backtesting*. Como destacam Marconi e Lakatos (2003), a pesquisa descritiva observa, registra, analisa e correlaciona fatos ou fenômenos sem manipulá-los.

No que diz respeito aos procedimentos técnicos, esta pesquisa pode ser classificada como bibliográfica e documental. A fase bibliográfica baseou-se na leitura e análise de artigos científicos usando-se o *Google Scholar*, com o objetivo de identificar padrões e frequências de uso de determinados indicadores técnicos em contextos de *backtesting*. Já a fase documental incluiu a análise de materiais computacionais, que demonstram a aplicação prática desses indicadores em simulações. Essa abordagem é reforçada por Severino (2014), que define a pesquisa bibliográfica como aquela construída a partir de material já elaborado, constituído principalmente por livros e artigos científicos.

3.2 Materiais e tecnologias

A implementação deste projeto foi realizada utilizando a linguagem de programação *Python*, amplamente empregada no contexto do mercado financeiro devido à sua simplicidade, versatilidade e grande ecossistema de bibliotecas voltadas à análise de dados, automação e desenvolvimento de estratégias quantitativas (RIBEIRO,

2022).

Foi utilizado o editor de código de código aberto *Visual Studio Code*, que é uma IDE leve, extensível e compatível com múltiplos sistemas operacionais (MICROSOFT CORPORATION, 2025). Sua integração com o interpretador *Python* e o suporte a extensões específicas, como depuradores, assistentes de código e gerenciamento de ambientes virtuais, facilitaram significativamente o desenvolvimento local em uma máquina com sistema operacional *Windows*.

Foram utilizadas as seguintes bibliotecas para a implementação dos métodos propostos:

- *pandas* e *numpy* para manipulação e análise de dados numéricos e séries temporais (NUMPY TEAM, 2025; NUMFOCUS, INC., 2025);
- *matplotlib* e *seaborn* para a criação de visualizações gráficas e análise exploratória de dados (MATPLOTLIB TEAM, 2025; WASKOM, 2024);
- *yfinance* para obtenção automática de dados históricos de ativos financeiros a partir da API do Yahoo Finance (AROUSSI, 2025).

Essas ferramentas permitiram a coleta, limpeza, visualização e análise de dados históricos, além da simulação de estratégias de investimento por meio de técnicas de *backtesting*.

O desenvolvimento dos componentes do trabalho proposto foi realizado em um computador pessoal com as configurações do Quadro 1.

Quadro 1 – Especificações do equipamento

Item	Detalhes
Modelo	Dell G15 5530
Processador	Intel® Core™ i5-13450HX @ 2.4GHz
Placa Gráfica	Nvidia GeForce RTX 3050 Laptop GPU
Memória RAM da GPU	6 GB
Memória RAM da CPU	16 GB
Arquitetura do sistema operacional	64-bit
Sistema operacional	<i>Windows 11 Home</i>

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

A pesquisa adota uma abordagem quali-quantitativa. O aspecto qualitativo envolve a análise da clareza dos resultados apresentados e da relevância dos indicadores técnicos integrados para o investidor. Já o aspecto quantitativo foca na coleta de métricas, permitindo avaliar o impacto dos indicadores técnicos no desempenho das estratégias testadas.

3.3 Etapas da pesquisa

Esta seção descreve as etapas da pesquisa conduzida neste trabalho. Primeiramente, é explicado como foram feitos o levantamento e a análise bibliográfica dos principais indicadores técnicos utilizados na área, conforme apresentado na Seção 3.3.1. Em seguida, é mostrado como os indicadores selecionados foram implementados na ferramenta *PortBackRank*, conforme descrito na Seção 3.3.2.

3.3.1 Levantamento bibliográfico de indicadores técnicos

A primeira fase da pesquisa consistiu na análise bibliográfica de artigos científicos. As ações realizadas foram:

- busca de publicações no *Google Scholar*¹ com os termos "backtesting" AND "technical analysis", utilizando filtro de publicações a partir de 2025, com o objetivo de priorizar estudos mais recentes e alinhados às aplicações contemporâneas de indicadores técnicos no mercado financeiro;
- seleção de trabalhos que passaram por revisão;
- análise dos resultados para identificar os indicadores técnicos mais recorrentes;
- elaboração de uma lista dos indicadores selecionados para a próxima etapa de implementação.

Os resultados obtidos a partir desse levantamento bibliográfico são apresentados e discutidos no Capítulo 4, que detalha os indicadores técnicos mais utilizados em trabalhos de *backtesting*.

3.3.2 Implementação de indicadores técnicos na ferramenta *PortBackRank*

A segunda etapa da pesquisa consistiu na implementação de novos indicadores técnicos na ferramenta *PortBackRank*. Essa etapa teve como objetivo estender a arquitetura já existente, permitindo que diferentes critérios de ranqueamento pudessem ser adicionados sem alterar o funcionamento central do processo de *backtesting*.

Inicialmente, foi analisada a estrutura da ferramenta para identificar o ponto adequado de extensão. Verificou-se que a implementação de novos critérios de ordenação deveria ser realizada a partir da classe abstrata `Ranker`, localizada no arquivo `ranker.py`. Essa classe define a estrutura comum dos ranqueadores e estabelece o método `rank()` como interface principal para geração da lista ordenada de ativos.

Para implementar um novo indicador técnico, foi criada uma nova classe

¹ <https://scholar.google.com/>

derivada de `Ranker`, a qual passa a representar uma estratégia específica de ranqueamento. No construtor da classe, são recebidos os parâmetros necessários à estratégia, definidos externamente por meio dos arquivos de configuração. Esses parâmetros são armazenados como atributos, possibilitando que a mesma implementação seja executada com diferentes combinações de valores durante os experimentos.

O método `rank()` concentra a lógica principal de cada ranqueador. Durante sua execução, ele acessa os dados históricos previamente carregados em memória pela classe `MemData`, percorre os ativos disponíveis e calcula, para cada um deles, a regra de ranqueamento definida pela estratégia. Em seguida, verifica se o ativo apresenta uma condição válida de sinal na data analisada. Quando essa condição ocorre, é calculado um valor numérico de força, utilizado para comparar os ativos entre si.

Após o cálculo da força de cada ativo, os resultados são organizados em uma lista de pares contendo o ativo e seu respectivo valor de força. Essa lista é ordenada de forma decrescente, fazendo com que os ativos com maior intensidade de sinal fiquem nas primeiras posições. Ao final, o método retorna apenas a sequência de símbolos ordenados, mantendo compatibilidade com o fluxo original da ferramenta.

Em alguns casos, foram utilizados métodos auxiliares dentro dos ranqueadores para separar o cálculo do indicador da lógica de ordenação. Essa organização permitiu dividir o código em etapas menores, facilitando a leitura, a manutenção e a reutilização dos cálculos. Dessa forma, o método `rank()` permaneceu responsável, principalmente, por coordenar o processo de ranqueamento, enquanto os métodos auxiliares ficaram responsáveis pelo cálculo dos valores técnicos necessários.

Depois da criação da nova classe de ranqueamento, foi necessário integrá-la ao fluxo principal da aplicação. Para isso, o arquivo `main.py` foi ajustado para reconhecer o nome do ranqueador informado nos arquivos de configuração e associá-lo à classe correspondente. Assim, a escolha do indicador utilizado na simulação passou a ser feita por configuração, sem necessidade de alterar manualmente o código de execução.

Os arquivos de configuração em formato *JavaScript Object Notation* (JSON) foram utilizados para definir os parâmetros de cada simulação. Neles, são especificados o mercado analisado, o intervalo temporal, o capital inicial, o ranqueador utilizado e os valores dos parâmetros da estratégia. Durante a execução, esses parâmetros são separados entre parâmetros operacionais da simulação, como lucro, prejuízo e diversificação, e parâmetros próprios do ranqueador.

A classe `Backtesting` utiliza esses parâmetros para gerar as combinações de experimentos a serem executadas. Para cada combinação, uma instância da classe `Runner` é criada com o ranqueador selecionado. Durante a simulação, o `Runner` chama o método `rank()` a cada data analisada para obter a lista de ativos ordenados. Essa

lista é, então, utilizada no processo de compra, respeitando as demais regras da ferramenta, como saldo disponível, volume negociado e limite de diversificação por setor. Dessa forma, os novos indicadores foram incorporados ao processo de decisão de compra sem alterar a lógica geral de execução das simulações.

A execução da ferramenta é realizada por meio da linha de comando, utilizando o arquivo `main.py` como ponto de entrada da aplicação. Por exemplo, o comando `python main.py -config config_ma.json -download-data all` executa uma simulação com base nos parâmetros definidos no arquivo `config_ma.json` e força o download completo dos dados históricos dos ativos antes do início do *backtesting*.

O parâmetro `-config` permite ao usuário escolher qual arquivo de configuração será utilizado, possibilitando alternar entre diferentes indicadores e combinações de parâmetros. Já o parâmetro `-download-data` define como os dados históricos serão tratados, podendo receber as opções `all`, para baixar novamente todos os dados, `missing`, para baixar apenas os dados ausentes, ou `none`, para executar a simulação usando somente os dados já disponíveis localmente.

Por fim, foram criadas funções auxiliares de teste com a finalidade de verificar o funcionamento individual dos ranqueadores implementados. Essas funções instanciam os dados históricos, definem um conjunto de parâmetros, criam o ranqueador correspondente e executam o método `rank()` em uma data específica. Com isso, foi possível verificar separadamente o carregamento dos dados, a execução da lógica de ranqueamento e a geração da lista ordenada antes da realização dos experimentos completos.

4 INDICADORES TÉCNICOS IMPLEMENTADOS

Este capítulo apresenta um levantamento dos indicadores técnicos mais recorrentes em trabalhos acadêmicos e artigos científicos voltados à aplicação de estratégias de *backtesting*. A busca foi realizada por meio da plataforma *Google Scholar*¹, utilizando a expressão "backtesting" AND "technical analysis", com filtro a partir do ano de 2025, a fim de identificar as abordagens mais recentes e relevantes na literatura.

Dos 231 artigos encontrados, 58 foram selecionados por apresentarem a aplicação de indicadores técnicos em estratégias de *backtesting*. A seleção priorizou publicações revisadas por pares, assegurando a qualidade e confiabilidade dos estudos analisados. Os demais artigos foram descartados por se afastarem do foco deste levantamento.

A análise revelou que certos indicadores são significativamente mais utilizados do que outros, o que motivou a seleção criteriosa dos que foram implementados neste trabalho. A Tabela 1 apresenta a frequência de utilização dos principais indicadores encontrados durante o levantamento.

Tabela 1 – Indicadores técnicos mais utilizados em trabalhos de backtesting

Indicador técnico	Número de artigos
<i>Moving Average Convergence Divergence</i> (MACD)	33
<i>Relative Strength Index</i> (RSI)	31
<i>Bollinger Bands</i> (BBands)	23
<i>Exponential Moving Average</i> (EMA)	16
<i>Simple Moving Average</i> (SMA)	12
Outros	< 5

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

O indicador técnico SMA já está implementado na ferramenta PortBackRank. A partir de análises quantitativa e qualitativa, foram selecionados quatro indicadores adicionais para implementação: EMA, MACD, RSI e BBands.

4.1 *Simple Moving Average* (SMA)

A *Simple Moving Average* (SMA), ou Média Móvel Simples, é uma das ferramentas mais básicas e amplamente utilizadas na análise técnica. Seu objetivo é suavizar as flutuações dos preços ao longo do tempo, facilitando a identificação de tendências (HAYES, 2024).

¹ <https://scholar.google.com/>

A SMA é calculada como a média aritmética dos preços de um ativo ao longo de n períodos. O termo “período” refere-se à unidade de tempo considerada na análise, como dias, horas ou minutos. Por exemplo, em um gráfico diário, uma SMA de 20 períodos corresponde à média dos últimos 20 dias. A SMA é definida conforme a Equação 4.1.

$$SMA_n = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{n} \quad (4.1)$$

Os termos P_1, P_2, \dots, P_n representam os preços de fechamento considerados no cálculo da média, e n é o número total de períodos utilizados.

A Figura 3 apresenta o comportamento das ações da WEG (WEGE3), considerando o preço de fechamento ao longo do período entre fevereiro de 2025 e abril de 2026. O gráfico mostra a SMA de 21 períodos aplicada ao preço de fechamento, com o objetivo de suavizar a série de preços e evidenciar a direção predominante da tendência.

Figura 3 – Exemplo de gráfico com indicador SMA



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Ao longo do período analisado, observa-se que a SMA acompanha as oscilações do preço, servindo como referência para identificar mudanças de tendência. Inicialmente, a inclinação descendente da média indica um movimento de queda. Posteriormente, a linha passa a apontar para cima, sugerindo uma tendência de alta. Nos períodos finais, a redução da inclinação e a aproximação entre preço e média indicam possível consolidação ou enfraquecimento da tendência.

No contexto da ferramenta desenvolvida, a SMA não é utilizada apenas para fins de visualização da tendência, mas também como base para o ranqueamento dos ativos. O sinal de interesse ocorre quando a média móvel de curto prazo cruza acima da média móvel de longo prazo, indicando possível início de movimento de alta.

Quando esse cruzamento é identificado na data analisada, calcula-se um

índice de força com base na diferença percentual entre as duas médias. Esse valor numérico representa a intensidade do sinal gerado e permite ordenar os ativos de forma que aqueles com cruzamentos mais fortes ocupem posições superiores no ranking. No código implementado, esse cruzamento é verificado entre dois instantes consecutivos, conforme a Equação 4.2.

$$SMA_{curta}(t-1) \leq SMA_{longa}(t-1) \quad \text{e} \quad SMA_{curta}(t) > SMA_{longa}(t) \quad (4.2)$$

Nessa expressão, SMA_{curta} representa a média móvel de curto prazo e SMA_{longa} representa a média móvel de longo prazo. Além disso, t representa a data de análise, e $t-1$, o pregão imediatamente anterior. Quando essa condição é satisfeita, calcula-se um índice de força com base na diferença entre as duas médias, conforme a Equação 4.3.

$$Força_{SMA} = \left(\frac{SMA_{curta}(t)}{SMA_{longa}(t)} - 1 \right) \cdot 100 \quad (4.3)$$

Esse valor numérico representa a intensidade do sinal gerado e permite ordenar os ativos de forma que aqueles com cruzamentos mais fortes ocupem posições superiores no ranking.

Para ilustrar o processo de ordenação com dados reais utilizados nos experimentos, foi considerado o recorte temporal de 23-04-2025, com a configuração SMA(9,21), utilizando ativos do IBOV. Nesse recorte, foram selecionados os ativos MRV Engenharia e Participações (MRVE3), Hapvida Participações e Investimentos (HAPV3) e Hypera (HYPE3). A Tabela 2 apresenta os valores observados para esses ativos na data analisada, todos elegíveis para o ranking por satisfazerem a condição de cruzamento de alta.

Tabela 2 – Exemplo de ordenação SMA

Ativo	SMA9($t-1$)	SMA21($t-1$)	SMA9(t)	SMA21(t)	Força
MRVE3	5,0978	5,1029	5,2478	5,1490	1,9174
HAPV3	32,8167	32,9286	33,1667	32,9786	0,5704
HYPE3	19,7478	19,8957	19,9311	19,9262	0,0247

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tomando como exemplo o ativo MRVE3, a força do sinal foi calculada pela diferença percentual entre a média móvel curta e a média móvel longa na data analisada, conforme a Equação 4.4.

$$Força_{MRVE3} = \left(\frac{5,2478}{5,1490} - 1 \right) \cdot 100 = 1,9174 \quad (4.4)$$

A partir desses valores, a ordenação decrescente dos ativos, nesse instante, foi: MRVE3, HAPV3, HYPE3. Isso significa que, naquele momento da simulação, MRVE3 seria o ativo com maior prioridade para compra, por apresentar o cruzamento com maior intensidade relativa entre as médias móveis.

4.2 Exponential Moving Average (EMA)

A EMA é uma variação da média móvel que atribui maior peso aos preços mais recentes, tornando-a mais sensível a mudanças de curto prazo em comparação com a SMA (PRING, 2014).

O cálculo da EMA utiliza um fator de suavização que define o peso atribuído aos preços mais recentes. O valor mais comum desse fator é $\alpha = \frac{2}{n+1}$, em que n representa o número de períodos considerados na média móvel exponencial.

A Equação 4.5 apresenta a forma recursiva da EMA, utilizando o preço de fechamento do período atual e o valor da EMA no período anterior em seu cálculo. Na Equação 4.5, P_t representa o preço de fechamento do ativo no instante t , EMA_{t-1} representa o valor da média móvel exponencial no instante imediatamente anterior, e α corresponde ao fator de suavização.

$$EMA_t = P_t \cdot \alpha + EMA_{t-1} \cdot (1 - \alpha) \quad (4.5)$$

Por sua natureza mais responsiva, a EMA é especialmente útil para identificar reversões de tendência com maior agilidade, sendo amplamente utilizada em indicadores como o MACD. A Figura 4 apresenta o comportamento das ações do Banco do Brasil (BBAS3), considerando o preço de fechamento no período entre fevereiro de 2025 e abril de 2026. O gráfico mostra a média móvel exponencial (EMA) de 21 períodos aplicada ao preço de fechamento, destacando sua maior sensibilidade às variações recentes dos preços e sua utilidade na identificação de mudanças de tendência.

Durante o período analisado, a EMA acompanha, de forma mais próxima, as oscilações do preço, reagindo rapidamente às variações do mercado. Inicialmente, a inclinação descendente da média indica um movimento de queda. Posteriormente, a linha passa a apresentar inclinação positiva, sugerindo uma tendência de alta. Nos períodos finais, a redução da inclinação e a aproximação entre preço e média evidenciam possível consolidação ou enfraquecimento da tendência.

Na ferramenta PortBackRank, a EMA é empregada como critério de ranqueamento dos ativos. O sinal considerado ocorre quando a média móvel exponencial de curto prazo cruza acima da média móvel exponencial de longo prazo, sugerindo fortalecimento do movimento de alta. Quando esse cruzamento é identificado na data

Figura 4 – Exemplo de gráfico com indicador EMA



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

analisada, calcula-se um índice de força com base na diferença percentual entre as duas médias exponenciais. Esse valor numérico representa a intensidade do sinal gerado e permite ordenar os ativos de forma que aqueles com cruzamentos mais fortes ocupem posições superiores no ranking. No código implementado, esse cruzamento é verificado entre dois instantes consecutivos, conforme a Equação 4.6.

$$EMA_{curta}(t-1) \leq EMA_{longa}(t-1) \quad \text{e} \quad EMA_{curta}(t) > EMA_{longa}(t) \quad (4.6)$$

Nessa expressão, EMA_{curta} representa a média móvel exponencial de curto prazo e EMA_{longa} caracteriza a média móvel exponencial de longo prazo. Além disso, t representa a data de análise, e $t-1$, o pregão imediatamente anterior. Quando essa condição é satisfeita, calcula-se um índice de força com base na diferença percentual entre as duas médias exponenciais, conforme a Equação 4.7.

$$\text{Força}_{EMA} = \left(\frac{EMA_{curta}(t)}{EMA_{longa}(t)} - 1 \right) \cdot 100 \quad (4.7)$$

Esse valor numérico representa a intensidade do sinal gerado e permite ordenar os ativos de forma que aqueles com cruzamentos mais fortes ocupem posições superiores no ranking.

Para ilustrar o processo de ordenação com dados reais utilizados nos experimentos, foi considerado o recorte temporal de 12-08-2025, com a configuração EMA(9,21), utilizando ativos do IBOV. Nesse recorte, foram selecionados os ativos BTG Pactual Banco (BPAC11), Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo (SBSP3) e Automob Participações (AMOB3). A Tabela 3 apresenta os valores observados para esses ativos na data analisada, todos elegíveis para o ranking por

satisfazerem a condição de cruzamento de alta.

Tabela 3 – Exemplo de ordenação com EMA

Ativo	EMA9($t - 1$)	EMA21($t - 1$)	EMA9(t)	EMA21(t)	Força
BPAC11	39,8548	40,0605	40,9378	40,5341	0,9960
SBSP3	106,6713	107,3485	109,1399	108,4091	0,6742
AMOB3	11,1530	11,1561	11,2204	11,1864	0,3036

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tomando como exemplo o ativo BPAC11, a força do sinal é calculada conforme a Equação 4.8.

$$\text{Força}_{BPAC11} = \left(\frac{40,9378}{40,5341} - 1 \right) \cdot 100 = 0,9960 \quad (4.8)$$

A partir desses valores, a ordenação decrescente dos ativos, nesse instante, foi: BPAC11, SBSP3 e AMOB3. Isso significa que, naquele momento da simulação, BPAC11 seria o ativo com maior prioridade para compra, por apresentar o cruzamento com maior intensidade relativa entre as médias móveis exponenciais.

4.3 Moving Average Convergence Divergence (MACD)

Desenvolvido por Gerald Appel no final da década de 1970, o indicador MACD combina elementos de seguimento de tendência com a análise de *momentum*, suavizando os ruídos dos preços e facilitando a identificação de pontos de entrada e saída em ativos financeiros (APPEL, 2005; MURPHY, 1999).

O MACD surgiu como uma forma de suavizar o ruído dos preços enquanto ainda capturava mudanças relevantes de tendência. Ao invés de depender apenas de uma única média móvel, Appel combinou duas EMAs com diferentes velocidades de resposta, uma rápida e uma lenta. O MACD é o acompanhamento da relação entre essas duas médias móveis exponenciais (INVESTOPEDIA, 2023).

A linha MACD é calculada pela diferença entre a média móvel exponencial (EMA) de 12 períodos, considerada mais rápida, e a EMA de 26 períodos, considerada mais lenta, conforme a Equação 4.9. Esse cálculo é realizado a cada novo ponto da série temporal, gerando uma linha dinâmica que reflete a variação da força da tendência ao longo do tempo.

$$\text{MACD} = \text{EMA}_{12} - \text{EMA}_{26} \quad (4.9)$$

A segunda linha utilizada para verificar o cruzamento de médias móveis é denominada linha de sinal. É construída a partir da aplicação de uma média móvel exponencial (EMA) de 9 períodos sobre os valores previamente calculados da linha

MACD. Seu principal objetivo é suavizar as variações da linha MACD, funcionando como um guia para identificar possíveis cruzamentos e mudanças de tendência, conforme mostra a Equação 4.10.

$$\text{Linha de Sinal} = \text{EMA}_9(\text{MACD}) \quad (4.10)$$

A Figura 5 apresenta o comportamento das ações da Vale S.A. (VALE3), considerando o preço de fechamento ao longo do período entre fevereiro de 2025 e abril de 2026. Abaixo do gráfico de preços, encontra-se o indicador MACD (12, 26, 9), que evidencia as variações de *momentum* ao longo do período.

Figura 5 – Exemplo de gráfico com indicador MACD



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

No decorrer do período analisado, observa-se que o MACD acompanha as mudanças de *momentum* do ativo, por meio dos cruzamentos entre a linha MACD e a linha de sinal. Inicialmente, predominam valores próximos à linha zero, indicando menor intensidade de tendência. Posteriormente, o indicador passa a apresentar valores positivos, com a linha MACD acima da linha de sinal, sugerindo fortalecimento do movimento de alta. Nos períodos finais, observa-se uma reversão desse comportamento, com a linha MACD cruzando para baixo da linha de sinal e atingindo valores negativos, indicando perda de força compradora e possível início de movimento de queda.

Na aplicação desenvolvida neste trabalho, o MACD é utilizado para identificar ativos em que a linha MACD cruza acima da linha de sinal, caracterizando um possível fortalecimento do *momentum* comprador. Quando esse evento é verificado na data de análise, a ferramenta calcula um índice de força a partir do histograma do MACD, que corresponde à diferença entre a linha MACD e a linha de sinal. Esse valor numérico expressa a intensidade do sinal observado e é utilizado para ranquear os

ativos segundo o grau de força do movimento detectado. No código implementado, esse critério é verificado entre dois instantes consecutivos, conforme a Equação 4.11.

$$\text{MACD}(t-1) \leq \text{Sinal}(t-1) \quad \text{e} \quad \text{MACD}(t) > \text{Sinal}(t) \quad \text{e} \quad \text{MACD}(t) > 0 \quad (4.11)$$

Nessa expressão, $\text{MACD}(t)$ representa o valor da linha MACD na data de análise, $\text{Sinal}(t)$ caracteriza o valor da linha de sinal na mesma data, t representa a data de análise, e $t-1$, o pregão imediatamente anterior. Quando essa condição é satisfeita, calcula-se um índice de força com base no histograma do MACD, conforme a Equação 4.12.

$$\text{Força}_{\text{MACD}} = \text{MACD}(t) - \text{Sinal}(t) \quad (4.12)$$

Na Equação 4.12, a força do sinal corresponde ao histograma do MACD, isto é, a distância entre a linha MACD e a linha de sinal na data analisada. Quanto maior esse valor, maior a intensidade do sinal e maior a prioridade atribuída ao ativo no processo de ordenação.

Para ilustrar o processo de ordenação com dados reais utilizados nos experimentos, foi considerado o recorte temporal de 03-04-2025, utilizando ativos do IBOV. Nesse recorte, selecionaram-se os ativos Auren Energia S.A. (ALOS3), Multiplan Empreendimentos Imobiliários S.A. (MULT3) e Iguatemi S.A. (IGTI11). A Tabela 4 apresenta os valores observados para esses ativos na data analisada, todos elegíveis para o ranking por satisfazerem a condição de ordenação.

Tabela 4 – Exemplo de ordenação com MACD

Ativo	MACD(t)	Sinal(t)	Força
ALOS3	0,2517	0,2040	0,0477
MULT3	0,3133	0,2850	0,0283
IGTI11	0,1733	0,1483	0,0250

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tomando como exemplo o ativo ALOS3, a força do sinal é calculada conforme a Equação 4.13.

$$\text{Força}_{\text{ALOS3}} = 0,2517 - 0,2040 = 0,0477 \quad (4.13)$$

A partir desses valores, a ordenação decrescente dos ativos, nesse instante, foi: ALOS3, MULT3 e IGTI11. Isso significa que, naquele momento da simulação, ALOS3 seria o ativo com maior prioridade para compra, por apresentar a maior distância positiva entre a linha MACD e a linha de sinal.

4.4 Relative Strength Index (RSI)

O indicador técnico RSI foi desenvolvido por John Welles Wilder Jr. com o intuito de mensurar a força relativa dos movimentos de preço de um ativo, oferecendo aos analistas uma ferramenta quantitativa para identificar possíveis zonas de sobrecompra e sobrevenda (WILDER, 1978; MURPHY, 1999).

O RSI baseia-se na premissa de que ativos que sofrem movimentos de alta consecutivos tendem a atingir um ponto em que estão “caros” demais (sobrecomprados), enquanto ativos com quedas consecutivas podem estar “baratos” demais (sobrevendidos). O indicador busca, portanto, capturar o *momentum* de curto prazo, refletindo a velocidade e a mudança dos movimentos de preço.

O RSI é calculado com base na média dos ganhos e perdas dos períodos anteriores, geralmente, 14 períodos. O resultado é um valor que oscila entre 0 e 100. Níveis acima de 70 costumam indicar uma condição de sobrecompra, sugerindo que o ativo pode estar próximo de uma reversão negativa, e níveis abaixo de 30 sinalizam uma possível sobrevenda, apontando para uma eventual recuperação dos preços (FERNANDO, 2023).

A fórmula geral do RSI é expressa pela Equação 4.14. O valor de RS é calculado pela razão entre a média dos ganhos e a média das perdas nos últimos n períodos, conforme mostrado na Equação 4.15.

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right) \quad (4.14)$$

$$RS = \frac{\text{Média dos Ganhos nos Últimos } n \text{ períodos}}{\text{Média das Perdas nos Últimos } n \text{ períodos}} \quad (4.15)$$

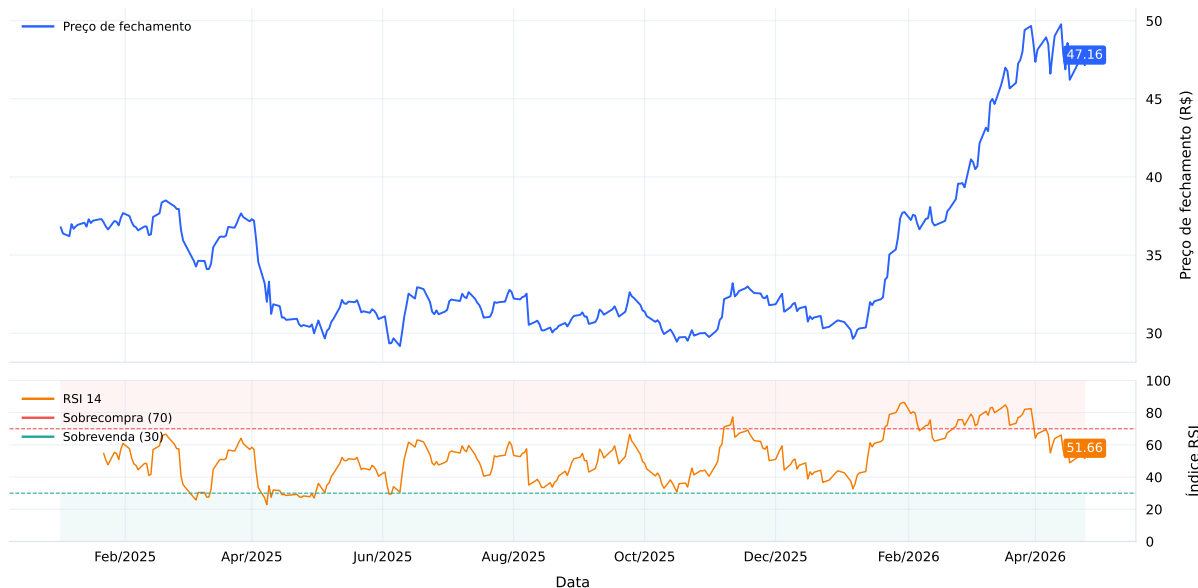
O valor de RS é obtido a partir da média dos ganhos e perdas ao longo de n períodos. Essas médias são suavizadas para reduzir o impacto de variações pontuais, tornando o RSI mais estável e confiável.

A Figura 6 apresenta o comportamento das ações da Petrobras (PETR4), considerando o preço de fechamento ao longo do período entre fevereiro de 2025 e abril de 2026. Abaixo do gráfico de preços, encontra-se o indicador RSI de 14 períodos, que permite identificar zonas de sobrecompra e sobrevenda, além de possíveis mudanças de *momentum* do ativo.

Ao longo do período analisado, observa-se que o RSI oscila entre as regiões de sobrevenda (abaixo de 30) e sobrecompra (acima de 70), indicando variações na intensidade da tendência. Em diversos momentos, o indicador se aproxima da zona de sobrevenda, sugerindo pressão vendedora acentuada e possíveis pontos de reversão para alta.

Posteriormente, o RSI passa a apresentar valores mais elevados, ultrapassando

Figura 6 – Exemplo de gráfico com indicador RSI



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

sando a região de 70 nos períodos finais, o que indica forte pressão compradora e possível sobrecompra do ativo. Esse comportamento está associado ao movimento de valorização observado no preço.

No processo de ranqueamento adotado pela ferramenta, o RSI é utilizado para identificar ativos que estejam saindo da região de sobrevenda, situação frequentemente associada a possíveis movimentos de recuperação de preço. Quando o indicador cruza o limite inferior definido para sobrevenda, calcula-se um valor numérico de força com base na distância entre o RSI atual e esse limiar. Assim, quanto maior for o afastamento em relação ao nível de sobrevenda após o cruzamento, maior será a intensidade atribuída ao sinal e, conseqüentemente, maior a posição do ativo no ranking. No código implementado, esse critério é verificado entre dois instantes consecutivos, conforme a Equação 4.16.

$$RSI(t-1) \leq \text{Sobrevenda} \quad \text{e} \quad RSI(t) > \text{Sobrevenda} \quad (4.16)$$

Nessa expressão, $RSI(t)$ representa o valor do RSI na data de análise, Sobrevenda caracteriza o limiar inferior de sobrevenda, t representa a data de análise, e $t-1$, o pregão imediatamente anterior. Quando essa condição é satisfeita, calcula-se um índice de força conforme a Equação 4.17.

$$\text{Força}_{RSI} = RSI(t) - \text{Sobrevenda} \quad (4.17)$$

Na Equação 4.17, a força do sinal corresponde à distância entre o valor atual do RSI e o limite de sobrevenda. Quanto maior esse valor, maior a intensidade do sinal e maior a prioridade atribuída ao ativo no processo de ordenação.

Para ilustrar o processo de ordenação com dados reais utilizados nos experimentos, foi considerado o recorte temporal de 09-04-2025, utilizando ativos do IBOV. Nesse recorte, selecionaram-se os ativos WEG (WEGE3), Bradespar (BRAP4) e Companhia Siderúrgica Nacional (CSNA3). A Tabela 5 apresenta os valores observados para esses ativos na data analisada, todos elegíveis para o ranking por satisfazerem a condição de ordenação.

Tabela 5 – Exemplo de ordenação com RSI

Ativo	RSI($t - 1$)	RSI(t)	Força
WEGE3	29,3006	43,9320	13,9320
BRAP4	28,2263	42,5599	12,5599
CSNA3	29,3531	42,1102	12,1102

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tomando como exemplo o ativo WEGE3, a força do sinal é calculada conforme a Equação 4.18, considerando que, neste trabalho, foi adotado $Sobrevenda = 30$.

$$Força_{WEGE3} = 43,9320 - 30 = 13,9320 \quad (4.18)$$

A partir desses valores, a ordenação decrescente dos ativos, nesse instante, foi: WEGE3, BRAP4 e CSNA3. Isso significa que, naquele momento da simulação, WEGE3 seria o ativo com maior prioridade para compra por apresentar o maior afastamento em relação ao limite inferior de sobrevenda após o cruzamento do RSI.

4.5 *Bollinger Bands* (BBands)

As Bandas de Bollinger foram desenvolvidas por John Bollinger no início da década de 1980 como uma ferramenta para capturar a volatilidade do mercado e identificar potenciais pontos de reversão de tendência. Ao invés de depender apenas de médias móveis simples, Bollinger propôs a adição de limites dinâmicos, que se expandem ou se contraem conforme a variação dos preços. Essa abordagem permitiu não apenas visualizar a direção da tendência, mas também avaliar o nível de estresse do mercado (BOLLINGER, 2001).

O indicador é composto por três linhas: uma média móvel simples, geralmente de 20 períodos, que serve como linha central; e duas bandas, superior e inferior, traçadas a uma distância de dois desvios-padrão acima e abaixo da média, respectivamente. Essa estrutura faz com que as bandas se ajustem automaticamente à volatilidade do ativo:

- quando a volatilidade aumenta, as bandas se alargam;
- quando diminui, as bandas se estreitam.

A interpretação do comportamento dos preços em relação às bandas permite inferências sobre o possível estado de sobrecompra ou sobrevenda. Preços que tocam ou ultrapassam a banda superior podem sugerir um movimento de exaustão de compra. Da mesma forma, toques na banda inferior podem sinalizar uma pressão vendedora excessiva (THOMPSON, 2024).

A Figura 7 apresenta o comportamento das ações da Magazine Luiza (MGLU3), considerando o preço de fechamento ao longo do período entre fevereiro de 2025 e abril de 2026. Sobre o gráfico de preços, foram aplicadas as BBands, com média móvel simples de 20 períodos e desvio-padrão igual a 2.

Figura 7 – Exemplo de gráfico com indicador BBands



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

As BBands são compostas por três linhas:

- banda central, que representa a média móvel simples;
- banda superior, posicionada acima da média;
- banda inferior, abaixo da média.

Ao longo do período analisado, observa-se que o preço tende a oscilar dentro do intervalo delimitado pelas bandas, aproximando-se das regiões superiores em movimentos de alta e das inferiores em movimentos de queda. Em alguns momentos, o preço ultrapassa as bandas externas, indicando possíveis condições extremas e eventuais ajustes nos preços. As bandas se alargam em períodos de maior volatilidade, acompanhando movimentos mais intensos do mercado, e se estreitam em fases de consolidação, refletindo menor variação dos preços.

Na implementação proposta neste trabalho, as Bandas de Bollinger são utilizadas para detectar ativos cujo preço retorna para dentro das bandas após tocar ou ultrapassar a banda inferior, sinal que pode indicar reversão de curto prazo. Quando esse comportamento é observado, calcula-se um índice de força a partir da distância entre o preço atual e a banda inferior, normalizada pela largura total das bandas. Essa

normalização é importante para permitir a comparação entre ativos com diferentes níveis de volatilidade. O valor obtido é, então, empregado para ordenar os ativos conforme a intensidade do sinal identificado. No código implementado, esse critério é verificado entre dois instantes consecutivos, conforme a Equação 4.19.

$$P(t - 1) \leq \text{Banda Inferior}(t - 1) \quad \text{e} \quad P(t) > \text{Banda Inferior}(t) \quad (4.19)$$

Nessa expressão, $P(t)$ representa o preço de fechamento do ativo na data de análise, $\text{Banda Inferior}(t)$ caracteriza o valor da banda inferior na mesma data, t representa a data de análise, e $t - 1$, o pregão imediatamente anterior. Quando essa condição é satisfeita, calcula-se um índice de força conforme a Equação 4.20.

$$\text{Força}_{\text{BBands}} = \left(\frac{P(t) - \text{Banda Inferior}(t)}{\text{Banda Superior}(t) - \text{Banda Inferior}(t)} \right) \cdot 100 \quad (4.20)$$

Na Equação 4.20, a força do sinal corresponde à distância entre o preço atual e a banda inferior, normalizada pela largura total das bandas. Quanto maior esse valor, maior a intensidade do sinal e maior a prioridade atribuída ao ativo no processo de ordenação.

Para ilustrar o processo de ordenação com dados reais utilizados nos experimentos, foi considerado o recorte temporal de 09-04-2025, utilizando ativos do IBOV. Nesse recorte, foram selecionados os ativos Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais (USIM5), Bradespar (BRAP4) e Companhia Siderúrgica Nacional (CSNA3). A Tabela 6 apresenta os valores observados para esses ativos na data analisada, todos elegíveis para o ranking por satisfazerem a condição de ordenação.

Tabela 6 – Exemplo de ordenação com BBands

Ativo	Preço(t)	Banda Inferior(t)	Banda Superior(t)	Força
USIM5	5,4700	5,2651	6,2029	21,8478
BRAP4	16,7200	16,2390	18,9170	17,9614
CSNA3	8,4100	7,9049	10,9381	16,6513

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tomando como exemplo o ativo USIM5, a força do sinal é calculada conforme a Equação 4.21.

$$\text{Força}_{\text{USIM5}} = \left(\frac{5,4700 - 5,2651}{6,2029 - 5,2651} \right) \cdot 100 = 21,8478 \quad (4.21)$$

A partir desses valores, a ordenação decrescente dos ativos, nesse instante, foi: USIM5, BRAP4 e CSNA3. Isso significa que, naquele momento da simu-

lação, USIM5 seria o ativo com maior prioridade para compra por apresentar o maior afastamento relativo em relação à banda inferior após o retorno do preço para dentro das bandas.

5 EXPERIMENTOS

Este capítulo apresenta os experimentos realizados neste trabalho. A Seção 5.1 descreve a metodologia experimental adotada. As Seções 5.2, 5.3, 5.5, 5.4 e 5.6 descrevem, respectivamente, os resultados obtidos com os indicadores técnicos SMA, EMA, RSI, MACD e BBands.

5.1 Metodologia Experimental

Para analisar o comportamento da abordagem proposta, efetuaram-se experimentos utilizando os indicadores técnicos implementados no sistema. Os experimentos foram conduzidos com ativos pertencentes ao IBOV. A adoção desse índice permitiu observar o desempenho das estratégias em um conjunto representativo de ativos negociados na B3.

Após a obtenção dos símbolos dos ativos, o sistema utilizou os dados históricos necessários para a execução das simulações. Esses dados alimentaram a estrutura de backtesting desenvolvida neste trabalho, responsável por aplicar as regras de compra, venda e controle de carteira ao longo do período analisado.

Os experimentos foram conduzidos no intervalo anual de 01-01-2025 a 31-12-2025, com capital inicial de R\$10.000,00. Em todas as simulações, foram mantidos os mesmos critérios gerais de execução, de modo a permitir a comparação entre os diferentes indicadores técnicos avaliados.

Em todas as simulações, definiram-se critérios para encerramento das posições com base em limites de ganho e perda. O parâmetro *lucro* representa o percentual de valorização necessário para que um ativo seja vendido com lucro, enquanto o parâmetro *prejuízo* indica o percentual máximo de desvalorização admitido antes da venda da posição. Dessa forma, cada operação realizada pelo sistema segue regras objetivas de saída, tanto para realização de lucro quanto para contenção de perdas.

Também foi considerado o parâmetro *diversificação*, utilizado para controlar a concentração da carteira. Esse parâmetro define o percentual máximo do capital que pode ser alocado em ativos de um mesmo setor econômico, limitando a exposição setorial da carteira. Dessa forma, a ferramenta busca evitar que uma parcela excessiva do capital fique concentrada em empresas pertencentes ao mesmo setor, contribuindo para uma distribuição mais equilibrada das posições.

Na prática, quando a diversificação é definida em 10%, a ferramenta limita a alocação máxima em cada setor a 10% do capital considerado na simulação. De forma análoga, quando o parâmetro é definido em 20%, a exposição máxima permitida por setor passa a ser de 20%. Assim, quanto menor o valor desse parâmetro, maior tende a ser a diversificação setorial da carteira.

Dessa forma, embora os experimentos tenham sido conduzidos dentro de uma mesma base metodológica, cada indicador foi analisado de acordo com suas particularidades. Isso permitiu comparar o desempenho das estratégias em condições equivalentes, ao mesmo tempo em que se respeitaram as especificidades de cada técnica.

A partir dessa base metodológica comum, cada indicador técnico foi submetido a combinações específicas de parâmetros, de acordo com sua lógica de funcionamento. Nas subseções seguintes, são apresentados os conjuntos de parâmetros utilizados e os resultados obtidos em cada experimento.

5.2 Experimentos com o indicador técnico SMA

O indicador técnico SMA já havia sido implementado anteriormente no trabalho de (SILVA, 2025). Neste capítulo, esse indicador foi novamente utilizado, agora no contexto dos experimentos conduzidos com ativos do IBOV ao longo do ano de 2025. O objetivo foi analisar o comportamento da estratégia diante de diferentes combinações de janelas de curto e longo prazo, bem como verificar o impacto dos parâmetros de lucro, prejuízo e diversificação sobre o retorno final das carteiras simuladas.

O Quadro 2 apresenta os parâmetros e as variações consideradas nos experimentos com médias móveis simples. Foram avaliadas três combinações de janelas de curto e longo prazo, além de distintas configurações para os parâmetros *lucro*, *prejuízo* e *diversificação*.

Quadro 2 – Parâmetros da simulação com SMA e IBOV

Parâmetro	Valores
Intervalo	01-01-2025 a 31-12-2025
Capital Inicial	R\$10.000
Diversificação	10% e 20%
Lucro	10% e 15%
Prejuízo	5%
Média Móvel Curto Prazo	9, 20, 50
Média Móvel Longo Prazo	21, 50, 200
Combinações de Janelas	[9, 21], [20, 50] e [50, 200]

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos nos experimentos com médias móveis simples utilizando ativos do IBOV. A Figura 8 ilustra a evolução percentual dos portfólios simulados para cada configuração testada ao longo do período analisado.

Os resultados indicam desempenho positivo em todas as configurações testadas no IBOV, com retornos variando entre 24,39% e 40,18%. No mesmo período, o

Tabela 7 – Resultados dos experimentos com SMA e IBOV

Lucro (%)	Prejuízo (%)	Div. (%)	Médias	Caixa	Portfólio	Retorno (%)
10	5	10	[9, 21]	0,21	14017,54	40,18
10	5	10	[20, 50]	0,65	13606,13	36,07
10	5	10	[50, 200]	0,62	13831,75	38,32
10	5	20	[9, 21]	0,55	13124,14	31,25
10	5	20	[20, 50]	0,27	13406,45	34,07
10	5	20	[50, 200]	0,67	12794,85	27,96
15	5	10	[9, 21]	1,41	12550,68	25,52
15	5	10	[20, 50]	1,08	13101,91	31,03
15	5	10	[50, 200]	1,27	12968,58	29,70
15	5	20	[9, 21]	0,17	12439,15	24,39
15	5	20	[20, 50]	1,85	13382,57	33,84
15	5	20	[50, 200]	2,92	12955,61	29,59

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

IBOV apresentou valorização aproximada de 34,13%, considerando a variação entre o primeiro e o último pregão disponíveis no intervalo analisado.

O melhor desempenho foi obtido com lucro de 10%, prejuízo de 5%, diversificação de 10% e médias móveis de 9 e 21 períodos, alcançando retorno de 40,18%. Esse resultado superou o retorno do IBOV em 6,05 pontos percentuais, sugerindo que, no período analisado, a estratégia se beneficiou de uma configuração mais sensível às oscilações de curto prazo.

O menor retorno foi observado com lucro de 15%, prejuízo de 5%, diversificação de 20% e médias móveis de 9 e 21 períodos, com 24,39%, ficando abaixo do índice de referência. Ainda assim, mesmo a configuração menos favorável apresentou retorno positivo no período analisado.

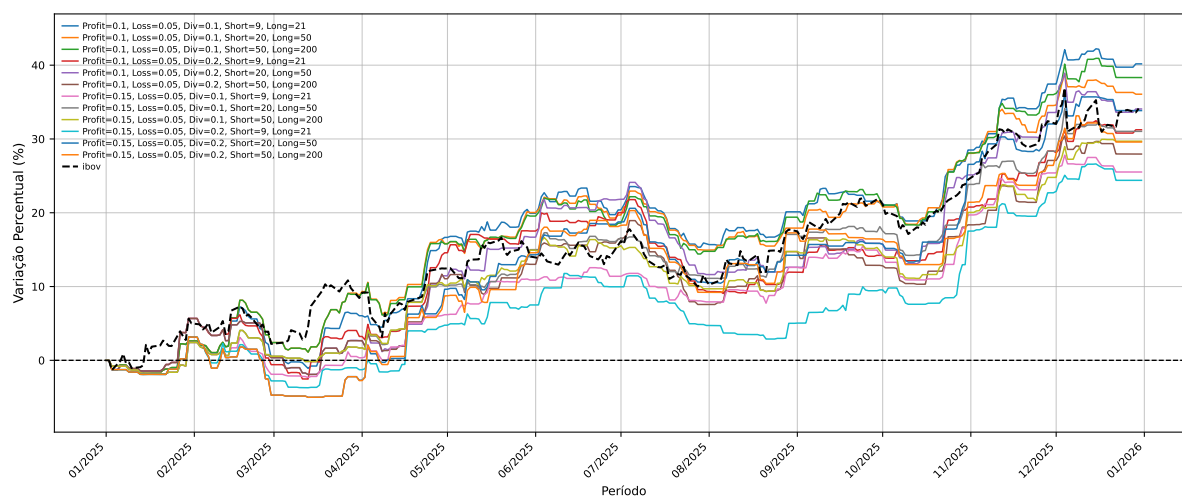
De forma geral, observa-se que 3 das 12 configurações com SMA superaram o desempenho do IBOV, enquanto as demais ficaram abaixo do índice de referência. Esse comportamento indica que o resultado da estratégia foi influenciado pela combinação entre janelas móveis, limites de lucro e nível de diversificação adotado.

A Figura 8 complementa a análise apresentada na Tabela 7, permitindo observar a evolução percentual das diferentes configurações ao longo do período e sua relação com o comportamento do índice de referência.

5.3 Experimentos com o indicador técnico EMA

Nesta seção, são apresentados os experimentos realizados com o indicador técnico EMA aplicados ao IBOV. O objetivo foi analisar o comportamento da estra-

Figura 8 – Simulação de portfólios com SMA e IBOV



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

tégia diante de diferentes combinações de janelas de curto e longo prazo, bem como verificar o impacto dos parâmetros de *lucro*, *prejuízo* e *diversificação* sobre o retorno final das carteiras simuladas.

O Quadro 3 apresenta os parâmetros e as variações testadas nos experimentos com médias móveis exponenciais no IBOV.

Quadro 3 – Parâmetros da simulação com EMA e IBOV

Parâmetro	Valores
Intervalo	01-01-2025 a 31-12-2025
Capital Inicial	R\$10.000
Diversificação	10% e 20%
Lucro	10% e 15%
Prejuízo	5%
Média Exponencial de Curto Prazo	9, 20, 50
Média Exponencial de Longo Prazo	21, 50, 200
Combinações de Janelas	[9, 21], [20, 50] e [50, 200]

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

A Tabela 8 exibe os resultados obtidos nos experimentos com médias móveis exponenciais utilizando ativos do IBOV. A Figura 9 ilustra a evolução percentual dos portfólios simulados para cada configuração testada ao longo do período analisado.

Os resultados indicam desempenho positivo em todas as configurações testadas no IBOV, com retornos variando entre 18,72% e 35,44%. No mesmo período, o IBOV apresentou valorização aproximada de 34,13%, considerando a variação entre o primeiro e o último pregões disponíveis no intervalo analisado.

Tabela 8 – Resultados dos experimentos com EMA e IBOV

Lucro (%)	Prejuízo (%)	Div. (%)	Médias	Caixa	Portfólio	Retorno (%)
10	5	10	[9, 21]	0,81	13191,99	31,93
10	5	10	[20, 50]	0,66	13543,07	35,44
10	5	10	[50, 200]	1,87	13317,46	33,19
10	5	20	[9, 21]	0,39	12560,60	25,61
10	5	20	[20, 50]	1,74	13355,14	33,57
10	5	20	[50, 200]	0,62	12385,74	23,86
15	5	10	[9, 21]	0,23	13066,78	30,67
15	5	10	[20, 50]	0,33	13111,17	31,11
15	5	10	[50, 200]	1,95	13292,58	32,95
15	5	20	[9, 21]	0,13	11871,48	18,72
15	5	20	[20, 50]	0,80	13509,34	35,10
15	5	20	[50, 200]	0,39	12818,27	28,19

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

O melhor desempenho foi obtido com lucro de 10%, prejuízo de 5%, diversificação de 10% e médias exponenciais de 20 e 50 períodos, alcançando retorno de 35,44%. Esse resultado superou o retorno do IBOV em 1,31 ponto percentual, indicando que, no período analisado, a estratégia apresentou desempenho ligeiramente superior ao índice de referência em sua melhor configuração.

O menor retorno foi observado com lucro de 15%, prejuízo de 5%, diversificação de 20% e médias exponenciais de 9 e 21 períodos, com 18,72%, ficando abaixo do índice de referência. Ainda assim, mesmo a configuração menos favorável apresentou retorno positivo no período analisado.

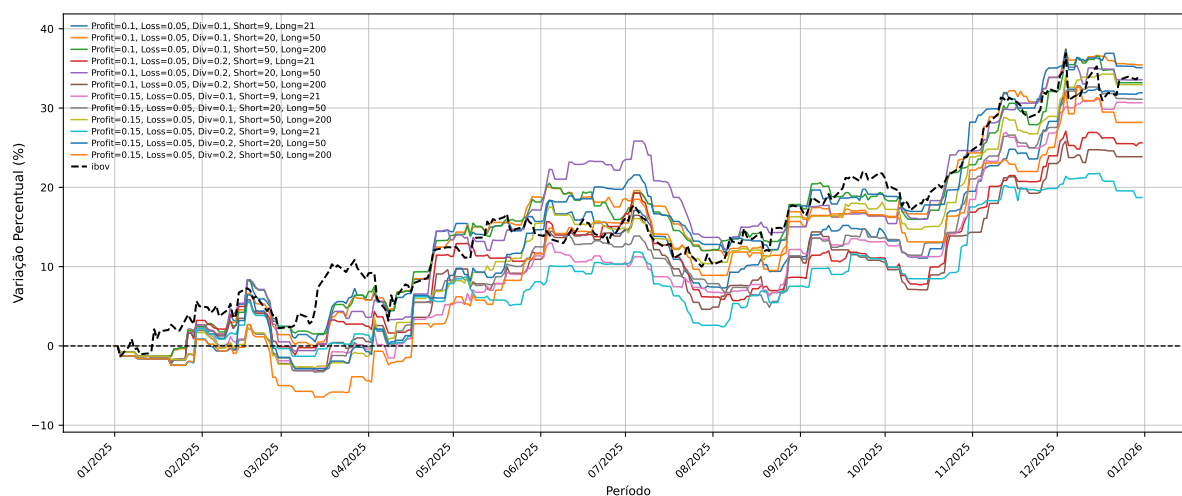
De forma geral, observa-se que 2 das 12 configurações com EMA superaram o desempenho do IBOV, enquanto as demais ficaram abaixo do índice de referência. Esse comportamento indica que o desempenho da estratégia foi influenciado pela combinação entre janelas, limites de lucro e nível de diversificação adotado.

A Figura 9 complementa a análise apresentada na Tabela 8, permitindo observar a evolução percentual das diferentes configurações ao longo do período e sua relação com o comportamento do índice de referência.

5.4 Experimentos com o indicador técnico RSI

Nesta seção, são apresentados os experimentos realizados com o indicador técnico RSI aplicados ao IBOV. O objetivo foi analisar o comportamento da estratégia diante de diferentes períodos de cálculo do indicador, bem como verificar o impacto dos parâmetros de lucro, prejuízo e diversificação sobre o retorno final das

Figura 9 – Simulação de portfólios com EMA e IBOV



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

carteiras simuladas.

Nos experimentos com RSI, foi adotado o modo `mean_reversion`, no qual a estratégia busca identificar ativos que tenham saído de uma condição de sobre-venda, interpretando esse movimento como um possível sinal de reversão de preço. Para isso, foi utilizado `sobre-venda = 30`, mantendo esse parâmetro fixo em todas as simulações.

O Quadro 4 apresenta os parâmetros e as variações testadas nos experimentos com RSI no IBOV, incluindo diferentes períodos de cálculo do indicador, além dos valores adotados para lucro, prejuízo, diversificação e sobre-venda.

Quadro 4 – Parâmetros da simulação com RSI e IBOV

Parâmetro	Valores
Intervalo	01-01-2025 a 31-12-2025
Capital Inicial	R\$10.000
Diversificação	10% e 20%
Lucro	10% e 15%
Prejuízo	5%
Período do RSI	9, 14, 21
Sobre-venda	30
Modo	<code>mean_reversion</code>

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Na Tabela 9, estão expostos os resultados obtidos nos experimentos com o indicador RSI utilizando ativos do IBOV. A Figura 10 ilustra a evolução percentual dos portfólios simulados para cada configuração testada ao longo do período analisado.

Os resultados indicam desempenho positivo em todas as configurações testadas no IBOV, com retornos variando entre 33,48% e 48,35%. No mesmo período, o

Tabela 9 – Resultados dos experimentos com RSI e IBOV

Lucro (%)	Prejuízo (%)	Div. (%)	Período	Caixa	Portfólio	Retorno (%)
10	5	10	9	0,84	14053,08	40,54
10	5	10	14	0,13	14680,67	46,81
10	5	10	21	3,22	13511,17	35,14
10	5	20	9	0,92	13757,54	37,58
10	5	20	14	0,09	14834,73	48,35
10	5	20	21	1,36	13346,17	33,48
15	5	10	9	1,26	14344,10	43,45
15	5	10	14	2,74	14047,36	40,50
15	5	10	21	1,42	14416,37	44,18
15	5	20	9	1,17	14473,47	44,75
15	5	20	14	1,48	13682,21	36,84
15	5	20	21	0,51	13980,17	39,81

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

IBOV apresentou valorização aproximada de 34,13%, considerando a variação entre o primeiro e o último pregões disponíveis no intervalo analisado.

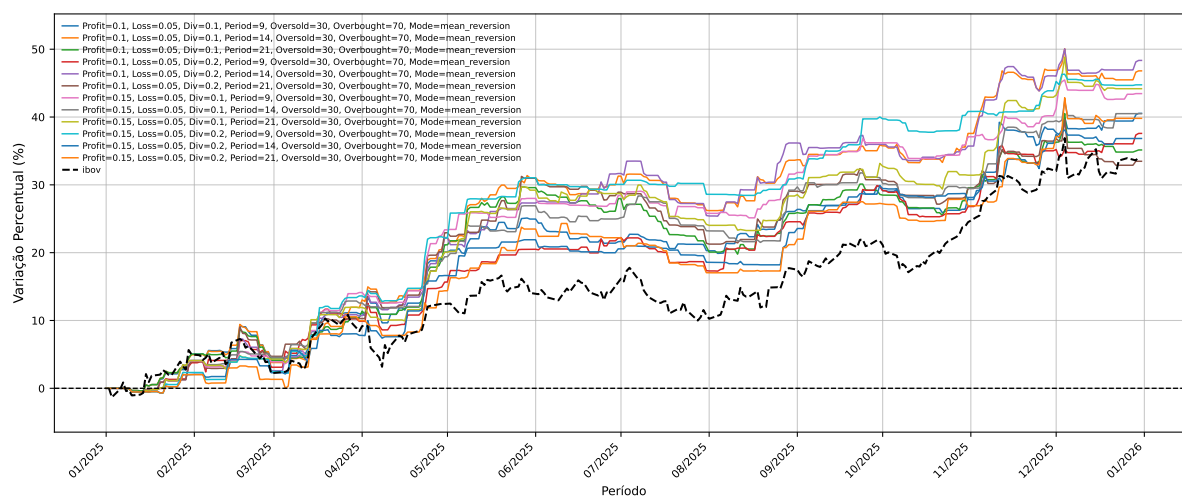
O melhor desempenho foi obtido com lucro de 10%, prejuízo de 5%, diversificação de 20% e período de 14, alcançando retorno de 48,35%. Esse resultado superou o retorno do IBOV em 14,22 pontos percentuais, sugerindo que, no período analisado, a estratégia se beneficiou de uma configuração intermediária do RSI combinada ao maior limite de diversificação por setor.

O menor retorno foi verificado com lucro de 10%, prejuízo de 5%, diversificação de 20% e período de 21, com 33,48%, ficando ligeiramente abaixo do índice de referência. Ainda assim, mesmo a configuração menos favorável apresentou retorno positivo no período analisado.

De forma geral, observa-se que 11 das 12 configurações com RSI superaram o desempenho do IBOV, enquanto apenas uma ficou abaixo do índice de referência. Esse comportamento indica que, no período analisado, o RSI apresentou desempenho robusto entre as configurações avaliadas, com capacidade de capturar movimentos de recuperação de preço em diferentes combinações de parâmetros.

A Figura 10 complementa a análise apresentada na Tabela 9, permitindo observar a evolução percentual das diferentes configurações ao longo do período e sua relação com o comportamento do índice de referência.

Figura 10 – Simulação de portfólios com RSI e IBOV



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

5.5 Experimentos com o indicador técnico MACD

Nesta seção, são apresentados os experimentos realizados com o indicador técnico MACD aplicados ao IBOV. O objetivo foi analisar o comportamento da estratégia diante de diferentes combinações entre as janelas de curto prazo, longo prazo e sinal, bem como verificar o impacto dos parâmetros de lucro, prejuízo e diversificação sobre o retorno final das carteiras simuladas.

Nos experimentos com MACD, o indicador foi empregado para identificar ativos que apresentam sinal de força na tendência de alta, a partir do cruzamento entre a linha MACD e a linha de sinal.

O Quadro 5 apresenta os parâmetros e as variações testadas nos experimentos com o indicador MACD no IBOV, incluindo diferentes combinações entre as janelas *fast*, *slow* e *signal*.

Quadro 5 – Parâmetros da simulação com MACD e IBOV

Parâmetro	Valores
Intervalo	01-01-2025 a 31-12-2025
Capital Inicial	R\$10.000
Diversificação	20%
Lucro	10% e 15%
Prejuízo	5%
Fast	8, 12, 16
Slow	26
Signal	6 e 9

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Na Tabela 10, estão presentes os resultados obtidos nos experimentos com o indicador MACD utilizando ativos do IBOV. A Figura 11 ilustra a evolução percentual dos portfólios simulados para cada configuração testada ao longo do período analisado.

Tabela 10 – Resultados dos experimentos com MACD e IBOV

Luc. (%)	Prej. (%)	Div. (%)	Fast	Slow	Sig.	Caixa	Portfólio	Ret. (%)
10	5	20	8	26	6	1,80	13013,17	30,15
10	5	20	8	26	9	0,19	14404,72	44,05
10	5	20	12	26	6	0,45	13989,08	39,90
10	5	20	12	26	9	0,53	13556,80	35,57
10	5	20	16	26	6	0,43	14104,52	41,05
10	5	20	16	26	9	1,00	13292,57	32,94
15	5	20	8	26	6	0,70	12796,29	27,97
15	5	20	8	26	9	0,19	12839,45	28,40
15	5	20	12	26	6	1,16	13184,38	31,86
15	5	20	12	26	9	1,29	13812,23	38,14
15	5	20	16	26	6	2,58	13431,72	34,34
15	5	20	16	26	9	0,94	12666,55	26,67

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Os resultados indicam desempenho positivo em todas as configurações testadas no IBOV, com retornos variando entre 26,67% e 44,05%. No mesmo período, o IBOV apresentou valorização aproximada de 34,13%, considerando a variação entre o primeiro e o último pregões disponíveis no intervalo analisado.

O melhor desempenho foi obtido com lucro de 10%, prejuízo de 5%, diversificação de 20%, *fast* igual a 8, *slow* igual a 26 e *signal* igual a 9, alcançando retorno de 44,05%. Esse resultado superou o retorno do IBOV em 9,92 pontos percentuais, sugerindo que, no período analisado, a estratégia se beneficiou de uma configuração mais sensível na combinação entre as médias do MACD e a linha de sinal.

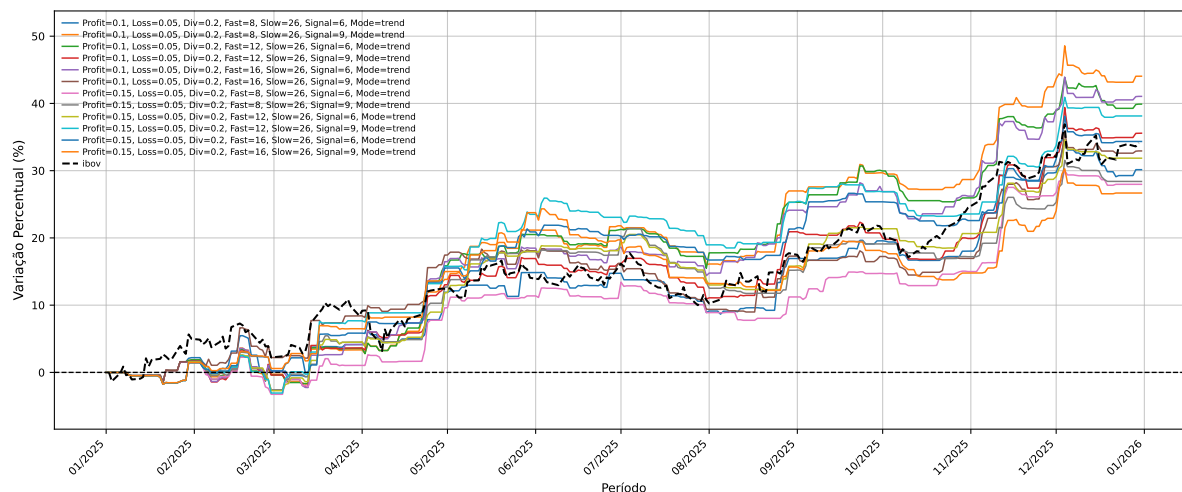
O menor retorno foi detectado com lucro de 15%, prejuízo de 5%, diversificação de 20%, *fast* igual a 16, *slow* igual a 26 e *signal* igual a 9, com 26,67%, ficando abaixo do índice de referência. Ainda assim, mesmo a configuração menos favorável apresentou retorno positivo no período analisado.

De forma geral, observa-se que 6 das 12 configurações com MACD superaram o desempenho do IBOV, enquanto as demais ficaram abaixo do índice de referência. Esse comportamento indica que o desempenho da estratégia foi influenciado pela combinação entre as janelas *fast*, *slow* e *signal*, bem como pelos limites de lucro e prejuízo adotados.

A Figura 11 complementa a análise apresentada na Tabela 10, permitindo

observar a evolução percentual das diferentes configurações ao longo do período e sua relação com o comportamento do índice de referência.

Figura 11 – Simulação de portfólios com MACD e IBOV



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

5.6 Experimentos com o indicador técnico BBands

Nesta seção, são apresentados os experimentos realizados com o indicador técnico BBands aplicados ao IBOV. O objetivo foi analisar o comportamento da estratégia diante de diferentes períodos de cálculo das bandas, bem como verificar o impacto dos parâmetros de lucro, prejuízo e diversificação sobre o retorno final das carteiras simuladas.

Nos experimentos com BBands, o indicador é utilizado para identificar possíveis movimentos de reversão após o preço se afastar excessivamente de sua faixa média. Também foi mantido fixo o parâmetro $std_dev = 2$, que define a distância das bandas em relação à média móvel a partir de dois desvios-padrão. O Quadro 6 apresenta os parâmetros e as variações testadas na simulação com BBands no IBOV.

A Tabela 11 exibe os resultados obtidos nos experimentos com o indicador BBands utilizando ativos do IBOV. A Figura 12 ilustra a evolução percentual dos portfólios simulados para cada configuração testada ao longo do período analisado.

Os resultados indicam desempenho positivo em todas as configurações testadas no IBOV, com retornos variando entre 28,85% e 47,10%. No mesmo período, o retorno do IBOV foi de 34,13%.

O melhor desempenho foi obtido com lucro de 15%, prejuízo de 5%, diversificação de 10% e período de 20, alcançando retorno de 47,10%. Esse resultado superou o retorno do IBOV em 12,97 pontos percentuais, sugerindo que, no período analisado, a estratégia apresentou melhor adaptação a uma configuração intermediária.

Quadro 6 – Parâmetros da simulação com BBands e IBOV

Parâmetro	Valores
Intervalo	01-01-2025 a 31-12-2025
Capital Inicial	R\$10.000
Diversificação	10% e 20%
Lucro	10% e 15%
Prejuízo	5%
Período	10, 20, 30
Desvio Padrão	2

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Tabela 11 – Resultados dos experimentos com BBands e IBOV

Lucro (%)	Prejuízo (%)	Div. (%)	Período	Caixa	Portfólio	Retorno (%)
10	5	10	10	0,70	13062,90	30,64
10	5	10	20	1,63	13307,23	33,09
10	5	10	30	2,05	13864,36	38,66
10	5	20	10	0,95	13097,58	30,99
10	5	20	20	2,10	13225,84	32,28
10	5	20	30	0,50	12994,96	29,95
15	5	10	10	0,03	13850,18	38,50
15	5	10	20	1,42	14708,49	47,10
15	5	10	30	1,14	14490,13	44,91
15	5	20	10	0,09	14582,92	45,83
15	5	20	20	1,41	13664,58	36,66
15	5	20	30	2,73	12882,60	28,85

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

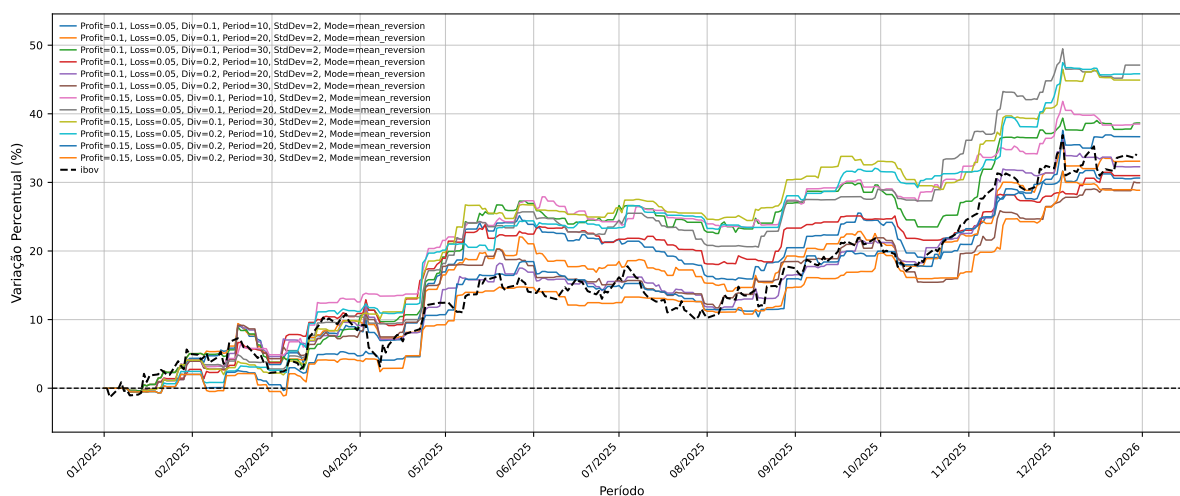
ria de cálculo das bandas.

Por outro lado, o menor retorno foi observado com lucro de 15%, prejuízo de 5%, diversificação de 20% e período de 30, com 28,85%, ficando abaixo do índice de referência. Ainda assim, mesmo a configuração menos favorável apresentou retorno positivo no período analisado.

De forma geral, observa-se que 6 das 12 configurações com BBands superaram o desempenho do IBOV, enquanto as demais ficaram abaixo do índice de referência. Esse comportamento indica que o desempenho da estratégia foi influenciado pela combinação entre o período de cálculo das bandas, os limites de lucro e prejuízo e o nível de diversificação adotado.

A Figura 12 complementa a análise apresentada na Tabela 11, permitindo observar a evolução percentual das diferentes configurações ao longo do período e sua relação com o comportamento do índice de referência.

Figura 12 – Simulação de portfólios com BBands e IBOV



Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

5.7 Comparação entre os melhores resultados

Na Tabela 12, estão expostos os melhores resultados obtidos com cada um dos indicadores técnicos avaliados nos experimentos com ativos do IBOV, além do retorno do próprio índice no período analisado. Para cada indicador, são apresentados os parâmetros da configuração que produziu o maior retorno ao final do período analisado.

Tabela 12 – Comparação entre os melhores resultados e o IBOV

Indicador	Lucro (%)	Prejuízo (%)	Div. (%)	Configuração	Retorno (%)
RSI	10	5	20	Período 14	48,35
BBands	15	5	10	Período 20	47,10
MACD	10	5	20	[8, 26, 9]	44,05
SMA	10	5	10	[9, 21]	40,18
EMA	10	5	10	[20, 50]	35,44
IBOV	—	—	—	—	34,13

Fonte: Elaborado pelo autor, 2026.

Os resultados indicam que todas as melhores configurações dos indicadores técnicos superaram o retorno do IBOV no período analisado, que foi de 34,13%. O RSI apresentou o maior retorno entre todas as configurações analisadas, alcançando 48,35%.

Em seguida, destacaram-se as BBands, com 47,10%, e o MACD, com 44,05%. A SMA também revelou desempenho superior ao índice de referência, com retorno de 40,18%, enquanto a EMA obteve o menor retorno entre os indicadores comparados, com 35,44%.

Observa-se que todos os indicadores alcançaram retornos positivos e superiores ao índice de referência em suas melhores configurações, o que sugere que a abordagem proposta foi capaz de explorar diferentes lógicas de sinalização no período analisado.

Além disso, nota-se que os melhores resultados de RSI e BBands permaneceram próximos entre si, com diferença de 1,25 ponto percentual. Já a diferença entre o melhor resultado geral, obtido com RSI, e o quarto colocado, obtido com SMA, foi de 8,17 pontos percentuais. Esse comportamento indica que, embora todos os indicadores tenham superado o IBOV em suas melhores configurações, houve diferenças relevantes entre os desempenhos obtidos.

No período analisado, os melhores resultados estiveram associados a configurações distintas entre os indicadores, o que demonstra que não houve um único padrão de parametrização superior em todos os casos.

Enquanto RSI e BBands apresentaram os maiores retornos no recorte experimental considerado, MACD, SMA e EMA também superaram o índice de referência em suas melhores configurações. Ainda assim, os resultados devem ser interpretados dentro das condições específicas dos experimentos realizados, considerando o intervalo analisado, o conjunto de ativos do IBOV e os parâmetros testados.

6 CONCLUSÃO

Conclui-se que o objetivo principal deste trabalho foi alcançado, com a ampliação da plataforma PortBackRank por meio da integração de novos indicadores técnicos e da realização de experimentos de *backtesting* aplicados à análise de portfólios. A solução desenvolvida permitiu expandir a capacidade da ferramenta, tornando possível comparar estratégias baseadas em diferentes indicadores dentro de uma mesma estrutura experimental.

Para atingir esse objetivo, foram incorporados ao sistema os indicadores técnicos EMA, RSI, MACD e BBands, mantendo-se também o indicador SMA, já implementado anteriormente na plataforma. Essa organização preservou a arquitetura modular da ferramenta e sua capacidade de parametrização, possibilitando a realização de simulações com dados históricos, o ajuste de diferentes combinações de parâmetros e a comparação do desempenho das estratégias em um mesmo contexto de mercado.

Os resultados obtidos demonstraram que a ferramenta foi capaz de diferenciar o comportamento das estratégias conforme o indicador técnico e a parametrização adotada. Entre os experimentos realizados, o indicador RSI apresentou o melhor desempenho, alcançando retorno de 48,35%, seguido pelas BBands, com 47,10%, pelo MACD, com 44,05%, pelo SMA, com 40,18%, e pela EMA, com 35,44%. Esses resultados evidenciam que a escolha do indicador e de seus parâmetros exerce influência sobre o retorno final obtido nas simulações.

Embora os resultados tenham indicado desempenho superior do indicador RSI no conjunto de experimentos realizados, essa constatação deve ser interpretada com cautela. O melhor resultado observado está condicionado ao recorte adotado neste trabalho, que envolve um conjunto específico de ativos do IBOV, um intervalo temporal delimitado e combinações particulares de parâmetros operacionais, como lucro, prejuízo e diversificação.

Dessa forma, não se pode generalizar que o RSI seja, em qualquer contexto, o indicador mais eficiente para estratégias de *backtesting* de portfólios. Mudanças no período analisado, nas condições de mercado, no universo de ativos selecionados ou na parametrização utilizada podem levar a desempenhos distintos, inclusive favorecendo outros indicadores. Assim, os resultados deste estudo devem ser compreendidos como evidências válidas para o contexto experimental adotado, e não como uma conclusão universal.

Além da ampliação funcional da plataforma, este trabalho também reforça a utilidade de uma arquitetura flexível para experimentação em finanças computacionais. A abordagem adotada permitiu manter uma base metodológica comum entre os testes, ao mesmo tempo em que respeitou as particularidades de cada indicador téc-

nico. Dessa forma, a ferramenta passou a oferecer suporte mais abrangente à análise comparativa de estratégias de investimento baseadas em análise técnica.

Durante o desenvolvimento, uma das principais dificuldades esteve relacionada à adaptação da arquitetura para suportar diferentes indicadores sem comprometer a organização do sistema e a comparabilidade dos resultados. Outro desafio relevante envolveu a definição e o ajuste dos parâmetros experimentais, de forma que os testes permanecessem coerentes entre si e permitissem análises consistentes dentro do escopo proposto.

Por fim, a evolução da plataforma PortBackRank contribui para a análise de estratégias baseadas em indicadores técnicos, oferecendo uma base funcional para experimentação, comparação de resultados e exploração de diferentes hipóteses de mercado. A ferramenta mostra-se adequada como apoio a estudos acadêmicos e experimentos relacionados ao uso de indicadores técnicos em estratégias de investimento.

6.1 Trabalhos futuros

Uma possível evolução consiste na ampliação do conjunto de indicadores técnicos suportados pela plataforma, permitindo a incorporação de novas abordagens amplamente utilizadas em análise técnica e tornando as comparações entre estratégias ainda mais abrangentes.

Também seria relevante considerar, em trabalhos futuros, eventos corporativos que impactam diretamente o retorno das carteiras, como o pagamento de dividendos.

Outra possibilidade de aprimoramento consiste na revisão da padronização dos cálculos utilizados para transformar os sinais dos indicadores em medidas de força.

Adicionalmente, a ferramenta pode ser aprimorada para incorporar critérios de ordenação também no momento da venda dos ativos, funcionalidade atualmente aplicada apenas ao processo de compra. Essa evolução possibilitaria uma análise mais completa das estratégias, contemplando tanto a entrada quanto a saída das posições com base em sinais produzidos pelos indicadores técnicos. Atualmente, a saída das operações é realizada com base em limites predefinidos de lucro e prejuízo.

Além disso, seria de grande utilidade expandir a ferramenta para trabalhar com dados em outras granularidades temporais, como séries intradiárias de minutos ou horas. Essa possibilidade permitiria análises mais detalhadas e o estudo de estratégias ajustadas a diferentes horizontes temporais e condições de mercado.

Por fim, o desenvolvimento de interfaces mais acessíveis, como aplicações web ou móveis, representaria uma contribuição significativa para ampliar a usabilidade

da plataforma. Essa evolução tornaria a ferramenta mais acessível a diferentes perfis de usuários, especialmente aqueles com menor conhecimento técnico, ao permitir a configuração e execução de estratégias de forma mais simples e intuitiva.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, V. S. de. **Carteira De Investimentos**: Análise de Risco por meio de Backtest. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Física) – Universidade de São Paulo (USP), Lorena, 2020. Disponível em: <https://bdta.abcd.usp.br/directbitstream/41cea15b-955b-4217-bdc5-dc8bc6e0d0f6/EF20011%20VITOR.pdf>. Acesso em: 10/04/2025.
- APPEL, G. **Technical Analysis**: Power Tools for Active Investors. Upper Saddle River: Financial Times Prentice Hall, 2005.
- AROUISSI, R. **YFinance documentation**. 2025. Disponível em: <https://ranaroussi.github.io/yfinance>. Acesso em: 11/06/2025.
- ASSAF NETO, A. **Mercado Financeiro**. 12. ed. São Paulo: Atlas, 2014.
- BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. J. **Investments**. New York: McGraw-Hill Education, 2014.
- BOLLINGER, J. **Bollinger on Bollinger Bands**. New York: McGraw-Hill, 2001.
- BRASIL, BOLSA E BALCÃO (B3). **Número de pessoas físicas cresce em 2024 e atinge marca de 19,4 milhões de investidores na B3**. 2024. Disponível em: https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/pessoas-fisicas-na-b3.htm. Acesso em: 05/05/2025.
- BRASIL, BOLSA, BALCÃO (B3). **Quem Somos**. 2025. Disponível em: https://www.b3.com.br/pt_br/b3/institucional/quem-somos. Acesso em: 23/04/2026.
- CAMPBELL, S. D. A review of backtesting and backtesting procedures. **Journal of Risk**, Infopro Digital Risk, London, v. 9, n. 2, p. 1–17, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.21314/JOR.2007.146>. Acesso em: 30/04/2025.
- CHRISTIE, P.; ISIDORE, R. Fundamental Analysis Versus Technical Analysis: A Comparative Review. **International Journal of Recent Scientific Research**, v. 9, p. 23009–23013, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.24327/ijrsr.2018.0901.1380>. Acesso em: 20/05/2025.
- CHRISTOFFERSEN, P. Backtesting. **SSRN**, Montreal, 2008. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2044825>. Acesso em: 30/04/2025.
- COLBY, R. W. **The Encyclopedia of Technical Market Indicators**. New York: McGraw-Hill, 2003.
- COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS (CVM). **Sobre a CVM**. 2020. Disponível em: <https://www.gov.br/cvm/pt-br/aceso-a-informacao-cvm/institucional/sobre-a-cvm>. Acesso em: 30/04/2025.
- DU, Z.; PEI, P. Backtesting Portfolio Value-at-Risk with Estimated Portfolio Weights. **Journal of Time Series Analysis**, v. 41, n. 5, p. 605–619, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jtsa.12524>. Acesso em: 30/04/2025.

FERNANDO, J. **Relative Strength Index (RSI)**: Definition and Calculation. 2023. Disponível em: <https://www.investopedia.com/terms/r/rsi.asp>. Acesso em: 23/07/2025.

FERREIRA, R. G. **O que é Renda Variável**: Vale a Pena? Quais são os Riscos? Tudo o que Você Precisa Saber Antes de Investir. 2022. Disponível em: <https://clubedovalor.com.br/o-que-e-renda-variavel>. Acesso em: 30/04/2025.

FREITAS, J. P. R. N. de. **Análise comparativa dos principais investimentos no mercado financeiro brasileiro para pessoas físicas**. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Gestão da Informação) – Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Uberlândia, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/30247>. Acesso em: 03/05/2025.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GOV. **Introdução aos Investimentos**. 2018. Disponível em: <https://www.gov.br/investidor/pt-br/educacional/programa-bem-estar-financeiro/programa-bem-estar-financeiro-arquivos/apostila-06.pdf>. Acesso em: 03/06/2025.

HAYES, A. **Simple Moving Average (SMA)**: What It Is and the Formula. 2024. Disponível em: <https://www.investopedia.com/terms/s/sma.asp>. Acesso em: 24/07/2025.

HERNANDES JÚNIOR, M. **Diversificação internacional de fundos mútuos brasileiros versus investimentos ESG**: Uma análise considerando aspectos regionais. 2025. Tese (Doutorado Administração) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia. Disponível em: <https://doi.org/10.14393/ufu.te.2025.233>. Acesso em: 23/04/2026.

HUANG, R.; KAMBOUROUDIS, D.; MCMILLAN, D. G. Is portfolio diversification still effective: evidence spanning three crises from the perspective of U.S. investors. **Journal of Asset Management**, Palgrave Macmillan, v. 26, p. 115–135, 2 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1057/s41260-025-00398-z>. Acesso em: 23/04/2026.

INVESTOPEDIA. **Moving Average Convergence Divergence (MACD)**. 2023. Disponível em: <https://www.investopedia.com/terms/m/macd.asp>. Acesso em: 23/07/2025.

LEMOS, F.; CARDOSO, C. **Análise Técnica Clássica**. São Paulo: Saraiva, 2010.

MARCONI, M. d. A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica**. São Paulo: Atlas, 2003.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **The Journal of Finance**, Wiley, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/2975974>. Acesso em: 23/04/2026.

MASTEIKA, S.; RUTKAUSKAS, A. V.; JANES, A. A. Continuous futures data series for back testing and technical analysis. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ECONOMICS BUSINESS AND MARKETING MANAGEMENT (CEBMM) II., 2012, Singapore. **Proceedings [...]** Singapore: IACSIT Press, 2012. p. 265–269. Disponível em: <https://hdl.handle.net/10863/23717>. Acesso em: 29/04/2025.

MICROSOFT CORPORATION. **Visual Studio Code**: The open source AI code editor. 2025. Disponível em: <https://code.visualstudio.com>. Acesso em: 11/06/2025.

MURPHY, J. J. **Technical Analysis of the Financial Markets**: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications. New York: New York Institute of Finance, 1999.

NI, J.; ZHANG, C. An Efficient Implementation of the Backtesting of Trading Strategies. In: PAN, Y. *et al.* (ed.). **Parallel and Distributed Processing and Applications**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005. v. 3758. (Lecture Notes in Computer Science). p. 126–131. Disponível em: https://doi.org/10.1007/11576235_17. Acesso em: 23/04/2026.

NUMFOCUS, INC. **Pandas**: Python Data Analysis Library. 2025. Disponível em: <https://pandas.pydata.org>. Acesso em: 11/06/2025.

NUMPY TEAM. **NumPy**. 2025. Disponível em: <https://numpy.org>. Acesso em: 11/06/2025.

OLORUNNIMBE, K.; VIKTOR, H. Deep learning in the stock market: A Systematic Survey of Practice, Backtesting, and Applications. **Artificial Intelligence Review**, Springer Nature, v. 56, p. 2057–2109, 3 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10226-0>. Acesso em: 23/04/2026.

PAULA, L. F. de. Financiamento, crescimento econômico e funcionalidade do sistema financeiro: uma abordagem pós-keynesiana. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, Rio de Janeiro, v. 43, p. 363–396, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0101-41612013000200006>. Acesso em: 30/04/2025.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ (PUCPR). **Cresce o interesse dos brasileiros por investimentos, mas desafios persistem**. 2025. Disponível em: <https://www.pucpr.br/noticias/cresce-o-interesse-dos-brasileiros-por-i-vestimentos-mas-desafios-persistem>. Acesso em: 13/05/2025.

PRING, M. J. **Technical Analysis Explained**: The Successful Investor's Guide to Spotting Investment Trends and Turning Points. 5. ed.: McGraw-Hill, 2014.

RANGEL, T. B. **Um simulador para validar estratégias do mercado financeiro, baseado em indicadores técnicos**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Sistemas de Informação) – Instituto Federal do Espírito Santo (IFES), Serra, 2022. Disponível em: <https://repositorio.ifes.edu.br/handle/123456789/2551>. Acesso em: 08/06/2025.

REIS, T. **O que é renda variável? Veja 7 dicas de como investir**. 2017. Disponível em: <https://www.suno.com.br/artigos/renda-variavel-7-dicas>. Acesso em: 03/05/2025.

RIBEIRO, B. A. M. **Backtest de estratégias de análise técnica no mercado de criptoativos**. 2023. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências Econômicas) – Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA), Santana do Livramento. Disponível em: <https://repositorio.unipampa.edu.br/jspui/handle/riiu/8866>. Acesso em: 30/04/2025.

RIBEIRO, M. R. **Python Avançado**. Belo Horizonte: IFMG, 2022. Disponível em: <https://hdl.handle.net/20.500.14387/1809>. Acesso em: 23/04/2026.

SANTOS, J. P. dos. **Ações**: o que você precisa saber para aumentar seus ganhos. 2024. Disponível em: <https://borainvestir.b3.com.br/tipos-de-investimentos/renda-variavel/acoes/como-investir-em-acoes-e-lucrar-confira-dicas-praticas>. Acesso em: 03/06/2025.

SANTOS, J. O. dos; SANTOS, J. A. R. dos. Mercado de capitais: racionalidade versus emoção. **Revista Contabilidade & Finanças**, Universidade de São Paulo (USP), v. 16, p. 103–110, 2005. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1519-70772005000100008>. Acesso em: 30/04/2025.

SARASA-CABEZUELO, A. Development of a Backtesting Web Application for the Definition of Investment Strategies. **Knowledge**, MDPI AG, v. 3, p. 414–431, 3 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/knowledge3030028>. Acesso em: 23/04/2026.

SCHUMANN, E. Backtesting. *In*: GILLI, M.; MARINGER, D.; SCHUMANN, E. (ed.). **Numerical Methods and Optimization in Finance**. 2018. Forthcoming. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=3374195>. Acesso em: 30/04/2025.

SEVERINO, A. J. **Metodologia do trabalho científico**. São Paulo: Cortez, 2014.

SILVA, H. P. **Desenvolvimento de uma ferramenta para backtesting de estratégias de investimento baseadas em ordenação de ativos**. 2025. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Computação) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais (IFMG), Bambui, 2025. Disponível em: <https://repositorio.ifmg.edu.br/server/api/core/bitstreams/02cdee63-652a-49f4-9105-b73794b8c78b/content>. Acesso em: 05/05/2025.

TAYLOR, V. S. **A relevância da análise técnica para selecionar ações**. 2010. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Administração) – Universidade Federal do Rio Grande do sul, Porto Alegre, 2010. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/29749>. Acesso em: 05/05/2025.

TERCEIRO, A. F. A. **Coinback**: Uma plataforma de backtesting para estratégias de negociação em bitcoin. 2025. Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Superior em Engenharia de Computação) – Instituto Federal da Paraíba (IFPB), Campina Grande, 2025. Disponível em: <https://repositorio.ifpb.edu.br/handle/177683/4385>. Acesso em: 08/06/2025.

THE MATPLOTLIB DEVELOPMENT TEAM. **Matplotlib**: Visualization with Python. 2025. Disponível em: <https://matplotlib.org>. Acesso em: 11/06/2025.

THOMPSON, C. **Bollinger Bands**: What They Are, and What They Tell Investors. 2024. Disponível em: <https://www.investopedia.com/terms/b/bollingerbands.asp>. Acesso em: 24/07/2025.

TORRE, N. G.; RUDD, A. The Portfolio Management Problem of Individual Investors. **The Journal of Wealth Management**, v. 7, n. 1, p. 56–63, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.3905/jwm.2004.412356>. Acesso em: 24/04/2026.

VIEIRA, A. S.; MENDES, D. A. A. Análise ótima para portfólio de investimentos aplicando o modelo de Markowitz. **Revista Interface Tecnológica**, v. 19, n. 1, p. 91–111, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.31510/infa.v19i1.1339>. Acesso em: 24/04/2026.

WASKOM, M. **Seaborn**: statistical data visualization. 2024. Disponível em: <https://seaborn.pydata.org>. Acesso em: 11/06/2025.

WILDER, J. W. **New Concepts in Technical Trading Systems**. Greensboro: Trend Research, 1978.