|  |  |
| --- | --- |
| CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO – TCC (RES\_024\_2022 – 2024\_2) | |
| ( ) Pré-projeto (X) Projeto | Ano/Semestre: 2025/1 |
| Eixo: Educação financeira | ( ) Aplicado     (X) Inovação |

Otimização de Portfólios Personalizados com Algoritmo Genético Multiobjetivo

Alexandre Silva Zabel e Bruno Ferrari Vicensi

Prof. Aurélio Faustino Hoppe - Orientador

Andrea Regina Ferrari Vincensi

# Contextualização

A Inteligência Artificial (IA) tem transformado significativamente o mercado financeiro, permitindo a automação de processos, a realização de análises mais sofisticadas e a geração de informações precisas para investidores (Garcez, 2022). Ferramentas baseadas em IA conseguem prever tendências de mercado, gerenciar carteiras de investimento e avaliar riscos, promovendo maior eficiência e confiabilidade nas decisões financeiras (Públio, 2022).

Com o aumento da complexidade dos mercados e o volume crescente de informações, identificar as melhores oportunidades de investimento tornou-se um grande desafio. Métodos tradicionais frequentemente não conseguem lidar com a alta dimensionalidade dos dados e a volatilidade do mercado (Garcez, 2022). Nesse cenário, ainda segundo o autor, a IA se destaca por sua capacidade de processar grandes volumes de dados financeiros em tempo real, identificando padrões que podem passar despercebidos em análises manuais.

Neste contexto, sistemas automatizados de recomendação de investimentos têm se mostrado soluções promissoras, personalizando alocações de acordo com o perfil de cada investidor. Esses sistemas utilizam IA para analisar variáveis como preferências individuais, tolerância ao risco e objetivos financeiros, oferecendo estratégias otimizadas (Pavão, 2023). Além disso, incorporam técnicas matemáticas, como programação linear e métodos de otimização, para avaliar múltiplos critérios, como risco ajustado ao retorno e diversificação da carteira (Cornuejols; Tutuncu, 2007; Vieira, 2021).

Por outro lado, a escolha do Algoritmo Genético MultiObjetivo (AGMO) a ser utilizado desempenha um papel importante para o sucesso de sistemas de recomendação baseados em otimização multiobjetivo, destacam-se algoritmos evolutivos que apresentam alta eficiência na exploração da fronteira de Pareto e na preservação da diversidade das soluções. Entre as opções mais reconhecidas, o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) é amplamente utilizado devido ao seu mecanismo de ordenação não dominada e elitismo, que garantem uma boa convergência e diversidade no conjunto de soluções (Deb *et al*., 2002). Além do NSGA-II, outras alternativas igualmente relevantes incluem o Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2), conhecido por sua robustez em problemas com múltiplos objetivos, por meio de um sistema de arquivamento que mantém a qualidade e diversidade das soluções (Coello; Lamont; Van Veldhuizen, 2007; Zitzler; Thiele, 1999). Por fim, o Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition (MOEA/D) se destaca por seu enfoque inovador na decomposição do problema multiobjetivo em subproblemas escalares, o que facilita a otimização e melhora a eficiência computacional (Zhang; Li, 2007).

Além disso, segundo Garcez (2022), existe a possibilidade de aprimorar os resultados combinando algoritmos genéticos com outras técnicas avançadas, como aprendizado de máquina e heurísticas específicas. Essa integração pode aumentar a precisão, melhorar a eficiência das soluções geradas e criar um sistema mais adaptável às necessidades diversificadas dos usuários.

Entretanto, apesar desses avanços, segundo (Públio, 2022), ainda existem desafios significativos relacionados à acessibilidade e à necessidade de conhecimento técnico para interpretar os dados gerados. Muitos investidores, especialmente os menos experientes, enfrentam dificuldades para compreender conceitos financeiros complexos, como fronteira eficiente, risco ajustado ao retorno e diversificação, que frequentemente aparecem nos relatórios e análises gerados por essas ferramentas. A apresentação inadequada dos dados, por sua vez, pode dificultar o engajamento do usuário e limitar o potencial de adoção dessas tecnologias.

Além disso, segundo Vieira (2021) o viés técnico de muitas soluções disponíveis no mercado pressupõe um nível avançado de familiaridade com jargões financeiros e matemáticos, criando barreiras para investidores iniciantes ou para aqueles que preferem uma abordagem mais prática. Portanto, é recomendável que as interfaces sejam desenvolvidas de forma intuitiva e didática, permitindo que usuários de diferentes níveis de experiência compreendam facilmente as recomendações e tomem decisões informadas.

Por outro lado, para Públio (2022), o progresso contínuo nas interfaces de aprendizado de máquina tem avançado significativamente para superar esses desafios. Tecnologias modernas, como *dashboards* interativos, visualizações dinâmicas e explicações em linguagem natural, estão tornando essas ferramentas mais amigáveis e acessíveis para um público mais amplo. Recursos como personalização da interface, tutoriais integrados e exemplos práticos ajudam a reduzir a complexidade e melhoram a experiência do usuário. Essas inovações têm o potencial de democratizar o uso de estratégias avançadas de investimento, permitindo que mesmo investidores com pouca experiência ou conhecimento técnico se beneficiem de soluções sofisticadas e otimizadas.

Portanto, embora os desafios sejam reais, as melhorias nas interfaces e na usabilidade representam uma oportunidade única para expandir o alcance dessas ferramentas, tornando-as mais inclusivas e eficazes. Isso reforça a importância de priorizar o design centrado no usuário durante o desenvolvimento de sistemas de recomendação de investimentos, equilibrando sofisticação técnica e simplicidade de uso. A partir disso, o objetivo deste trabalho é disponibilizar uma solução capaz de oferecer portfólios de investimento otimizados de forma personalizada, utilizando técnicas de IA baseadas em AGMOs, considerando as preferências e o perfil individual de cada usuário. Os objetivos específicos são: (i) modelar a estrutura de apresentação dos ativos financeiros e suas restrições dentro do algoritmo, levando em consideração variáveis como perfil de risco, idade, tempo de investimento e capital disponível; (ii) definir e implementar uma lógica de avaliação que relacione múltiplos critérios, como risco, retorno e diversificação, conforme os parâmetros informados pelo usuário; (iii) testar diferentes configurações do algoritmo genético multiobjetivo para analisar sua capacidade de gerar carteiras personalizadas de forma eficiente; (iv) validar os resultados obtidos por meio de *backtesting* e comparação com *benchmarks* do mercado, avaliando sua adequação ao perfil do investidor e sua aplicabilidade prática.

# Bases Teóricas

Esta seção tem como objetivo apresentar as bases teóricas da pesquisa, que são assuntos relevantes para elaboração do projeto e estão divididas em duas subseções. A subseção 2.1 aborda a revisão bibliográfica. Já a subseção 2.2 apresenta os trabalhos relacionados.

## Revisão Bibliográfica

Nesta seção são apresentados os conceitos fundamentais para elaboração e desenvolvimento deste projeto, estando dividida em três subseções. A subseção 2.1.1 aborda a diversificação de carteiras de investimentos e explora os fundamentos matemáticos e evolutivos da Teoria Moderna do Portfólio; a subseção 2.1.2 traz a definição de algoritmos genéticos multiobjetivos.

### Diversificação e Teoria Moderna do Portfólio

Uma carteira de investimentos é definida como um conjunto estruturado de ativos financeiros selecionados com o objetivo de alcançar retornos consistentes, respeitando níveis de risco alinhados ao perfil, aos objetivos e ao horizonte temporal do investidor (Markowitz, 1952). A construção de carteiras envolve decisões estratégicas e táticas de alocação entre diferentes classes de ativos, tais como ações, títulos públicos e privados, fundos imobiliários, *commodities* e aplicações alternativas (Elton *et al*., 2014). Estudos demonstram que carteiras diversificadas podem proporcionar ganhos reais médios de 4-6% ao ano no longo prazo, superando significativamente aplicações convencionais (Elton *et al*., 2014).

A eficácia da diversificação pode ser analisada através da matriz de correlação, que quantifica as relações lineares entre os retornos dos diferentes ativos, onde valores próximos de -1 indicam movimentos opostos (diversificação ideal), enquanto correlações próximas a +1 sugerem comovimentos que limitam os benefícios da diversificação (Fabozzi; Focardi; Kolm, 2007). A análise dessas correlações permite a construção de carteiras com risco sistemático minimizado, sem comprometer o retorno esperado.

O marco teórico para a construção científica de carteiras de investimento foi estabelecido por Harry Markowitz em 1952, por meio da Teoria Moderna do Portfólio (TMP), que revolucionou a forma como se entende a relação entre risco e retorno (Markowitz, 1952). Sua principal contribuição foi demonstrar que o risco de uma carteira não é a simples soma dos riscos individuais dos ativos, mas depende da forma como esses ativos se correlacionam entre si, evidenciando o valor da diversificação para a redução do risco sem necessariamente comprometer o retorno (Elton *et al*., 2014). A partir disso, surge o conceito da fronteira eficiente, ilustrada na Figura 1, que representa o conjunto de carteiras que oferecem o maior retorno possível para cada nível de risco assumido, ou, alternativamente, o menor risco possível para um dado nível de retorno esperado (Bodie, Kane e Marcus, 2014).

Figura 1 – Representação gráfica do conjunto de combinações

Diagrama

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: Assaf Neto (2008).

Matematicamente, a teoria se baseia em dois pilares fundamentais. O primeiro é o cálculo do retorno esperado da carteira, expresso por , onde  representa o peso de cada ativo e  o retorno esperado do ativo *i* (Markowitz, 1952). O segundo é o risco da carteira, representado pela fórmula , que considera não apenas a variância individual dos ativos, mas também a covariância entre eles (Elton *et al*., 2014). Esse modelo evidenciou que quanto menor a correlação entre os ativos, maior o benefício da diversificação, pois os movimentos opostos entre eles tendem a suavizar a volatilidade total da carteira (Bodie; Kane; Marcus, 2014).

Apesar de sua relevância, a Teoria Moderna do Portfólio apresenta limitações quando aplicada ao mundo real. Ela assume que os retornos seguem distribuição normal, que os investidores são perfeitamente racionais e que os parâmetros estatísticos utilizados (retornos esperados, variâncias e covariâncias) são conhecidos com precisão, o que raramente ocorre na prática (Oliveira, 2010). Além disso, fatores como custos de transação, liquidez, tributação e mudanças nas condições econômicas não são contemplados no modelo clássico, o que pode comprometer sua aplicabilidade em cenários reais de mercado (Santos, 2010).

### Algoritmos genéticos multiobjetivo

Os Algoritmos Genéticos MultiObjetivos (AGMOs) constituem uma abordagem evolucionária amplamente utilizada para a resolução de problemas complexos de otimização que envolvem múltiplos objetivos conflitantes (Deb *et al*., 2002). Inspirados nos princípios da seleção natural propostos por Darwin (1859), esses algoritmos simulam o processo de evolução biológica por meio de populações de soluções que se transformam ao longo das gerações, buscando aprimorar a qualidade das soluções encontradas (Goldberg, 1989).

Diferentemente dos métodos tradicionais de otimização, que geralmente lidam com um único objetivo, os AGMOs são projetados para buscar soluções que equilibram múltiplos critérios simultaneamente (Zitzler; Thiele, 1999). O conceito de dominância de Pareto, originalmente formulado por Pareto (1906), é central nesse processo: uma solução é considerada não dominada quando não existe outra que seja melhor em todos os objetivos ao mesmo tempo (Deb *et al*., 2002). Essa característica permite a construção de um conjunto de soluções eficientes, conhecido como fronteira de Pareto, no qual cada alternativa representa um compromisso viável entre os objetivos conflitantes (Coello; Lamont; Van Veldhuizen, 2007).

O funcionamento dos AGMOs baseia-se em três operadores principais: seleção, cruzamento (*crossover*) e mutação (Goldberg, 1989). Inicialmente, uma população de soluções aleatórias é gerada, na qual cada indivíduo representa uma possível resposta ao problema (Deb *et al*., 2002). Esses indivíduos são avaliados de acordo com os objetivos definidos, e os mais promissores são selecionados para reprodução por meio de mecanismos como torneio ou roleta (Michalewicz, 1996). O cruzamento gera novas soluções combinando características dos indivíduos selecionados, enquanto a mutação introduz variações aleatórias para manter a diversidade genética da população, evitando a convergência prematura (Goldberg, 1989). Com o passar das gerações, o algoritmo converge para um conjunto de soluções cada vez mais próximas do ótimo multiobjetivo (Deb *et al*., 2002).

Dentre os AGMOs mais reconhecidos, destaca-se o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II), desenvolvido por Deb *et al*. (2002), amplamente utilizado devido à sua eficiência na ordenação das soluções por níveis de dominância e à preservação da diversidade por meio da métrica conhecida como *crowding distance*. Essa métrica permite manter uma distribuição uniforme das soluções ao longo da fronteira de Pareto, evitando a concentração em regiões específicas do espaço de soluções (Coello; Lamont; Van Veldhuizen, 2007; Deb *et al*., 2002). O diagrama da Figura 2 ilustra o funcionamento do algoritmo NSGA-II, utilizado na otimização de múltiplos objetivos.

Figura 2 – Diagrama de fluxo do NSGA-II

Diagrama, Desenho técnico

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: Coello, Lamont e Van Veldhuizen (2007).

O processo inicia-se com a criação de uma população inicial de soluções (Pt) e outra de descendentes (Qt), geradas por operadores genéticos como seleção, cruzamento e mutação. Essas populações são combinadas em uma única (Rt) e classificadas em frentes de Pareto (F1, F2, F3 e assim por diante), de acordo com o grau de dominância entre as soluções.

As melhores soluções são selecionadas a partir das frentes, priorizando a F1 e, se necessário, complementadas pelas seguintes. Quando a adição de uma nova frente ultrapassa o limite da população, aplica-se a métrica *crowding distance* para preservar a diversidade. Esse ciclo se repete a cada geração, permitindo que o algoritmo explore e refine continuamente o espaço de soluções, aproximando-se de um conjunto ótimo segundo múltiplos critérios.

## TRABALHOS Correlatos

Para fundamentar o desenvolvimento deste trabalho, realizou-se uma revisão sistemática da literatura, com foco em estudos que aplicam técnicas de inteligência artificial, em especial algoritmos genéticos e modelos de aprendizado de máquina, na construção e personalização de carteiras de investimento. A pesquisa foi conduzida por meio de plataformas acadêmicas e bibliotecas digitais (Litmaps, Scince Direct, Google Acadêmico e IEE Xplore), utilizando filtros relacionados ao tema central deste projeto: a recomendação personalizada de portfólios financeiros com base no perfil do investidor e suas restrições.

Os filtros utilizados nas buscas foram formados pelas combinações: (“algoritmo genético” OR “alocação de portfólio”) AND (“perfil de investidor” OR “recomendação personalizada”) AND (“inteligência artificial” OR “sistema especialista”); (“IA” OR “machine learning”) AND (“mercado financeiro” OR “trading”) AND (“tomada de decisão” OR “otimização”), conforme pode ser visto no Quadro 1.

Quadro 1 – Resultado de buscas por termos contidos em artigos em língua inglesa

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Termos de busca | Litmaps | Science Direct | Google Acadêmico | IEEE Xplore | Total |
| "portfolio optimization" AND " investor profile " AND "artificial intelligence" | 111 | 14 | 111 | - | 236 |
| "portfolio optimization" AND "multi-objective algorithm" AND "investor profile" | 2 | 10 | 2 | - | 14 |
| "asset allocation" AND "genetic algorithm" AND "multi-objective optimization" | 569 | 73 | 569 | 2 | 1.213 |
| "investment strategy" AND "evolutionary algorithm" AND "artificial intelligence" | 412 | 62 | 412 | 1 | 887 |
| "financial decision" AND "machine learning" AND "portfolio recommendation" | 45 | 8 | 45 | - | 98 |
| "investment recommendation" AND "artificial intelligence" AND "risk-return" | 85 | 10 | 85 | - | 180 |
| "portfolio optimization" AND "deep learning" AND "asset diversification" | 60 | - | 60 | - | 120 |
| "portfolio management" AND "multi-objective optimization" AND "AI" | 1.040 | 33 | 1.040 | 1 | 2.113 |
| "financial portfolio" AND "algorithmic trading" AND "optimization model" | 97 | 5 | 97 | - | 199 |

Fonte: elaborado pelos autores.

Inicialmente, realizou-se uma triagem para reduzir o número de artigos encontrados, que ultrapassava 2.000 resultados brutos, para um conjunto mais gerenciável de pouco mais de 250 estudos relevantes. Esse processo de filtragem levou em consideração a quantidade de citações, a presença de termos-chave no título e resumo. Foram excluídos artigos voltados a áreas não relacionadas, como ciências biológicas, sistemas logísticos ou algoritmos aplicados fora do contexto financeiro. Também foram descartados trabalhos puramente teóricos, sem aplicação prática em cenários de investimentos. Foram priorizados os estudos que abordavam algoritmos evolutivos (como o NSGA-II), sistemas de apoio à decisão financeira, e o uso de aprendizado de máquina na personalização de carteiras de ativos. Dessa forma, o conjunto final de trabalhos selecionados serviu de base para a fundamentação teórica e técnica do presente projeto (Quadro 2).

Quadro 2 – Síntese dos trabalhos correlatos selecionados

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Assunto | Filtro | Referência |
| Aplicação de algoritmos genéticos na alocação de portfólios de investimentos | "algoritmo genético" AND "carteira de investimentos" AND "multiobjetivo" | Vieira (2021) |
| Aplicações da inteligência artificial na análise e recomendação de investimentos | "inteligência artificial" AND "recomendação de investimentos" AND "perfil de risco" | Garcez (2022) |
| Inteligência artificial aplicada ao mercado financeiro: conceitos, aplicações e desafios | "inteligência artificial" AND "mercado financeiro" | Pavão (2023) |
| A inteligência artificial aplicada ao mercado de capitais: o uso de algoritmos no processo decisório de investimentos | "inteligência artificial" AND "processo decisório de investimentos" | Públio (2022) |

Fonte: elaborado pelos autores.

Os trabalhos apresentados no Quadro 2 foram selecionados por abordarem, direta ou indiretamente, os principais elementos que compõem a proposta deste projeto: algoritmos genéticos, recomendação personalizada de investimentos e o uso de inteligência artificial na tomada de decisões financeiras.

O trabalho de Vieira (2021) realiza uma revisão sistemática da literatura científica para investigar as aplicações da inteligência artificial no mercado de ações brasileiro. A autora (Vieira, 2021) analisa artigos acadêmicos que exploram o tema, destacando as principais metodologias utilizadas, os resultados obtidos e as tendências emergentes. O estudo conclui que a IA representa uma oportunidade significativa para transformar o mercado financeiro, mas enfatiza a necessidade de uma abordagem responsável e criteriosa em sua adoção. A autora destaca a importância de regulamentações adequadas para assegurar a proteção dos investidores, a estabilidade do mercado e o uso ético das ferramentas de IA.

O trabalho de conclusão de curso de Garcez (2022) tem como objetivo comparar a eficácia de dois métodos de previsão de séries temporais aplicados ao mercado financeiro: o modelo estatístico AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) e a técnica de Programação Genética (PG), uma vertente da Inteligência Artificial Evolucionária. Utilizando dados reais dos índices IBOVESPA, NASDAQ e Dow Jones, o autor aplicou ambos os métodos para prever valores futuros com base em séries históricas. Os resultados demonstraram que, nas primeiras previsões *ex-post*, a PG apresentou desempenho superior ao ARIMA em termos de precisão. A conclusão do estudo sugere que, embora os modelos estatísticos tradicionais sejam robustos, técnicas de IA como a PG oferecem maior flexibilidade e capacidade de adaptação em cenários financeiros complexos e voláteis.

O livro "Inteligência Artificial Aplicada ao Mercado Financeiro", de Pavão (2023), apresenta uma aplicação prática da IA na previsão de preços de ações, utilizando o método de suavização exponencial tripla com dados da PETR4. Com abordagem exploratória e uso da linguagem Python, o autor demonstra como algoritmos estatísticos simples podem auxiliar investidores a identificar tendências e tomar decisões mais informadas, mesmo sem conhecimento técnico avançado. O estudo conclui que ferramentas acessíveis baseadas em IA podem democratizar o uso de análise preditiva no mercado financeiro, tornando-as úteis para o investidor comum.

Públio (2022) investiga de forma prática e teórica como a inteligência artificial está sendo utilizada na gestão financeira de empresas brasileiras. A metodologia incluiu uma pesquisa de campo com 10 profissionais do setor financeiro, além de revisão de literatura sobre as aplicações da IA em análise de dados, detecção de fraudes, avaliação de riscos e automação de processos. Os resultados revelam que 80% dos entrevistados consideram a IA extremamente importante, e 70% relatam benefícios concretos como redução de custos, otimização de processos e apoio à tomada de decisão. A conclusão destaca que, embora a IA represente um diferencial competitivo crescente, sua implementação requer atenção a questões como segurança de dados, ética e capacitação das equipes.

# Justificativa

A crescente complexidade do mercado financeiro, aliada ao alto volume de informações disponíveis, tem tornado desafiadora a tarefa de tomar decisões de investimento bem fundamentadas. Esse cenário é ainda mais crítico para investidores iniciantes, que frequentemente enfrentam dificuldades em avaliar riscos, identificar oportunidades e construir portfólios ajustados às suas necessidades. Além disso, a falta de ferramentas acessíveis que auxiliem na personalização de estratégias de investimento reforça a importância de soluções que considerem as características individuais de cada investidor para apoiar decisões mais assertivas.

Este trabalho se justifica pela necessidade de atender a essa demanda, propondo o desenvolvimento de um sistema que utiliza abordagens baseadas em IA e **AGMOs** para a construção de portfólios de investimento personalizados. A proposta tem como objetivo principal auxiliar na construção de estratégias financeiras ajustadas a critérios como perfil de risco, idade, preferências setoriais e objetivos financeiros de longo prazo. Dessa forma, busca-se oferecer um suporte analítico que permita aos investidores tomar decisões mais seguras e alinhadas às suas necessidades.

A base teórica do trabalho fundamenta-se nas abordagens tradicionais de construção de portfólios, como a **Teoria Moderna do Portfólio (Markowitz, 1952)**, que estabelece uma relação entre risco e retorno, e em técnicas contemporâneas como os AGMOs. Estas técnicas são amplamente reconhecidas por sua capacidade de lidar com múltiplos critérios de decisão de maneira simultânea, como retorno esperado, risco associado e diversificação. Além disso, o uso de aprendizado de máquina, como redes neurais artificiais para estimativa de retorno, complementa a abordagem, permitindo maior precisão na análise de dados financeiros.

O desenvolvimento deste trabalho também se justifica pelo papel central que a análise de dados desempenha na tomada de decisões financeiras. A utilização de dados históricos, combinada com métodos computacionais de otimização, permite a aplicação de técnicas analíticas avançadas para gerar recomendações mais fundamentadas e adaptadas às necessidades de diferentes perfis de investidores.

Assim, a relevância deste projeto reside em sua contribuição para a melhoria do processo de tomada de decisão no mercado financeiro, possibilitando aos investidores, mesmo aqueles com pouca experiência, maior autonomia e segurança na gestão de seus recursos. Dessa forma, busca-se facilitar o acesso a informações personalizadas e orientações automatizadas, promovendo um ambiente mais acessível e eficiente para a alocação de investimentos, alinhado ao perfil e às preferências individuais de cada usuário.

# METODOLOGIA

O trabalho será desenvolvido observando as seguintes etapas:

1. levantamento bibliográfico: pesquisar e estudar os principais fundamentos teóricos relacionados à Teoria Moderna do Portfólio, algoritmos genéticos multiobjetivo, inteligência artificial em finanças e personalização de carteiras. Serão analisados artigos científicos, dissertações, livros e trabalhos correlatos que tratem da construção de portfólios com múltiplos critérios e perfis de investidor;
2. elicitação dos requisitos do sistema: definir os requisitos funcionais e não funcionais da aplicação, com foco na personalização da carteira. A IA deverá permitir que o usuário informe variáveis como: perfil de risco, idade, prazo de investimento, classes de ativos preferidas e setores ou ativos específicos a serem priorizados ou evitados. Essas informações serão utilizadas para guiar o comportamento do algoritmo de otimização;
3. coleta e pré-processamento de dados: obter dados históricos de preços e indicadores de diferentes classes de ativos, incluindo ações setoriais, títulos de renda fixa e fundos imobiliários, por meio de bibliotecas como yfinance, pandas\_datareader e outras fontes públicas. Os dados serão tratados para extração de métricas como retorno médio, risco, liquidez e correlação entre ativos;
4. modelagem do sistema: criar diagramas de casos de uso e de atividades utilizando notação Unified Modeling Language (UML) e Diagramas de Fluxo de Dados (DFD), com auxílio de ferramenta como Enterprise Architect (EA), para representar a lógica do sistema, os fluxos entre os módulos de entrada, processamento e geração das carteiras, e os critérios de decisão baseados nos *inputs* do usuário;
5. implementação do modelo de IA com AGMO: desenvolver a inteligência artificial utilizando um algoritmo genético multiobjetivo (preferencialmente NSGA-III ou E-dyNSGA-III) com a biblioteca pymoo. O algoritmo será configurado para otimizar simultaneamente objetivos como retorno esperado, risco total e grau de diversificação, considerando as restrições e preferências individuais fornecidas pelo usuário. A estrutura genética será adaptada para acomodar múltiplas classes de ativos, com pesos alocados a cada grupo (ações, renda fixa, FIIs etc.);
6. integração com rede neural auxiliar: será implementado um modelo de rede neural, utilizando TensorFlow/Keras, para auxiliar na estimativa de retorno esperado de combinações de ativos, especialmente em contextos com múltiplos perfis e ativos menos correlacionados, como FIIs e títulos;
7. interface de interação e visualização: será desenvolvida uma interface interativa utilizando React, permitindo que o usuário insira informações como perfil de risco, idade, preferências por setores e tipos de ativos. A interface será conectada ao *back-end* da IA por meio de APIs, permitindo a comunicação entre o *front-end* em React e o modelo de otimização desenvolvido em Python. Os resultados serão apresentados de forma visual e intuitiva, incluindo gráficos da Fronteira de Pareto, alocação percentual por classe de ativo e indicadores de desempenho como retorno estimado, risco e grau de diversificação. Para visualizações gráficas, serão utilizadas bibliotecas como Chart.js, Recharts ou D3.js, integradas ao ambiente React;
8. testes: aplicar testes em diferentes cenários de perfis de usuário, prazos de investimento e combinações de ativos para ajustar os parâmetros do algoritmo, como taxa de mutação, tamanho da população e número de gerações. Serão comparados os resultados de diferentes execuções em relação à consistência e diversidade das carteiras geradas;
9. validação da solução: realizar validação por meio de *backtesting*, utilizando dados históricos reais não utilizados durante o treinamento, e simular o desempenho das carteiras geradas ao longo do tempo. A validação incluirá a análise de retorno acumulado, volatilidade e aderência às restrições e preferências do usuário. Resultados serão comparados a *benchmarks* (como Certificado de Depósito Interbancário (CDI), Ibovespa e o Índice de Fundos de Investimentos Imobiliários (IFIX)) e estratégias tradicionais.

Referências

ASSAF NETO, Alexandre. **Mercado Financeiro**. 2008, p. 228.

BODIE, Zvi; KANE, Alex; MARCUS, Alan. J. **Investments**. 9. ed. New York: McGraw-Hill Education, 2014.

COELLO, Carlos. A. Coello; LAMONT, Gary. B.; VAN VELDHUIZEN, David. A. **Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems**. Springer, 2007.

CORNUEJOLS, Gérard; TUTUNCU, R. **Optimization methods in finance**. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.

DARWIN, Charles. **On the Origin of Species**. John Murray, 1859.

DEB, Kalyanmoy et al. **A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.

ELTON, Edwin J. et al., **Modern portfolio theory and investment analysis**. 9. ed. New York: Wiley, 2014.

FABOZZI, Frank J.; FOCARDI, Sergio. M.; KOLM, Petter. N. **Financial modeling of the equity market: from CAPM to cointegration**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2007.

GARCEZ, Matheus. **Aplicações da Inteligência Artificial na Análise e Recomendação de Investimentos**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Matemática) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2022. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/61457/TCC\_Garcez\_Mat10106251.pdf. Acesso em: 16 abr. 2025.

GOLDBERG, David. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Addison-Wesley, 1989.

MARKOWITZ, Harry. **Portfolio selection**. The Journal of Finance, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.

MICHALIEWICZ, Z. **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**. Springer, 1996.

OLIVEIRA, Felipe. S. **A moderna teoria de carteiras: limitações e extensões**. Revista de Administração de Empresas, v. 50, n. 2, p. 220–231, 2010.

PARETO, Vilfredo. **Manuale di Economia Politica**. Società Editrice, 1906.

PAVÃO, Emerson A. F. **Inteligência artificial aplicada ao mercado financeiro: conceitos, aplicações e desafios**. São Paulo: Aya Editora, 2023. Disponível em: https://ayaeditora.com.br/livros/L597.pdf. Acesso em: 16 abr. 2025.

PÚBLIO, Caio C. R. **A inteligência artificial aplicada ao mercado de capitais: o uso de algoritmos no processo decisório de investimentos**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Econômicas) – Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Goiânia, 2022. Disponível em: https://repositorio.pucgoias.edu.br/jspui/bitstream/123456789/7894/1/TCC%20II%20P%C3%BAblio%20corrigido%2024.06.pdf. Acesso em: 16 abr. 2025.

SANTOS, Rafael. **Análise crítica da teoria moderna do portfólio: pressupostos, limitações e alternativas**. Revista de Economia e Administração, v. 9, n. 1, p. 50–63, 2010.

VIEIRA, Ana C. **O uso de algoritmos genéticos na alocação de portfólios de investimentos**. 2021. Disponível em: https://repositorio.ufms.br/retrieve/311bc58c-63ba-455d-b907-f4cc0d5d8ed0/10545.pdf. Acesso em: 16 abr. 2025.

ZITZLER, Eckart; THIELE, Lothar. **Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization**: Methods and Applications, v. 3, n. 4, p. 257–271, 1999.