|  |  |
| --- | --- |
| CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO – TCC (RES\_024\_2022 – 2024\_2) | |
| (X) Pré-projeto ( ) 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

Aurélio Faustino Hoppe

Nome do(a) Supervisor(a)/Mentor(a) – Supervisor(a)/Mentor(a)

# Contextualização

A tecnologia tem desempenhado um papel fundamental na transformação do mercado financeiro, especialmente com a incorporação da inteligência artificial (IA), que tem permitido automatizar processos, realizar análises mais complexas e gerar insights mais precisos para os investidores (Garcez, 2022). Ferramentas de IA são capazes de prever tendências de mercado, gerenciar carteiras de investimento e avaliar riscos, proporcionando maior eficiência e confiabilidade nas decisões financeiras (Públio, 2022).

No cenário atual, a complexidade dos mercados e o volume crescente de informações dificultam a escolha das melhores oportunidades de investimento. Métodos tradicionais frequentemente falham em lidar com a alta dimensionalidade dos dados e com a volatilidade do mercado (UFSC, 2023). A inteligência artificial soluciona parte desses desafios ao processar grandes quantidades de dados financeiros em tempo real, identificando padrões que poderiam passar despercebidos em análises manuais. Além disso, ela contribui para a redução do viés humano, oferecendo recomendações baseadas em dados objetivos (Investing.com Academy, 2024).

Sistemas automatizados de recomendação de investimentos surgem como uma solução promissora para personalizar as alocações conforme o perfil de cada investidor. Esses sistemas utilizam IA para analisar variáveis como preferências individuais, tolerância ao risco e objetivos financeiros, sugerindo estratégias otimizadas (Aya Editora, 2023). Técnicas matemáticas como programação linear e métodos de otimização também são aplicadas nesses sistemas para levar em conta critérios múltiplos, como risco ajustado ao retorno e diversificação da carteira (Cornuéjols & Tutuncu, 2007, apud UFMS, 2021).

Apesar dos avanços, ainda existem desafios quanto à acessibilidade e à necessidade de conhecimento técnico para interpretar os dados gerados. No entanto, o progresso contínuo nas interfaces de aprendizado de máquina tem tornado essas tecnologias cada vez mais intuitivas, acessíveis mesmo para investidores com menor experiência (Públio, 2022).

O objetivo deste trabalho é desenvolver um aplicativo capaz de construir portfólios de investimento otimizados de forma personalizada, utilizando técnicas de inteligência artificial baseadas em algoritmo genético multiobjetivo, 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 fundamentais para elaboração do projeto e estão divididas em duas subseções. A subseção 2.1 aborda a revisão bibliográfica e 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 & Gruber, 1997).

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 et al., 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 et al., 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 multiobjetivo (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 e 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 Coello et al., 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 NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 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 Coello et al., 2007; Deb et al., 2002). A figura 2 Mostra o funcionamento do NSGA-II. Pt é a população dos pais e Qt é a população dos filhos na geração t. F1 são as melhores soluções das populações combinadas (pais e filhos). F2 são as segundas melhores soluções e assim por diante.

Figura 2 – Diagrama de fluxo do NSGA-II

Diagrama, Desenho técnico

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: (Coello Coello et al., 2007).

## 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, 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”).

Quadro 1 - 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" | | UFMS (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" | AYA Editora (2023) |
| Inteligência artificial e investimentos: como a IA está transformando o trading | "inteligência artificial" AND "trading" AND “investimentos” | Investing.com Academy (2024) |
| 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 pelo autor.

Os trabalhos apresentados no Quadro 1 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 estudo da UFMS (2021) traz uma aplicação prática de algoritmos genéticos na construção de portfólios, abordando a otimização multiobjetivo com base em critérios como retorno esperado e risco associado. O trabalho demonstra, por meio de simulações reais, como essa abordagem pode superar os métodos tradicionais baseados na Teoria Moderna do Portfólio, fornecendo subsídios técnicos para a implementação do componente de otimização deste projeto.

O TCC de Garcez (2022) investiga o uso de IA na recomendação de investimentos a partir de uma análise do perfil do investidor. A proposta do autor de utilizar um sistema especialista para sugerir alocações com base na tolerância ao risco, idade e horizonte de investimento é bastante similar à proposta deste trabalho. Essa semelhança fortalece o embasamento teórico da etapa de entrada e perfilamento de usuário do nosso sistema.

A obra da AYA Editora (2023) fornece uma revisão teórico-prática abrangente sobre os conceitos centrais da IA no mercado financeiro, além de abordar os desafios éticos e computacionais envolvidos na criação de assistentes financeiros inteligentes. Ela contribui para o entendimento da complexidade que envolve o uso de IA no ambiente real e serve de guia para as boas práticas na construção de soluções com responsabilidade algorítmica.

Já o artigo da Investing.com Academy (2024) ilustra com exemplos reais como a IA vem sendo utilizada em plataformas de trading automatizado, desde a previsão de movimentos de preços até a execução de ordens com base em estratégias otimizadas. Essa referência fornece suporte conceitual e atual ao aspecto técnico do projeto, especialmente nas fases de avaliação de carteiras geradas e simulação de cenários econômicos.

Por fim, o trabalho de Públio (2022) analisa de maneira crítica como a inteligência artificial pode ser incorporada nos processos decisórios do mercado de capitais, especialmente no que diz respeito à racionalidade algorítmica e à mitigação de vieses comportamentais. O estudo reforça a importância da IA na neutralização de fatores subjetivos, característica fundamental para o objetivo do nosso sistema de gerar recomendações imparciais e baseadas em dados.

# Justificativa

O t͏raba͏lho a͏qui proposto t͏em o obje͏tivo de ajudar na personalização das estratégias de investimento, oferecendo uma solução tecnol͏ógica baseada e͏m inteligência artificial que p͏er͏mite a construção ͏autônoma de portfólios de investimento ajustados às ca͏racterísticas individua͏is de͏ cada uso. Com a crescente complexidade do mercado financeiro e o v͏olume de informação qu͏e existe fica͏ cada vez mais di͏f͏ícil os investidores, principalmente os que estã͏o começand͏o, tomarem decisões bem fundamentadas sem ajuda ferramentas analíticas fortes. ͏Nesse co͏ntex͏to ͏a pro͏posta deste tra͏balho ͏é criar ͏um sistema inteligente que pode sugerir alocações otimizada͏s ativos ba͏se ͏em critérios c͏omo perfil͏ de risco idade p͏r͏eferências do setor e o͏bjetivos financeiros longo prazo.

A base teórica para este trabalho encontra-se fundamentada nas abordagens tradicionais de construção de carteiras, como a Teoria Moderna do Portfólio (Markowitz, 1952), e nas evoluções contemporâneas representadas pelos Algoritmos Genéticos Multiobjetivo (AGMOs), que permitem tratar simultaneamente múltiplos critérios de decisão, como retorno, risco e diversificação. Conforme discutido nas subseções 2.1.1 a 2.1.3, os AGMOs oferecem uma abordagem mais flexível e adaptável às necessidades dos investidores modernos, especialmente quando combinados com redes neurais artificiais para estimativa de retorno. Essa estrutura híbrida, baseada em técnicas evolutivas e aprendizado de máquina, fornece uma base metodológica robusta para o desenvolvimento de soluções inteligentes de recomendação financeira.

A proposta está alinhada com o eixo de Engenharia de Dados e Informação, uma vez que envolve o uso intensivo de dados financeiros históricos, métodos computacionais de otimização e ferramentas de análise preditiva para gerar soluções orientadas por dados. Além disso, trata-se de um projeto com caráter inovador, pois propõe a criação de um sistema capaz de gerar recomendações personalizadas com base em múltiplos inputs do usuário, considerando diferentes classes de ativos (ações, renda fixa, fundos imobiliários) e preferências de alocação. Espera-se que o resultado final proporcione maior autonomia e segurança na tomada de decisão por parte dos investidores, contribuindo para a inclusão digital e a educação financeira no contexto atual.

# 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. 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.
3. 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.
4. Modelagem do sistema: criar diagramas de casos de uso e de atividades utilizando notação UML, com auxílio de ferramenta como Enterprise Architect, 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 (DNN), 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 backend da IA por meio de APIs, permitindo a comunicação entre o frontend 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 CDI, Ibovespa, IFIX) e estratégias tradicionais.
10. Documentação: sistematizar os resultados obtidos, documentar o código-fonte da IA, os métodos utilizados e as análises realizadas. Será redigido o relatório final do TCC com base nas observações obtidas ao longo do processo, indicando as contribuições, limitações e possíveis aprimoramentos futuros da solução desenvolvida.

Referências

* AYA EDITORA. *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.
* 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.
* INVESTING.COM ACADEMY. *Inteligência artificial e investimentos: como a IA está transformando o trading*. 2024. Disponível em: <https://br.investing.com/academy/trading/ia-investimentos-trading/>. Acesso em: 16 abr. 2025.
* PÚBLIO, Caio César Rocha. *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.
* UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL – UFMS. *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.
* -----
* Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer.
* Darwin, C. (1859). On the Origin of Species. John Murray.
* Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2), 182-197.
* Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley.
* Michalewicz, Z. (1996). Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer.
* Pareto, V. (1906). Manuale di Economia Politica. Società Editrice.
* Zitzler, E., & Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 3(4), 257-271.
* ASSAF NETO, Alexandre. Mercado Financeiro. 2008, p. 228.