|  |  |
| --- | --- |
| 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 |

TÍTULO DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO: subtítulo (se houver)

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 essencial na otimização do mercado financeiro, especialmente com a incorporação da inteligência artificial (IA), que permite prever tendências e recomendar investimentos. De acordo com um estudo publicado na revista *Journal of Financial Economics*, a IA está transformando o setor financeiro ao automatizar processos, melhorar a análise de dados e oferecer insights mais precisos (Bollen et al., 2011). Por exemplo, algoritmos avançados de aprendizado de máquina estão sendo usados para prever movimentos do mercado, gerenciar carteiras e avaliar riscos, proporcionando maior eficiência e precisão nas decisões financeiras (Kumar & Bhattacharya, 2020).

No contexto atual, a complexidade dos mercados e o grande volume de informações disponíveis dificultam a escolha das melhores oportunidades de investimento. Métodos tradicionais frequentemente falham em lidar com a alta dimensionalidade dos dados e com a dinamicidade do mercado (Bharati & Singh, 2017). A IA resolve esses desafios ao processar grandes volumes de dados financeiros, identificando padrões que poderiam passar despercebidos em análises manuais (Aidenejad et al., 2019). Além disso, ela reduz o viés humano, oferecendo recomendações baseadas em dados objetivos.

Sistemas automatizados de recomendação de investimentos são uma solução promissora para personalizar alocações conforme o perfil do investidor. Esses sistemas utilizam IA para analisar preferências individuais, tolerância ao risco e objetivos financeiros, sugerindo estratégias otimizadas (Zhang et al., 2019). Modelos matemáticos avançados, como programação linear e métodos de otimização, também são empregados para considerar múltiplos critérios na seleção de ativos, como risco ajustado ao retorno e diversificação (Cornuéjols & Tutuncu, 2007).

Embora os sistemas de recomendação baseados em IA ofereçam benefícios significativos, ainda existem desafios relacionados à acessibilidade e à necessidade de conhecimento técnico para interpretar os dados gerados. No entanto, avanços contínuos em aprendizado de máquina estão tornando essas tecnologias mais intuitivas e acessíveis para investidores menos experientes (Chen et al., 2022).

O objetivo deste trabalho é desenvolver um aplicativo capaz de construir portfólios de investimento otimizados de maneira autônoma, empregando Algoritmos Genéticos para ajustar a distribuição de ativos segundo os gostos e tipos de investidores. Os objetivos específicos são: (i) criar um modelo da apresentação dos ativos e das limitações no Algoritmo Genético, levando em conta fatores como nível de risco, idade, dinheiro disponível e tempo de investimento; (ii) definir e colocar em prática a função de fitness, levando em consideração a relação entre risco e lucro conforme as escolhas do usuário; (iii) experimentar e comparar diferentes configurações do algoritmo para medir sua eficácia na customização dos portfólios; (iv) confirmar os resultados confrontando os portfólios criados com referências comuns do mercado financeiro, vendo sua aplicação e adequação ao tipo de investidor.

# 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 composição de carteiras de investimentos; a subseção 2.1.2 explora os fundamentos matemáticos e evolutivos da Teoria Moderna do Portfólio; a subseção 2.1.3 traz a definição de algoritmos genéticos multiobjetivos

### Composição de carteiras de investimentos

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). Essas decisões são ajustadas periodicamente conforme as condições do mercado e eventuais mudanças no perfil do investidor (Bodie et al., 2014).

Para a população em geral, essa abordagem oferece três vantagens principais: (1) acesso a retornos superiores à poupança tradicional, (2) redução de risco através da diversificação, e (3) proteção contra a erosão do poder de compra causada pela inflação (Bodie 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 apresentada na Figura (Figura 1). Esta matriz 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.

Figura 1 – Exemplo da aplicação

Uma imagem contendo Tabela

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: Lyu *et al*. (2017).

### Teoria Moderna do Portfólio

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 2, 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 2 – Exemplo da aplicação

Diagrama

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: Lyu *et al*. (2017).

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). A Figura X apresenta um diagrama representativo do funcionamento geral de um AGMO, evidenciando as principais etapas de seu ciclo iterativo: inicialização, avaliação, reprodução e seleção (Coello Coello, Lamont e Van Veldhuizen, 2007).

Figura 3 – Exemplo da aplicação

Diagrama

O conteúdo gerado por IA pode estar incorreto.

Fonte: Lyu *et al*. (2017).

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).

## Correlatos

[Nesta subseção se deve apresentar utilizando o Quadro 1: o Assunto, as palavras chaves (Filtro) utilizadas no protocolo de busca por trabalhos correlatos ao proposto, e as fontes bibliográficas (Referências). E, por fim, argumentar quais destes trabalhos foram selecionados, e o porquê da sua escolha, para serem usados como trabalhos correlatos a este projeto. Devem ser incluídos preferencialmente trabalhos acadêmicos com características e funcionalidades semelhantes ao que está sendo produzido. Atenção, não é necessário descrever cada um dos trabalhos correlatos.]

Quadro 1 - Síntese dos trabalhos correlatos selecionados

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Assunto | Filtro | Referência |
| Assunto 1 | Filtro 1 | Autor (2024) |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

Fonte: elaborado pelo autor.

# Justificativa

[Nesta seção deve apresentar utilizando o descrito nas bases teóricas como pode resolver o problema proposto.]

[Também deve apresentar qual será a contribuição para o campo de aplicação.]

[E por fim, como o trabalho proposto tem aderência ao eixo escolhido (1. Visão Sistêmica; 2. Gestão de Sistemas de Informação e da Tecnologia da Informação; 3. Desenvolvimento de Software para Sistemas de Informação; 4. Engenharia de Dados e Informação; 5. Infraestrutura para Sistemas de Informação; 6. Pesquisa, Inovação e Empreendedorismo; ou 7. Desenvolvimento Pessoal e Profissional).]

# METODOLOGIA

[A metodologia refere-se à descrição dos procedimentos, métodos e recursos a serem utilizados no decorrer do trabalho. A etapas da metodologia devem ser apresentadas de forma descritiva. Podem ser arroladas tantas etapas quantas forem necessárias, tais como reavaliação de requisitos, especificação, projeto do sistema, implementação, testes, validação, entre outras. Observa-se que cada etapa deve ser descrita detalhadamente, incluindo os métodos e ferramentas a serem usados, conforme o caso. A etapa da validação da solução é obrigatória.]

O trabalho será desenvolvido observando as seguintes etapas:

1. nome da etapa 01: descrever as atividades a serem realizadas, incluindo (quando for o caso) métodos e ferramentas a serem usados;
2. nome da etapa 02: descrever as atividades a serem realizadas, incluindo (quando for o caso) métodos e ferramentas a serem usados;
3. (...);
4. nome da etapa n: descrever as atividades a serem realizadas, incluindo (quando for o caso) métodos e ferramentas a serem usados.

Referências

Contextualização:

* Aidenejad, F., et al. (2019). *Financial Time Series Forecasting Using Machine Learning Techniques*. Journal of Intelligent Information Systems, 54(2), 257–273.
* Bharati, R., & Singh, H. (2017). *Portfolio Optimization Using Machine Learning*. Journal of Financial Data Science, 3(1), 1–15.
* Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). *Twitter Mood Predicts the Stock Market*. Journal of Computational Science, 2(1), 1–8.
* Chen, Y., et al. (2022). *Advances in Machine Learning for Financial Applications*. Journal of Financial Innovation, 8(1), 1–12.
* Cornuéjols, G., & Tutuncu, R. (2007). *Optimization Methods in Finance*. Cambridge University Press.
* Kumar, A., & Bhattacharya, S. (2020). *Machine Learning in Finance: A Review*. Journal of Financial Management, Markets and Institutions, 28(1), 1–20.
* Zhang, Y., et al. (2019). *Personalized Portfolio Recommendation Using Machine Learning*. Journal of Intelligent Information Systems, 54(1), 137–151.