



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

LEONARDO CANUTO DE OLIVEIRA MAGALHÃES

**Proposição de sistema de apoio à decisão para
portfólios financeiros**

Recife
2024

**PROPOSIÇÃO DE SISTEMA DE APOIO À
DECISÃO PARA PORTFÓLIOS FINANCEIROS**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia de
Produção da Universidade Federal de
Pernambuco, como requisito parcial para
obtenção do título de Engenheiro de
Produção

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Hazin Alencar

Recife
2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Magalhães, Leonardo Canuto de Oliveira .

Proposição de sistema de apoio à decisão para portfólios financeiros / Leonardo Canuto de Oliveira Magalhães. - Recife, 2024.

65 : il., tab.

Orientador(a): Marcelo Hazin Alencar

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia de Produção - Bacharelado, 2024.

Inclui referências, apêndices.

1. Sistema de Apoio à Decisão. 2. Portfólio Financeiro. 3. Otimização de portfólio. 4. Produto Financeiro. I. Alencar, Marcelo Hazin. (Orientação). II. Título.

620 CDD (22.ed.)

**PROPOSIÇÃO DE SISTEMA DE APOIO À
DECISÃO PARA PORTFÓLIOS FINANCEIROS**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia de
Produção da Universidade Federal de
Pernambuco, como requisito parcial para
obtenção do título de Engenheiro de
Produção

Aprovado em: 18/03/2024

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Marcelo Hazin Alencar (Orientador)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof.^a Dr.^a Caroline Mota (Examinadora Interna)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof.^a Dr.^a Maria Lúcia Roseli (Examinadora Interna)

Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

O apoio recebido com certeza tornou a caminhada mais leve e especial, então não posso deixar de agradecer a todos que tornaram esse período melhor.

Gostaria de agradecer aos meus pais, por sempre me apoiarem e estarem incondicionalmente ao meu lado. Com certeza fizeram a diferença nesta jornada.

Gostaria de agradecer aos amigos que criei ao longo da graduação. Os quais me apoiaram e tornaram a rotina do dia a dia mais agradável. Além das inúmeras companhias de idas e vindas da faculdade.

Gostaria de agradecer também ao CITi e a todos que tive contato. Foi um período de muita evolução e descobertas do que eu quero ser profissionalmente. Agradecimento especial para Cynara, que conheci no CITi e virou minha namorada. Ela é sobretudo minha parceira e muito me ajuda e apoia no percorrer da caminhada.

Gostaria de agradecer também ao meu orientador Marcelo, que não hesitou em me ajudar e se demonstrou sempre disponível e disposto para atender as minhas dúvidas. Além de fornecer feedbacks valiosos para aprimoramento deste trabalho.

Gostaria de agradecer também aos demais amigos não citados anteriormente pela parceria de sempre e pela contribuição direta ou indireta para chegar até aqui.

Obrigado a todos!

RESUMO

O presente trabalho trata a respeito de um Sistema de Apoio à Decisão (SAD) para a construção de portfólios financeiros, visando facilitar a inserção de investidores no mercado financeiro e otimizar suas decisões de investimento com base em uma combinação eficiente de risco e retorno. Considerando a complexidade e a volatilidade dos mercados financeiros atuais, bem como a diversidade de produtos financeiros disponíveis, este estudo propõe uma ferramenta que integra algoritmos de otimização de portfólio, como a Otimização de Média-Variância e o modelo Hierarchical Risk Parity (HRP), para fornecer recomendações personalizadas que atendam aos diferentes perfis de risco e aos objetivos de investimento dos usuários. A solução proposta inclui a automatização da coleta e análise de dados de mercado, bem como a implementação de funcionalidades de personalização para ajustar as recomendações de portfólio às preferências individuais. Este trabalho contribui para com a Engenharia de Produção ao aplicar sistemas de apoio à decisão no domínio financeiro, promovendo uma maior estabilidade financeira e eficiência na gestão de investimentos.

Palavras-chave: Sistema de Apoio à Decisão, Portfólios Financeiros, Otimização de Portfólio, Produto Financeiro

ABSTRACT

This paper develops a Decision Support System (DSS) for the construction of financial portfolios, aiming to facilitate investors' entry into the financial market and optimize their investment decisions based on an efficient combination of risk and return. Considering the complexity and volatility of current financial markets, as well as the diversity of financial products available, this study proposes a tool that integrates portfolio optimization algorithms, such as Mean-Variance Optimization and the Hierarchical Risk Parity (HRP) model, to provide personalized recommendations that meet the various risk profiles and investment objectives of users. The methodology includes the automation of market data collection and analysis, as well as the implementation of customization features to tailor portfolio recommendations to individual preferences. This work contributes to Industrial Engineering by applying decision support systems in the financial domain, promoting greater financial stability and efficiency in investment management.

Keywords: Decision Support System, Financial Portfolios, Portfolio Optimization, Financial Product

FIGURAS

Figura 1. Clusterização dos ativos.....	33
Figura 2. Representação da quasi-diagonalização.....	34
Figura 3. Modelagem do SAD proposto.....	43
Figura 4. Arquitetura do sistema de apoio à decisão proposto.....	44
Figura 5. Representação da matriz de correlação.....	48
Figura 6. Tela de exclusão de ativos do SAD.....	50
Figura 7. Menu de navegação do SAD.....	51
Figura 8. Funcionamento biblioteca PyPortfolioOpt.....	53
Figura 9. Representação da fronteira eficiente.....	55
Figura 10. Tela de Análise e Recomendações do SAD.....	58

TABELAS

Tabela 1. Relação de perfil do investidor.....	45
Tabela 2. Relação ativos englobados no SAD.....	47
Tabela 3. Comparativo resultados Markowitz para perfil conservador.....	57
Tabela 4. Comparativo resultados Markowitz para perfil moderado.....	58
Tabela 5. Comparativo resultados Hierarchical Risk Parity.....	59

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	11
1.1.	Objetivos.....	13
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTUDOS RELACIONADOS.....	15
2.1.	Investimento Financeiro ao longo do tempo.....	15
2.2.	Risco financeiro.....	17
2.3.	Retorno do investimento.....	18
2.4.	Índice de Sharpe.....	19
2.5.	Teoria das Finanças Comportamentais	20
2.6.	Técnicas clássicas de investimento	21
2.7.	Algoritmos no contexto de investimentos.....	23
2.8.	Visão geral sobre Otimização Financeira.....	23
2.8.1.	Otimização Convexa.....	25
2.8.2.	Modelos de otimização de portfólio.....	26
2.8.3.	Teoria Moderna do Portfólio.....	28
2.8.3.1.	Fronteira Eficiente.....	29
2.8.3.2.	Modelos de Risco.....	30
2.8.3.3.	Otimização média-variância.....	31
2.8.4.	Hierarchical Risk Parity.....	32
2.9.	Sistema de apoio à decisão.....	35
2.10.	Revisão da literatura.....	36
3.	SOLUÇÃO PROPOSTA.....	42
3.1.	Sistema de apoio à decisão proposto.....	39
3.1.1.	Perfil do investidor.....	50
3.1.2.	Seleção de ativos.....	51
3.1.3.	Análises e recomendações.....	52
3.1.4.	Usabilidade e experiência do usuário.....	53
3.2.	Aplicação em Python.....	54
3.2.1.	Aplicação do modelo de Markowitz em Python.....	55
3.2.2.	Aplicação do modelo HRP em Python.....	56
4.	RESULTADOS E CONSIDERAÇÕES.....	57
4.1.	Resultados aplicação do modelo de Markowitz.....	57
4.2.	Resultados aplicação do modelo Hierarchical Risk Parity.....	59
4.3.	Comparativo entre os resultados.....	60
5.	CONCLUSÕES.....	61
5.1.	Limitações do trabalho.....	62
5.2.	Melhorias futuras.....	62
6.	Referências.....	65
7.	Apêndice.....	66

1. INTRODUÇÃO

No cenário financeiro contemporâneo, a volatilidade dos mercados e a diversidade de produtos financeiros oferecem tanto oportunidades quanto desafios para investidores. A capacidade de tomar decisões informadas e estratégicas sobre onde e como investir torna-se primordial.

Dito isso, a crescente complexidade dos produtos e serviços financeiros torna mais difícil para o indivíduo médio compreender e navegar no mercado financeiro sem conhecimento adequado. Atkinson e Messy (2012) da OCDE (Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico) argumentam que a rápida evolução dos mercados financeiros e a introdução de novos produtos financeiros aumentam a necessidade de competências financeiras, mas muitos consumidores permanecem mal preparados para tomar decisões financeiras informadas.

Diante desse cenário desafiador, se faz necessário iniciativas que visam facilitar a inserção do indivíduo médio no mundo dos investimentos. As atitudes culturais em relação ao dinheiro e à educação financeira também influenciam a prevalência de ensino financeiro. Em muitas culturas, falar sobre dinheiro é tabu, o que pode limitar as discussões sobre gestão financeira e investimento. Um estudo conduzido por Lusardi e Mitchell (2014) aponta que há variações significativas na habilidade de lidar com finanças pessoais entre diferentes países e culturas, sugerindo que fatores culturais desempenham um papel importante na educação financeira.

Além disso, a personalização, no contexto de portfólio financeiro, é fundamental, pois, como apontado por Markowitz (1952), a seleção eficiente de portfólio deve considerar a tolerância ao risco e os objetivos de investimento do indivíduo, visando maximizar os retornos e minimizar os riscos. Além disso, a volatilidade do mercado e fatores externos, como inflação, podem afetar significativamente o desempenho dos investimentos, reforçando a importância de sistemas que possam adaptar as recomendações de investimento às mudanças de mercado (Sharpe, 1964). A adoção de um modelo de otimização de portfólio personalizado, portanto, não apenas alinha as estratégias de investimento às necessidades e preferências individuais, mas

também contribui para a estabilidade financeira e a realização de metas de longo prazo (Bodie et al., 2008).

Por outro lado, a falta de personalização do modelo de investimento pode resultar em um portfólio que não esteja alinhado com as metas, o perfil de risco e as necessidades financeiras do investidor. A adoção de um modelo de otimização de portfólio personalizado, portanto, não apenas alinha as estratégias de investimento às necessidades e preferências individuais, mas também contribui para a estabilidade financeira e a realização de metas de longo prazo (Bodie et al., 2008).

A complexidade dos produtos e serviços financeiros disponíveis atualmente torna desafiador para o investidor médio navegar no mercado financeiro sem um conhecimento adequado. Além disso, a rápida evolução dos mercados e a introdução de novos produtos financeiros aumentam a necessidade de competências financeiras, embora muitos consumidores permaneçam despreparados para tomar decisões financeiras informadas. Diante desse cenário, surge a necessidade de iniciativas que facilitem a inserção do indivíduo médio no mundo dos investimentos, considerando as variações significativas na habilidade de lidar com finanças pessoais entre diferentes países e culturas.

Em suma, a criação de um sistema de apoio à decisão para portfólios financeiros que considera o perfil do investidor representa uma inovação necessária para enfrentar os desafios do mercado financeiro contemporâneo, promovendo um equilíbrio mais eficaz entre risco e retorno e possibilitando que os investidores atinjam suas metas financeiras com maior segurança e eficiência.

Este trabalho, portanto, propõe a criação de um SAD que não apenas fornece informações relevantes e suporte analítico para a tomada de decisões de investimento, mas também considera o perfil do investidor, promovendo um equilíbrio mais eficaz entre risco e retorno. A personalização no contexto de portfólio financeiro é fundamental, como apontado por Markowitz (1952), visando maximizar os retornos e minimizar os riscos com base na tolerância ao risco e nos objetivos de investimento do indivíduo.

A estrutura deste trabalho inicia-se pela fundamentação teórica, na qual são discutidos os principais conceitos, teorias e estudos prévios que fornecem base para o

desenvolvimento do trabalho. Esta etapa é crucial para definir os objetos de estudo abordados. Depois disso é apresentada a solução proposta, bem como todos os detalhes que as definem. Após isso são discutidos os resultados e análises são feitas a respeito da solução. Por fim, é feita a análise e discussão dos resultados obtidos, evidenciando em termos práticos uma visão geral da solução proposta. Além de ser realizada uma análise crítica e indicações de melhorias futuras para o presente trabalho.

No que tange à metodologia científica adotada neste trabalho, ela consiste na aplicação do método dedutivo, estruturando-se sobre um conjunto de premissas teóricas e práticas para o desenvolvimento da pesquisa na proposição de um Sistema de Apoio à Decisão (SAD) para portfólios financeiros. Este método se inicia com premissas gerais derivadas da revisão da literatura sobre otimização de portfólios financeiros, riscos e retornos de investimento, e a partir delas, deduz aplicações específicas e soluções práticas para o contexto dos investimentos financeiros.

A pesquisa segue uma abordagem quantitativa, caracterizada por sua mensurabilidade (aplicação e análise de algoritmos de otimização, avaliação de perfis de risco e retorno) e causalidade (examina a relação entre estratégias de investimento personalizadas e a eficácia na gestão de portfólios financeiros). Quanto ao objetivo da pesquisa, ela tem natureza explicativa, visando desenvolver e implementar um SAD que facilite a inserção e otimização de decisões de investidores no mercado financeiro, apresentando uma solução eficaz que equilibra risco e retorno baseado em perfis individuais de investimento.

1.2 Objetivos

O objetivo central deste trabalho é criar um sistema web-based no qual indivíduos não técnicos consigam obter insights e dados para lhes apoiar na construção de um portfólio de investimento baseado no seu perfil de investidor.

Objetivos específico:

- a. Realizar uma revisão da literatura para explorar acerca das diferentes abordagens descritas na literatura a respeito dos temas abordados neste

trabalho;

- b. Criar uma interface de usuário amigável e acessível que permita aos usuários fornecer informações essenciais, como sua tolerância ao risco, objetivos financeiros, e horizonte de investimento, de forma simples e direta;
- c. Implementar algoritmos de otimização de portfólio, como a Otimização de Média-Variância e o modelo Hierarchical Risk Parity (HRP), para calcular a alocação de ativos mais eficiente de acordo com os dados fornecidos pelo usuário;
- d. Desenvolver um sistema que use fontes de dados financeiros para coletar automaticamente dados históricos e atuais de mercado, fundamentais para a análise e otimização de portfólios;
- e. Projetar o sistema de modo que ele possa ajustar as recomendações de portfólio com base nas preferências individuais do usuário, como exclusão de certos ativos ou setores, além de considerar diferentes níveis de contribuição e retirada;
- f. Realizar testes comparativos entre os modelos para validar a eficácia do produto em gerar portfólios de investimento personalizados que atendam aos critérios de risco e retorno estabelecidos pelos usuários.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTUDOS RELACIONADOS

Neste capítulo será apresentada a fundamentação teórica que suporta este trabalho, bem como alguns estudos relacionados. A fundamentação teórica visou explorar uma visão holística acerca do mundo dos investimentos. Para desta forma, seja direta ou indiretamente, agregar na solução proposta. O foco maior, entretanto, fica no estudo acerca dos métodos de otimização de portfólio para as finanças. Sobretudo dos métodos candidatos a entrarem na solução. Sendo ele por um caminho mais tradicional (referências clássicas) ou moderno. Por fim, se discute a respeito do conceito de Sistema de Apoio à Decisão. Um estudo conceitual é feito, assim como ele pode interagir com a problemática de investimento.

2.1 Investimento Financeiro ao longo do tempo

O investimento financeiro é compreendido como o processo de alocação de capital em ativos ou projetos que se espera gerar lucros ou retornos futuros. Esse processo é fundamental para indivíduos e organizações que buscam aumentar seu patrimônio, gerenciar riscos e alcançar objetivos financeiros a longo prazo. Historicamente, o conceito de investimento tem se desenvolvido e expandido, refletindo mudanças econômicas, inovações de produtos financeiros e avanços tecnológicos. No início, os investimentos eram predominantemente em ativos físicos, como terra e mercadorias. Com o tempo, a diversificação de ativos tornou-se uma estratégia central para a gestão de riscos e retorno, conforme documentado por Markowitz (1952), que introduziu a teoria moderna do portfólio, destacando a importância da diversificação.

Nos anos subsequentes, especialmente após a década de 1970, a democratização do acesso aos mercados financeiros e a inovação em produtos financeiros, como fundos mútuos e derivativos, proporcionaram aos investidores um leque mais amplo de opções para alocação de seus recursos (Sharpe, 1964). Esta era marcou o início da 2ª geração de investimentos financeiros, caracterizada pela gestão ativa de portfólios e pelo uso intensivo de análise fundamentalista e técnica para tomar decisões de investimento.

A revolução tecnológica dos anos 90 e o advento da internet transformaram radicalmente o cenário dos investimentos financeiros, facilitando o surgimento da 3ª geração: o investimento digital. Plataformas online de negociação, robôs de

investimento e algoritmos de alta frequência começaram a desempenhar papéis significativos na otimização de estratégias de investimento, permitindo uma maior precisão e velocidade nas transações (Bodie et al., 2008).

Mais recentemente, a emergência das fintechs e da tecnologia blockchain na última década inaugurou a 4ª geração de investimentos financeiros, caracterizada pelo investimento descentralizado. Criptomoedas, tokenização de ativos e plataformas de financiamento coletivo são exemplos dessa nova era, que promovem maior inclusão financeira e possibilidades de investimento além das fronteiras tradicionais (Tapscott & Tapscott, 2016).

Cada geração de investimentos financeiros não substitui as anteriores, mas oferece novas ferramentas e estratégias para aprimorar a gestão de portfólios e atender às necessidades variadas de investidores. Atualmente, a convergência entre tecnologia e finanças tem permitido o desenvolvimento de soluções inovadoras para desafios tradicionais, como a análise de risco, alocação de ativos e otimização de retornos. A integração de inteligência artificial, machine learning e big data nas decisões de investimento destaca-se como uma tendência promissora, potencializando a personalização e eficácia das estratégias de investimento.

No contexto deste estudo, o foco é na exploração de modelos de investimento financeiro que combinam princípios tradicionais de gestão de portfólios com as capacidades avançadas das tecnologias emergentes. Esse enfoque é particularmente relevante em um ambiente de mercado volátil e incerto, onde a capacidade de adaptar e responder rapidamente às mudanças pode significar a diferença entre o sucesso e o fracasso financeiro. Assim, o estudo visa não apenas compreender as dinâmicas dos investimentos financeiros através das gerações, mas também identificar como as inovações tecnológicas podem ser aplicadas para melhorar os resultados de investimento e contribuir para a robustez e resiliência financeira dos investidores.

2.2 Risco financeiro

Risco no contexto financeiro, segundo (Nelson & Katzenstein, 2014), é um conceito amplo que representa a incerteza em relação aos retornos esperados de um ativo ou portfólio. Sendo essa incerteza um elemento intrínseco ao processo de investimento, decorrente de fatores como: economia, política e sociedade que podem afetar o valor dos ativos financeiros. Compreender e saber gerir o risco é fundamental para a formulação de estratégias de investimento eficazes, visando minimizar perdas

potenciais e maximizar retornos. Knight (1921) foi um dos primeiros a distinguir entre risco quantificável e incerteza, lançando as bases para a teoria moderna do risco.

A evolução do conceito de risco acompanhou as transformações no mercado financeiro ao longo do tempo. Inicialmente, a abordagem ao risco era predominantemente intuitiva e baseada na experiência. Com o passar do tempo e o advento da teoria do portfólio por Markowitz (1952), o risco começou a ser quantificado e gerenciado através da diversificação, marcando o início da primeira geração de gestão de risco financeiro. Este período foi caracterizado pela percepção de que não todos os riscos são iguais e que alguns podem ser mitigados por meio da composição cuidadosa de um portfólio de investimentos.

Especialmente a partir da década de 1970, com o desenvolvimento de modelos de precificação de ativos financeiros, como o modelo de precificação de ativos de capital (CAPM) por Sharpe (1964), o conceito de risco evoluiu para incluir a análise sistemática e o risco não sistemático. A segunda geração de gestão de risco enfatizou a importância de medir o risco em relação ao mercado como um todo, introduzindo conceitos teóricos como o beta do ativo.

A terceira geração de gestão de risco surgiu com o crescimento dos mercados derivativos nos anos 90, permitindo o hedging e a transferência de riscos de maneira mais eficiente. Ferramentas como opções, futuros e swaps tornaram-se essenciais para a gestão de risco, possibilitando estratégias mais sofisticadas de proteção contra a volatilidade do mercado e outros riscos financeiros (Hull, 2000).

No século XXI, com crises financeiras globais, como a de 2008, destacou-se a complexidade do risco e a necessidade de abordagens mais robustas e integradas para sua gestão. A quarta geração de gestão de risco financeiro concentra-se na compreensão dos riscos sistêmicos e na implementação de práticas de gestão de risco mais holísticas, que consideram a interconexão dos mercados financeiros globais e a importância da liquidez. Abordagens baseadas em simulações tornaram-se comuns, junto com o desenvolvimento de regulamentações mais estritas para a gestão de riscos em instituições financeiras.

Para lidar com o risco, os investidores utilizam diversas estratégias de diversificação, que consistem em distribuir os investimentos entre diferentes ativos financeiros. A diversificação é uma forma de reduzir o risco de uma carteira de investimentos, aumentando a chance de que alguns investimentos obtenham retornos positivos, mesmo que outros obtenham retornos negativos.

Atualmente, a análise de risco beneficia-se dos avanços tecnológicos, que permitem monitorar e analisar riscos em tempo real e com maior precisão. A convergência de tecnologia e gestão de risco abre novas possibilidades para a identificação, quantificação e mitigação de riscos, promovendo uma gestão de portfólio mais dinâmica e adaptativa. Neste contexto, o estudo do risco em investimentos financeiros não se limita à sua mitigação, mas também abrange a exploração de oportunidades de investimento que surgem a partir da compreensão aprofundada do risco.

Assim, o risco em investimentos financeiros continua a ser um campo de estudo vital e em constante evolução, desafiando investidores e gestores a desenvolverem estratégias inovadoras de gestão de risco que se alinhem com as mudanças do mercado e as inovações tecnológicas. A capacidade de gerenciar efetivamente o risco não apenas protege contra perdas, mas também é um diferencial competitivo que pode maximizar o retorno dos investimentos.

2.3 Retorno do investimento

No âmbito dos investimentos financeiros, retorno é definido como o ganho ou perda que um ativo ou portfólio acumula ao longo de um período especificado, constituindo-se como um critério essencial para a análise do desempenho de investimentos. Essa métrica é de suma importância para investidores, visto que reflete a eficiência de suas escolhas de investimento e representa o objetivo primordial na gestão de alocações de capital. O retorno pode ser definido também em termos relativos, indicando a variação percentual no valor do investimento. Esta distinção é crucial para compreender a verdadeira valorização ou desvalorização de um investimento, ajustando-se para a escala e o tempo do investimento realizado (Bodie et al. ,2008).

A análise do retorno é intrinsecamente ligada ao conceito de risco, pois os retornos esperados de um investimento estão frequentemente relacionados ao seu nível de risco. Conforme estabelecido por Sharpe (1964) no Modelo de Precificação de Ativos de Capital (CAPM), o retorno esperado de um ativo financeiro deve compensar os investidores pelo risco assumido, além de superar o retorno de uma opção livre de risco. Essa relação entre risco e retorno é um princípio fundamental na teoria financeira, indicando que para alcançar retornos mais elevados, os investidores devem estar dispostos a aceitar um maior nível de risco. Sendo este um dos objetivos deste trabalho.

Com o passar do tempo, as formas de se medir e determinar retornos evoluíram significativamente. Inicialmente, o foco estava principalmente nos retornos absolutos,

sem considerar adequadamente o risco associado aos investimentos. Com o desenvolvimento da teoria do portfólio por Markowitz (1952), a análise de retorno começou a incorporar a noção de eficiência de portfólio, enfatizando a importância de considerar tanto o retorno quanto o risco na escolha de investimentos. Esta abordagem permitiu aos investidores construir portfólios diversificados que maximizam o retorno esperado para um dado nível de risco.

A terceira geração de análise de retorno surgiu com os avanços na tecnologia de informação e na modelagem financeira, permitindo análises mais sofisticadas e personalizadas. As técnicas de análise, como a simulação de Monte Carlo, oferecem um panorama robusto sobre os potenciais retornos de investimentos ao considerar um leque extenso de cenários de mercado e riscos associados.

Por fim, retorno é uma medida essencial na gestão de investimentos financeiros, servindo como um indicador chave do sucesso para o portfólio de investimento. A evolução na análise de retorno reflete o desenvolvimento contínuo das teorias financeiras, permitindo aos investidores e gestores de portfólio abordagens mais sofisticadas e informadas para maximizar os retornos ajustados ao risco e contribuir para a obtenção de objetivos financeiros de longo prazo.

2.4 Índice de Sharpe

O Índice de Sharpe, desenvolvido por William Sharpe em 1966, é uma métrica financeira amplamente reconhecida e utilizada para avaliar a eficiência de um investimento ou estratégia de negociação em termos de compensação entre risco e retorno. Este índice mede o retorno excedente por unidade de desvio padrão em um investimento ou estratégia de negociação, levando em consideração apenas o risco não diversificável, também conhecido como risco sistemático ou de mercado (Sharpe, 1966).

Sua formulação se dá da seguinte maneira, conforme equação (1)

$$\text{Índice de Sharpe} = \frac{(R_p - R_f)}{\sigma_p} \quad (1)$$

- R_p é o retorno do portfólio,
- R_f é a taxa de retorno livre de risco,
- σ_p é o desvio padrão dos retornos do portfólio.

O Índice Sharpe permite comparar portfólios ou investimentos com diferentes níveis de risco. Um Índice Sharpe mais alto indica que um investimento tem um retorno superior por cada unidade de risco, o que é desejável para os investidores. Ele é usado tanto para configurações individuais quanto para fundos de investimento e pode ser aplicado para analisar o desempenho histórico ou para avaliar o potencial de investimentos futuros (Malkiel et al., 2005).

No entanto, é importante observar que o Índice Sharpe não dita uma verdade absoluta. Ele assume que os retornos são distribuídos normalmente e que o investidor está diversificado adequadamente, o que pode não ser sempre o caso na prática. Além disso, o índice pode não ser adequado para portfólios que incluam ativos com distribuições de retorno assimétricas ou para aqueles que têm estratégias que produzem retornos não-lineares (Kaminski & Lo, 2016).

Apesar dessas limitações, o Índice Sharpe continua a ser uma métrica essencial no mundo dos investimentos, amplamente utilizada por sua simplicidade e eficácia na avaliação de investimentos considerando tanto o retorno quanto o risco. Ele serve como uma referência rápida para determinar se um investidor está sendo devidamente recompensado pelos riscos assumidos e é fundamental para a gestão de portfólio moderna, onde a eficiência e a maximização de retornos ajustados ao risco são primordiais (Bednarek, Patel, & Ramezani, 2016).

2.5 Teoria das Finanças Comportamentais

A Teoria das Finanças Comportamentais surge como um contraponto aos modelos tradicionais baseados na hipótese de mercados eficientes, propondo que os investidores nem sempre agem de forma racional. Diante disso, as emoções e os vieses comportamentais, como excesso de confiança, aversão à perda e efeito de ancoragem, desempenham um papel crucial nas decisões de investimento, podendo levar a desvios consideráveis de racionalidade e a anomalias de mercado (Kahneman & Tversky, 1979). Essa abordagem sugere que os fatores psicológicos e cognitivos devem ser considerados ao se construir um portfólio financeiro, reconhecendo que as reações dos investidores às informações e aos eventos do mercado influenciam significativamente os preços dos ativos.

A Teoria do Prospecto representa um marco fundamental na compreensão de como as pessoas avaliam riscos e tomam decisões sob incerteza. Essa abordagem introduz a ideia de que as pessoas valorizam ganhos e perdas de maneira diferente, dependendo

de um ponto de referência específico, geralmente o status quo, ao invés de avaliarem os resultados finais de maneira absoluta. Além disso, a Teoria do Prospecto introduz os conceitos de aversão à perda, onde as perdas são sentidas de maneira mais intensa do que ganhos equivalentes, e o efeito certeza, que descreve como indivíduos tendem a preferir resultados certos em comparação a probabilidades, mesmo quando as expectativas matemáticas são equivalentes.(Kahneman & Tversky, 1979).

Ao considerar os aprendizados destes estudos, o sistema proposto neste trabalho visa não apenas otimizar portfólios financeiros de maneira eficiente, mas também educar e guiar os usuários para uma tomada de decisão mais consciente e menos suscetível a erros comuns impulsionados por emoções e vieses cognitivos.

2.6 Técnicas clássicas de investimento

Com fins de se obter uma visão mais generalista acerca das técnicas utilizadas para investimento, esse texto faz-se necessário. Diante disso, a primeira técnica analisada é a Análise Fundamentalista, a qual destaca-se como uma abordagem robusta que fundamenta-se na avaliação dos indicadores econômicos e financeiros das empresas. Esta técnica examina atentamente o balanço patrimonial, as demonstrações de resultados e os fluxos de caixa para discernir a saúde financeira e o potencial de crescimento de uma empresa (Graham e Dodd, 1934). É uma abordagem que permite aos investidores fundamentarem suas decisões em sólidos princípios econômicos, buscando ativos subavaliados que possam proporcionar retornos sustentáveis a longo prazo.

Por outro lado, existe a Análise Técnica que oferece uma perspectiva diferenciada, voltando-se para o estudo de padrões em gráficos e indicadores técnicos. Esta técnica procura identificar tendências de mercado e sinais de compra ou venda de ativos financeiros, baseando-se na premissa de que os movimentos de preços são, em parte, previsíveis e auto perpetuantes (Edwards e Magee, 1948). A Análise Técnica é particularmente valorizada por traders que operam com horizontes de investimento de curto prazo, focando em ganhos rápidos em resposta à dinâmica volátil do mercado.

A Alocação de Ativos, por sua vez, é um outro processo estratégico que envolve a distribuição de investimentos entre diferentes categorias de ativos, como ações, títulos, imóveis e commodities. Esta abordagem busca construir um portfólio diversificado que esteja alinhado com o perfil de risco do investidor e suas expectativas de retorno (Brinson et al., 1986). A diversificação é o ponto central desta estratégia, mitigando

riscos específicos de ativos e promovendo uma estabilidade mais robusta ao portfólio.

A respeito de métodos para alocação de ativos, eles têm sido destacados na gestão de portfólios financeiros, como o de Dynamic Asset Allocation e a Risk Parity. O primeiro se adapta da composição de ativos do portfólio às flutuações do mercado, buscando não somente mitigar riscos mas também aproveitar as oportunidades de crescimento emergentes. Esta abordagem reflete a dinamicidade dos mercados financeiros e a necessidade de uma estratégia de alocação que se ajuste ao longo do tempo. Em contrapartida, Risk Parity (Qian, 2005), propõe uma distribuição equitativa do risco entre os componentes do portfólio, diferentemente de métodos que priorizam o retorno esperado. A premissa é que um equilíbrio no risco contribuído por cada classe de ativo melhora a relação risco-retorno do portfólio, conferindo maior estabilidade frente a diferentes cenários de mercado (Qian, 2005). Ambas as estratégias, Dynamic Asset Allocation e Risk Parity, são valorizadas por sua habilidade de adaptar-se a um ambiente de investimento volátil, visando a otimização de retornos ajustados ao risco por meio de uma abordagem mais elaborada e fundamentada economicamente.

A alocação de ativos é uma estratégia fundamental na gestão de investimentos que visa distribuir os recursos de um investidor entre diferentes categorias de ativos, como ações, títulos, imóveis e commodities, com o objetivo de otimizar o equilíbrio entre risco e retorno no portfólio. A alocação de ativos é mais determinante para o desempenho do portfólio do que a seleção individual de investimentos. Esta estratégia baseia-se na premissa de que diferentes classes de ativos apresentam variações de retorno e risco que, quando combinadas de maneira estratégica, podem reduzir a volatilidade do portfólio enquanto potencializam os retornos ajustados ao risco (Brinson et al., 1986)

A literatura também tem se preocupado em avaliar os resultados dos investimentos financeiros ao longo do tempo. Conforme descrito por Malkiel (1973), os investidores devem buscar uma estratégia de investimento que maximize seus retornos financeiros esperados, considerando o risco e os custos associados ao investimento.

Em síntese, as técnicas de investimento, sejam tradicionais como a análise fundamentalista e a análise técnica, ou inovadoras como as diferentes formas de alocação de ativos, constituem ferramentas essenciais para investidores que buscam navegar com sucesso no complexo mercado financeiro. A compreensão aprofundada dessas estratégias e a adaptação às condições de mercado são cruciais para a obtenção de resultados positivos, reiterando a importância do estudo contínuo e da

evolução das práticas de investimento.

2.7 Algoritmos no contexto de Investimentos

Com o aumento exponencial na geração de dados nos últimos anos, os algoritmos de otimização se firmam como ferramentas indispensáveis na maximização de retornos e na minimização de riscos em portfólios de investimento, pois a partir de uma abordagem matemática e, sobretudo, utilizando do poder computacional, conseguem obter resultados promissores. Algoritmos de otimização baseados em simulação, tais como o método de Monte Carlo, representam uma abordagem robusta para a análise de riscos e retornos em portfólios de investimentos. Estes algoritmos empregam simulações de eventos aleatórios para criar cenários de mercado futuros, possibilitando a avaliação do desempenho do portfólio sob diferentes condições. Consequentemente, investidores podem identificar a alocação de ativos mais apropriada para os cenários que julgam mais prováveis (Rubinstein, 1981).

A aplicação de algoritmos em processos de otimização de portfólio oferece vantagens significativas, incluindo a capacidade de analisar simultaneamente um vasto número de ativos financeiros. Isso contribui para a diversificação do portfólio, diminuindo os riscos associados e potencializando os retornos ajustados ao risco (Markowitz, 1952). Adicionalmente, a habilidade dos algoritmos de processar informações em tempo real faculta aos investidores a flexibilidade de ajustar suas estratégias de investimento em resposta a mudanças nas condições de mercado (Hull, 2000).

Contudo, é crucial reconhecer que a utilização de algoritmos em otimização de portfólio não anula os riscos inerentes aos investimentos. Investidores devem permanecer vigilantes aos riscos individuais de cada ativo, assim como aos riscos sistêmicos do mercado. A capacidade preditiva dos algoritmos é limitada, particularmente no que tange a eventos de mercado imprevisíveis, como crises econômicas ou políticas, que podem impactar negativamente o desempenho do portfólio (Taleb, 2007).

A aplicação de algoritmos para otimização de portfólio de investimentos tem se tornado cada vez mais comum nos últimos anos. Isso se deve principalmente ao fato de que os algoritmos são capazes de processar grandes volumes de dados e encontrar soluções

para problemas complexos em um curto período de tempo. Cada vez mais os algoritmos têm se aperfeiçoado, mas é preciso cautela e adequação dos dados.

2.8 Visão geral sobre Otimização Financeira

A otimização financeira é definida por Mulvey (2001) como um processo que envolve a aplicação de técnicas matemáticas e estatísticas para maximizar o retorno financeiro de uma carteira de investimentos, considerando diversos fatores como risco, custos e restrições. Segundo Markowitz (1952), pioneiro na introdução da teoria do portfólio moderno, a otimização financeira busca identificar a combinação ótima de ativos financeiros que permite que uma carteira de investimentos alcance seus objetivos de retorno com o menor nível de risco possível. Este conceito fundamental estabelece as bases para a teoria da seleção de portfólio, enfatizando a importância da diversificação para reduzir o risco.

A aplicabilidade da otimização financeira se estende por diversos contextos, incluindo a gestão de fundos de investimento, a seleção de ativos para carteiras de investimentos pessoais ou empresariais e a gestão de risco financeiro em empresas. Bodie et al. (2008) destacam que, por meio da otimização financeira, é possível identificar uma combinação de ativos que minimiza o risco de perdas financeiras enquanto maximiza o retorno esperado. Este processo de tomada de decisão estratégica é crucial para o desenvolvimento de estratégias de investimento eficazes e para a gestão de riscos em ambientes financeiros voláteis.

No entanto, é importante destacar que a otimização financeira não é uma solução mágica para o sucesso financeiro. Conforme descrito por Malkiel (2003), a otimização financeira pode ser prejudicada por erros de avaliação dos dados utilizados, mudanças no mercado financeiro ou outros eventos imprevisíveis. Por isso, é importante que o processo de otimização financeira seja utilizado de forma consciente, considerando os riscos e limitações dos modelos matemáticos e estatísticos utilizados. A otimização financeira é uma técnica valiosa para investidores e gestores financeiros, pois permite a seleção de uma carteira de ativos financeiros que maximiza o retorno esperado e minimiza o risco. No entanto, é importante que a otimização financeira seja utilizada de forma consciente, considerando os riscos e limitações dos modelos matemáticos e estatísticos utilizados.

Nos últimos anos, a otimização de portfólios financeiros tem sido impulsionada por avanços tecnológicos e pela crescente disponibilidade de dados financeiros e

informações sobre investimentos. Além disso, novas abordagens têm sido desenvolvidas para lidar com desafios específicos na gestão de portfólios.

Uma das tendências mais recentes na otimização de portfólios financeiros é a utilização de algoritmos de inteligência artificial e aprendizado de máquina para a seleção de ativos e alocação de recursos. Essas técnicas permitem que os investidores considerem uma gama mais ampla de informações e dados, identificando padrões e tendências que podem ser difíceis de serem percebidos pelos seres humanos. (Oliveira & Pereira, 2021).

Outra área que vem crescendo nos últimos tempos em otimização de portfólios financeiros é a utilização de modelos baseados em risco que levam em conta as características específicas dos investimentos e as condições de mercado para determinar a alocação de ativos. Esses modelos podem ajudar a reduzir os riscos de perda e a aumentar a rentabilidade ao adaptar a alocação de recursos em resposta a mudanças no mercado (Oliveira & Pereira, 2021).

2.8.1 Otimização Convexa

A Otimização Convexa se enquadra como um tipo específico da otimização matemática, que lida com o problema de minimizar uma função convexa sobre um conjunto convexo. A convexidade de uma função significa que a linha que conecta quaisquer dois pontos no gráfico da função está sempre acima do gráfico. Isso faz com que propriedades matemáticas desejáveis que facilitam a busca por soluções globais mínimas, em vez de mínimas locais que podem não ser ótimas no contexto do problema inteiro.

Segundo Boyd e Vandenberghe (2004), a otimização convexa tem aplicações vastas e significativas em diversas áreas, como engenharia, economia, e ciência da computação, devido à sua capacidade de fornecer soluções eficientes e teoricamente garantidas para problemas complexos. Um problema convexo tem o formato abaixo, conforme equações (2), (3) e (4):

$$\text{minimizar } f(x) \tag{2}$$

$$\text{sujeito a: } g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m \tag{3}$$

$$Ax = b \tag{4}$$

onde $x \in R^n$ e $f(x)$, $g_i(x)$ São funções convexas.

Uma das principais vantagens da otimização convexa é a existência de algoritmos polinomiais para a sua resolução, o que não é garantido para problemas de otimização não convexas. Algoritmos como o método de pontos interiores e o método de gradiente são comumente usados para resolver problemas de otimização convexa, oferecendo uma combinação de eficiência computacional e precisão na solução (Nesterov & Nemirovskii, 1994).

A otimização convexa também se destaca pela sua robustez analítica, oferecendo ferramentas para análise de sensibilidade e achar o valor ótimo das soluções encontradas. Essas características fazem da otimização convexa uma ferramenta valiosa na modelagem e solução de problemas de decisão em que a incerteza e a complexidade são fatores críticos (Ben-Tal & Nemirovski, 2001).

Aplicada no contexto financeiro há uma área vasta que envolve a minimização de funções convexas para otimizar portfólios e gerenciar riscos de forma eficiente. Este campo se baseia em princípios matemáticos sólidos, como descrito por Boyd e Vandenberghe (2004), que detalham a importância da convexidade para garantir soluções ótimas globais. A aplicação desses princípios na otimização de portfólios e na análise de investimentos têm destaque, onde a precisão na seleção de ativos pode significativamente aumentar os retornos ajustados ao risco

Em síntese, a otimização convexa oferece um conjunto poderoso e flexível para a solução de uma ampla gama de problemas de otimização, combinando robustez teórica com eficiência computacional. Sua aplicabilidade a problemas reais e a capacidade de garantir soluções ótimas globais fazem dela uma área de estudo essencial em matemática aplicada e ciências da decisão.

2.8.2 Modelos de otimização de portfólio

Os modelos de otimização de portfólio visam encontrar a melhor combinação de ativos que ofereçam o equilíbrio ideal entre retorno e risco. O ponto de partida histórico para esses modelos é a Teoria Moderna de Portfólio, desenvolvida por Harry Markowitz na década de 1950, que introduziu o conceito de diversificação para reduzir o risco (Lim,

Goh, & Sim, 2023).

A partir da iniciativa de Markowitz, vários outros modelos avançados surgiram, incorporando diferentes medidas de risco, restrições de negociação e eficiência computacional (Kalayci et al., 2019). Por exemplo:

- Modelos Estocásticos. Estes modelos levam em conta a incerteza do mercado, usando cenários de preços futuros de ativos para otimizar o portfólio (Cui et al., 2015; Cui et al., 2019).
- Abordagens Multiobjetivo. Esses modelos consideram simultaneamente múltiplos objetivos, como maximizar o retorno e minimizar a volatilidade, lidando com o risco de modelo (Skolpadungket et al., 2007). Em adição, também existem os métodos multicritérios, como por exemplo o FITradeoff. método multicritério proposto para obter constantes de escala ou pesos de critérios (de Almeida et al., 2016). Além disso existe uma adaptação deste método específica para problemáticas de portfólio. Por meio da razão custo-benefício, se utiliza uma função de valor multiatributo para medir o benefício de cada alternativa (Frej et al. 2021).

Os modelos de otimização de portfólio são aplicados em diversas situações práticas, incluindo a otimização de portfólios com custos de transação (Meghwani & Thakur, 2017). Além disso, a otimização contínua de portfólios, conhecida como rebalanceamento, também é crucial, especialmente em mercados voláteis (Chaweewanchon & Chaysiri, 2022).

Apesar de não englobar o contexto de investimento, o estudo conduzido por López e Almeida (2014) contribui com o campo. Eles apresentam abordagem inovadora para a seleção de portfólio de projetos em uma empresa de energia elétrica, utilizando o método multicritério PROMETHEE V. Nele é destacado a importância de considerar múltiplos critérios na tomada de decisão para otimizar a seleção de projetos, garantindo assim uma alocação de recursos mais eficiente e alinhada com os objetivos estratégicos da empresa.

Os modelos de otimização de portfólio são fundamentais na gestão financeira, permitindo aos investidores maximizar o retorno ajustado ao risco. Avanços contínuos e a adaptação a diferentes contextos financeiros e regulamentações tornam este campo

dinâmico e essencial para a tomada de decisões de investimento eficazes.

A otimização financeira desempenha um papel crucial na gestão de portfólios, ajudando investidores a tomar decisões informadas para maximizar retornos e minimizar riscos. Com o avanço da computação e a disponibilidade de dados em grande escala, solvers de otimização convexa têm emergido como ferramentas essenciais nesse processo. Esses solvers, aplicados em um contexto financeiro, permitem a resolução eficiente de problemas complexos de otimização, empregando técnicas matemáticas avançadas para encontrar soluções ótimas ou quase ótimas.

2.8.3 Teoria Moderna do Portfólio

A Teoria Moderna do Portfólio é um marco no campo da economia e finanças, introduzindo princípios fundamentais para a gestão de investimentos e alocação de ativos, nunca discutidos antes. Ela é uma das teorias mais utilizadas para a construção de uma carteira de investimentos, desenvolvida por Harry Markowitz em 1952. Essa teoria considera que a diversificação do portfólio é uma forma eficaz de reduzir os riscos dos investimentos, e que a escolha dos ativos deve ser baseada em critérios como a correlação entre eles, o retorno esperado e o risco associado (Markowitz, 1952).

A escolha de ativos para compor uma carteira de investimentos não deve ser feita apenas com base no retorno esperado de cada ativo, mas também considerando a correlação entre eles. A correlação é a medida estatística que indica o grau de relação entre os movimentos de preço de dois ativos (Markowitz, 1952).

Para entendimento completo da teoria proposta é importante entender os diferentes tipos de riscos desse contexto, que pode ser dividido em risco sistemático e risco não sistemático. O risco sistemático é o risco que não pode ser eliminado por meio da diversificação, pois é inerente ao mercado como um todo. Já o risco não sistemático é o risco específico de cada ativo, que pode ser eliminado por meio da diversificação. Portanto, a Teoria Moderna do Portfólio sugere que os investidores busquem diversificar suas carteiras de forma a minimizar o risco não sistemático e, assim, reduzir o risco total do portfólio (Markowitz, 1952).

2.8.3.1 Fronteira Eficiente

A Fronteira Eficiente é um conceito fundamental da Teoria Moderna do Portfólio. Este conceito reside no centro dela, que busca entender como os investidores podem

construir portfólios para maximizar o retorno esperado com base em um determinado nível de risco de mercado, ou alternativamente, minimizar o risco para um determinado nível de retorno esperado.

A Fronteira Eficiente representa uma série de portfólios que oferecem o maior retorno esperado para um dado nível de risco ou o menor risco para um dado nível de retorno esperado. Estes portfólios são considerados eficientes porque nenhum outro portfólio pode oferecer um retorno esperado mais alto sem aumentar o risco, ou um menor risco sem reduzir o retorno esperado (Markowitz, 1952). A ideia fundamental é que, ao diversificar as escolhas de investimento, os investidores podem eliminar o risco não sistemático e melhorar a relação risco-retorno de seus portfólios.

A construção da Fronteira Eficiente envolve o cálculo das expectativas de retorno, variâncias e covariâncias de todos os ativos considerados. A seleção de portfólios que formam a fronteira é baseada na otimização dessas medidas, buscando a máxima eficiência. Este processo é frequentemente auxiliado por modelos matemáticos e computacionais, permitindo aos investidores avaliar diversas combinações de ativos para determinar as que melhor atendem aos seus objetivos de investimento.

Este conceito também introduz a importância do risco sistemático, que não pode ser eliminado por diversificação. Este risco, também conhecido como risco de mercado, está associado a fatores macroeconômicos que afetam todos os investimentos. Portanto, a seleção de portfólios na Fronteira Eficiente leva em consideração apenas o risco sistemático, já que o risco não sistemático é considerado diversificável.

Markowitz é tido como o pai da otimização de portfólios e não é atoa, conceitos como o de Fronteira Eficiente têm sido grande referencial teórico no campo do gerenciamento de investimentos até os dias atuais, influenciando tanto a teoria acadêmica quanto a prática de investimento. Eles fornecem uma estrutura rigorosa para a tomada de decisões de investimento, embora a aplicação prática do conceito exija considerações adicionais, como os custos de transação e as expectativas individuais de risco e retorno.

2.8.3.2 Modelos de Risco

Modelos de risco buscam compreender e quantificar o risco associado a um portfólio de investimentos. Segundo Markowitz (1952), a diversificação de um portfólio é essencial

para a redução do risco, uma vez que a combinação de ativos com correlações variadas pode resultar em um portfólio com menor volatilidade geral. A chave para essa diversificação eficaz reside na compreensão das inter relações entre os retornos dos ativos, frequentemente quantificados por meio da covariância e correlação.

A matriz de covariância é uma ferramenta que mede como os retornos de dois ativos se movem juntos. Para um conjunto de ativos N , a matriz de covariância é uma matriz $N \times N$ onde cada elemento “ ij ” representa a covariância entre os retornos dos ativos “ i ” e “ j ”. A covariância é calculada como apresentado na equação (5):

$$\text{Cov}(R_i, R_j) = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (R_{it} - \bar{R}_i)(R_{jt} - \bar{R}_j) \quad (5)$$

onde R_{it} e R_{jt} são os retornos dos ativos i e j e no tempo t , respectivamente, \bar{R}_i e \bar{R}_j são as médias desses retornos, e T é o número total de períodos de tempo considerados. A diagonal principal da matriz contém as variâncias de cada ativo, que são um caso especial de covariância onde $i = j$.

A matriz de covariância é essencial na construção da Fronteira Eficiente, conforme proposto por Markowitz (1952). Ela permite aos investidores entender como a diversificação pode reduzir o risco do portfólio. Um valor de covariância positivo indica que os ativos tendem a se mover na mesma direção, enquanto um valor negativo sugere que eles se movem em direções opostas. Portfólios construídos com ativos que têm baixa ou negativa covariância entre si podem reduzir o risco global através da diversificação.

Na prática, a estimativa da matriz de covariância e sua aplicação na otimização de portfólios envolve desafios, incluindo a escolha do período de tempo para o cálculo das médias e covariâncias e a decisão sobre como estimar retornos futuros com base em dados históricos. Além disso, a estabilidade da matriz de covariância pode ser afetada pela volatilidade do mercado, o que requer atualizações regulares e potencialmente o uso de técnicas de encolhimento para obter estimativas mais robustas.

Os modelos de risco, especialmente aqueles que utilizam a matriz de covariância, são ferramentas indispensáveis na gestão de portfólios financeiros. Eles fornecem insights

valiosos sobre como os ativos interagem entre si dentro de um portfólio, permitindo aos investidores tomar decisões informadas sobre como equilibrar risco e retorno. A aplicação cuidadosa desses modelos pode levar à construção de portfólios que alcançam objetivos de investimento específicos, enquanto gerenciam efetivamente o risco.

2.8.3.3 Otimização média-variância

A otimização de Média-Variância, proposta por Markowitz, é o processo matemático e computacional pelo qual se determina a Fronteira Eficiente. Conforme conceituado anteriormente, esse método matemático é um problema de otimização convexo. Envolve a utilização de algoritmos de otimização para encontrar o conjunto de pesos dos ativos que compõem o portfólio que maximiza o retorno esperado para um dado nível de risco (variância) ou minimiza o risco para um dado nível de retorno esperado.

O princípio central da otimização de média-variância é que a diversificação pode reduzir o risco total do portfólio sem diminuir o retorno esperado, e a otimização é feita com base nas estatísticas de média (retorno esperado) e variância dos ativos individuais e nas covariâncias entre eles.

O processo de otimização de Média-Variância parte do princípio de que os retornos dos ativos são variáveis aleatórias e, como tais, podem ser caracterizados por suas médias e variâncias. Markowitz propôs que, para um conjunto de N ativos, a taxa de retorno esperada de um portfólio R_p e a variância σ_p^2 são dadas conforme equação (6) e (7):

$$R_p = \sum_{i=1}^N w_i R_i \quad (6)$$

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \quad (7)$$

onde w_i representa a proporção do capital investido no ativo i , R_i é o retorno esperado do ativo i e σ_{ij} é a covariância entre os retornos dos ativos i e j .

Os algoritmos de otimização de fronteira eficiente, como é o proposto, são baseados em modelos matemáticos que utilizam informações históricas sobre os ativos financeiros, como a correlação entre eles, o retorno esperado e o risco associado. Esses modelos são capazes de gerar uma fronteira eficiente que representa a combinação ideal de ativos financeiros para um determinado nível de risco. A partir dessa fronteira, o investidor pode escolher a combinação de ativos que melhor se adequa aos seus objetivos financeiros.

Essencialmente, a ideia proposta por Markowitz é essa, entretanto diferenças aplicações podem ser feitas. Como por exemplo, pode-se optar por minimizar a variância ou maximizar o índice de sharpe, o que implica em mudanças nos resultados obtidos. Partindo deste conceito, a ideia central deste trabalho foi embasada, pois é com essas diferentes formas de formulações matemáticas que se foi possível criar portfólios otimizados baseados no perfil do investidor

2.8.4 Hierarchical Risk Parity

O modelo Hierarchical Risk Parity (HRP), proposto por Lopez de Prado (2016), representa uma inovação significativa na otimização de portfólios financeiros, abordando algumas das limitações percebidas nos modelos tradicionais de otimização de média-variância, como a sensibilidade a estimativas de retorno esperado e a instabilidade numérica decorrente de matrizes de covariância mal condicionadas.

O HRP introduz uma abordagem baseada na hierarquia para alocar capital entre os ativos de um portfólio, concentrando-se na estrutura de correlações entre os ativos para minimizar o risco de concentração e melhorar a diversificação.

Este método opera em três estágios principais: clusterização em árvore, quasi-diagonalização e bisseção recursiva. Primeiramente, os ativos são agrupados em clusters hierárquicos. Em seguida, as linhas e colunas da matriz de covariância são reorganizadas para aproximar uma forma “quasi-diagonal”. Finalmente, a alocação de pesos é realizada de maneira recursiva, buscando minimizar o risco do portfólio ao distribuir os investimentos de acordo com a estrutura hierárquica formada. (Lopez de Prado, 2016)

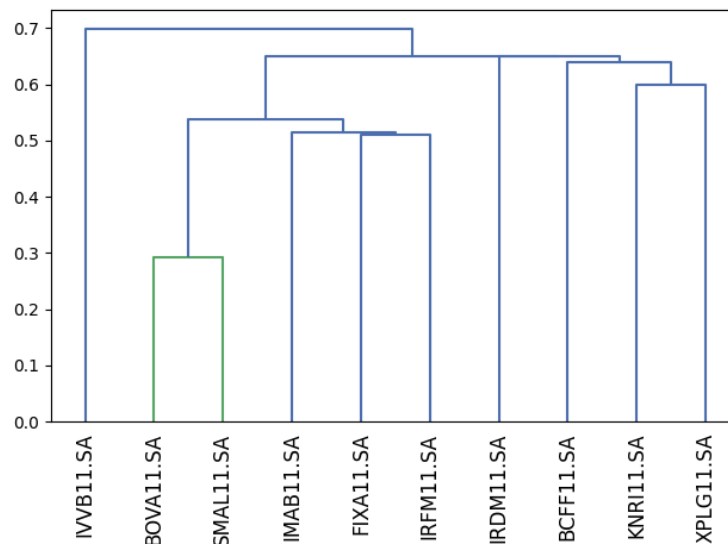
Na primeira etapa, de clusterização em árvore, há um agrupamento hierárquico para

organizar os ativos em um dendrograma, um tipo de diagrama que mostra as relações de agrupamento entre os ativos. Este processo não apenas ilustra a estrutura de correlações entre os ativos, mas também fornece um guia para a alocação de pesos de forma a minimizar o risco de concentração, atribuindo maior capital aos agrupamentos de ativos menos correlacionados (Lopez de Prado, 2016).

Ainda sobre a primeira etapa. A distância é calculada como $d = \sqrt{\frac{1}{2}(1 - \rho)}$ onde ρ é a correlação entre os ativos. Além do mais esta etapa tem como input a matriz de correlação que é obtida por $r_{xy} = \frac{Cov(X,Y)}{S_x S_y}$, onde:

- r_{xy} é o coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis X e Y.
- $Cov(X, Y)$ é a covariância entre X e Y
- S_x desvio padrão de X e S_y desvio padrão de Y

Figura 1. Ilustração representando a primeira etapa do modelo, de clusterização dos ativos.

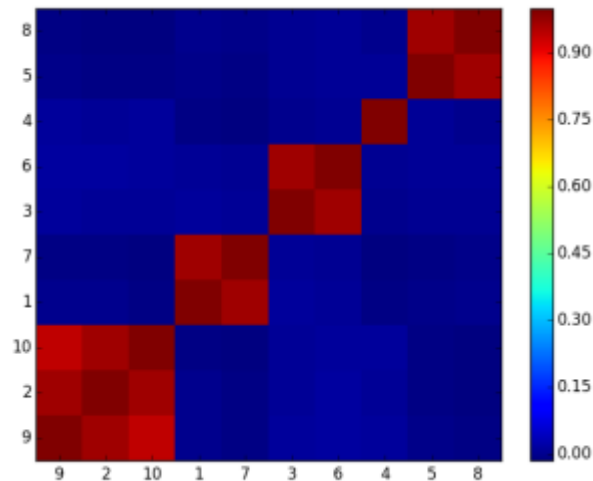


Fonte: Autoria própria (2024)

Diferentemente dos métodos tradicionais, que frequentemente dependem de otimizações que podem levar a alocações extremas devido a pequenas alterações nos dados de entrada, o HRP utiliza um processo de 'quasi-diagonalização' da matriz de covariância, que é o segundo estágio do processo. Nele itens correlacionados são colocados juntos, enquanto que itens desconhecidos distantes. Isso é feito substituindo os clusters com seus componentes de maneira recursiva até que não sobre

clusters. Além disso, a substituição preserva a ordem do clustering (Lopez de Prado, 2016)

Figura 2. Representação da quasi-diagonalização



Fonte: Lopez de Prado (2016)

Por fim se chega na última fase, da bissecção recursiva, onde se dará os pesos aos ativos. Esta fase pode ser resumida em:

1. Inicialmente, cada ativo no portfólio recebe um peso igual de 1.
2. A lista de ativos é dividida em duas sub-listas. Isso é feito de maneira que os ativos sejam agrupados com base na similaridade de seus retornos ou outra métrica de risco, com a ideia de que ativos semelhantes enfrentam riscos semelhantes.
3. É feito o cálculo da variância das sub-lista
4. É feito o cálculo do fator de divisão. Ele é calculado para determinar como os pesos serão ajustados entre as duas sub-listas. Este fator é baseado na variância de cada sub-lista, e a ideia é colocar um peso maior à sublista com menor variância (e portanto, menor risco).
5. Os pesos dos ativos na primeira sub-lista são multiplicados pelo fator de divisão, o que pode resultar em pesos menores se o fator de divisão for menor que 1.
6. De forma semelhante, os pesos dos ativos na segunda sub-lista são multiplicados por $(1 - \text{fator de divisão})$, que redistribui o restante dos pesos para esta sub-lista.
7. O processo de bissecção e reajuste dos pesos continua até que cada sub-lista contenha apenas um ativo. Isto significa que cada ativo no portfólio terá um peso único que reflete sua contribuição ao risco do portfólio.

A etapa de bissecção recursiva aproveita a abordagem de quase-diagonalização, que

organiza os ativos de forma a reconhecer a hierarquia de clusters de risco. Isso é feito de maneira “bottom-up” no passo 3 e “top-down” no passo 4, garantindo que os ativos com maior correlação de risco sejam agrupados e ponderados adequadamente. Essa etapa confere ao modelo uma maior estabilidade e robustez.

A metodologia tem se mostrado particularmente eficaz em períodos de estresse do mercado, onde a diversificação se torna ainda mais crucial (Ciciretti & Pallotta, 2024). Ademais, a aplicabilidade do HRP não se limita a mercados específicos ou a tipos de ativos, oferecendo uma flexibilidade considerável para investidores institucionais e individuais. Estudos recentes, como o de Aragón Urrego (2023), demonstram a eficácia do HRP na construção de portfólios utilizando ativos de mercados emergentes, como os ADRs latino-americanos, destacando sua versatilidade e o potencial para uma ampla gama de aplicações de investimento.

O HRP é vantajoso por ser robusto a erros de estimação, promover uma diversificação eficaz sem a necessidade de prever retornos específicos, e por sua capacidade de trabalhar com matrizes de covariância singulares ou mal-condicionadas, onde métodos tradicionais falham. Este método é particularmente útil para investidores que buscam uma gestão de risco eficiente, diversificação e uma abordagem de alocação de ativos baseada em informações quantitativas e estrutura de dados complexos. (Lopez de Prado, 2019). Através de simulações de monte carlo esse método se demonstrou superior, por exemplo, ao método CLA (Critical Line Algorithm) proposto por Markowitz em 1987.

Em suma, o modelo Hierarchical Risk Parity representa uma abordagem moderna e robusta para a otimização de portfólios, enfatizando a importância da estrutura de correlações entre ativos e oferecendo uma metodologia resiliente para a diversificação de riscos.

2.9 Sistema de apoio à decisão

Um Sistema de Apoio à Decisão (SAD) é o tipo de sistema de informação que além de fornecer informações, oferece suporte para problemas de decisão não estruturados e/ou semiestruturados. Dessa forma, esse tipo de sistema de informação apresenta funções específicas que permitem realizar simulações e modelagens através de uma estrutura com bases de dados e bancos de modelos através da interação dialogada com o

usuário (Costa & Almeida, 2002).

Para Courtney (2001), SAD pode ser definido como um sistema computadorizado que trata de um problema onde ao menos algum dos seus estágios é semi-estruturado ou não-estruturado. Enquanto sistema, é um sistema homem-máquina para propostas de tomadas de decisões, onde a parte homem é mais aberta e probabilística e a parte máquina é mais fechada e determinística. São sistemas de gerenciamento de decisões interativos, baseados em computador, que ajudam decisores a utilizar dados e modelos para resolver problemas não-estruturados.

Sistemas que visam explorar a capacidade computacional com fins de facilitar o poder de decisão humano tendem cada vez a serem mais comuns. Considerando um aumento da capacidade computacional, a tecnologia tem se tornado cada vez mais um potente aliado para a tomada de decisões.

2.10 Revisão da Literatura

Nos últimos anos o tema de portfólio financeiro tem tido muita evidência, principalmente devido a facilidade de acesso a compra e venda de ativos financeiros oriundo dos avanços tecnológicos, tornando assim muito mais acessível que a população invista seu dinheiro. Mas ainda diante dessas circunstâncias muitas pessoas ainda se limitam a poucas formas de investimento que muitas vezes limita bastante sua rentabilidade. Diante dessas circunstâncias serão discutidos artigos que abordam novas abordagens para portfólios financeiros.

No estudo de Yu, Liu (2021) foi proposto um modelo para criação de portfólio financeiro. Um modelo CVaR médio que incorpora a tolerância ao risco dos investidores é formulado para fornecer um portfólio personalizado para investidores individuais. O primeiro passo é categorizar a tolerância ao risco do investidor. O próximo passo é calcular o CVaR do portfólio pelo modelo combinado Copula-GARCH e simulação de Monte Carlo. A etapa final é formular o modelo de otimização de portfólio CVaR médio incorporando as tolerâncias de risco dos investidores e determinar o portfólio de investimento ideal pelo algoritmo PSO.

Já no estudo de Chen, Zhang (2021) foi proposto uma outra abordagem para otimização

de portfólio utilizada é a de Mean–variance using machine learning-based stock price prediction. modelo híbrido baseado em aprendizado de máquina para previsão de ações e o modelo de média-variância para seleção de portfólio. O modelo proposto envolve duas etapas: previsão de ações e seleção de portfólio. Na primeira etapa, um modelo híbrido que combina o algoritmo XGBoost com o algoritmo Firefly é proposto para prever os preços das ações para o próximo período. O algoritmo Firefly é desenvolvido para otimizar os hiperparâmetros do XGBoost. Em seguida, na segunda etapa, o modelo média-variância é usado para selecionar um portfólio ótimo com base nas previsões geradas na primeira etapa. Os resultados experimentais mostram que a abordagem proposta supera outras técnicas existentes em termos de retorno do investimento e risco do portfólio. O modelo criado, IFAXGBoost+MV, comparado com outras técnicas existentes em termos de retorno do investimento e risco do portfólio, e os resultados experimentais mostram que a abordagem proposta supera outras técnicas existentes.

Outra técnica, proposta por Costa e Cortes (2021) é uma meta-heurística adaptativa baseada em vetor de avaliações para otimização de portfólios de investimentos. abordagem proposta é capaz de lidar com múltiplos objetivos e pode ser aplicada em diferentes cenários de investimento. O trabalho detalha os conceitos básicos de otimização multiobjetivo, as meta-heurísticas usadas em cada subpopulação, o algoritmo proposto, os experimentos realizados e os resultados encontrados. A principal vantagem da abordagem baseada em vetor de avaliações é a facilidade de implementação e a não necessidade de operações baseadas em dominância. Além disso, a adaptabilidade em tempo de execução permite solucionar uma gama maior de problemas sem a necessidade de reconfiguração do algoritmo.

Diante da inconstância do mercado financeiro, Pereira (2021) propôs uma estratégia de investimento considerando cenários de alto ou baixo do mercado financeiro. O estudo utiliza o modelo multivariado com mudança de regime e otimiza os portfólios para as principais ações do Ibovespa. O modelo multivariado com mudança de regime é utilizado na otimização de portfólios para levar em consideração as não-linearidades do mercado financeiro, ou seja, o comportamento dos retornos das ações em períodos de alta e baixa do mercado. Esse modelo permite estimar as probabilidades de transição entre os regimes e, assim, desenvolver estratégias de investimento mais eficientes e lucrativas.

Outra categoria que tem crescido nos últimos tempos é a de cripto ativos, como o

Bitcoin. Petukhina et al, (2020) fez estudo do acréscimo de cripto ativos em portfólios de investimento. O estudo investigou os benefícios para diferentes tipos de investidores ao considerar a adição de criptomoedas a um portfólio bem diversificado de ativos financeiros convencionais. O documento revisa a literatura relacionada, desenvolve hipóteses de pesquisa, fornece uma visão geral dos modelos de alocação de ativos considerados e explica a metodologia para comparar o desempenho desses modelos. Além disso, apresenta um conjunto de dados de componentes do portfólio e os resultados das análises de desempenho fora da amostra. O artigo aborda a otimização de portfólio. Ele discute diferentes modelos de alocação de ativos, como a técnica de média-variância, risco-paridade e máxima diversificação. O estudo também compara o desempenho desses modelos em relação à inclusão de criptomoedas em um portfólio diversificado. Além disso, o artigo apresenta uma metodologia para comparar o desempenho dos modelos considerados e analisa os resultados das análises de desempenho fora da amostra. Em resumo, o artigo explora como as criptomoedas podem ser incluídas em uma estratégia de alocação de portfólio otimizada para maximizar o retorno e minimizar o risco.

Chavez-Bedoya e Rosales (2021) estudaram diferentes técnicas para mitigar o risco de estimativa, incluindo o uso de portfólios ortogonais, portfólios mínimos globais de variância e portfólios com investimento zero. Além disso, no artigo examinaram como a imposição de restrições redundantes pode ajudar a reduzir o risco de estimativa na otimização da carteira.

Ban, El Karoui e Lim (2018) elaboraram uma maneira para otimizar o portfólio utilizando Machine Learning. A abordagem proposta é chamada de regularização baseada em desempenho (PBR) e consiste em restringir as variâncias amostrais do risco e retorno do portfólio estimado, o que leva a soluções com menos erros de estimação no desempenho. O artigo faz quatro contribuições principais: propõe novos modelos de otimização de portfólio com PBR para os problemas média-variância e média-CVaR; investiga duas aproximações convexas para o modelo PBR média-variância; analisa o impacto da PBR na solução dos modelos; e fornece evidências empíricas da eficácia da abordagem proposta em dados reais.

Xidonas, Mavrotas e Hassapis (2018) criaram um modelo multiobjetivo para otimização de portfólios. O objetivo é lidar com a incerteza nas decisões de investimento,

considerando múltiplos objetivos e restrições. O artigo revisa a história e as aplicações dos modelos de otimização robusta em finanças, apresenta o modelo de otimização robusta proposto e estende-o para o contexto multiobjetivo. O modelo é testado em um exemplo ilustrativo com títulos do Eurostoxx 50. Os resultados mostram que a abordagem proposta pode ser eficaz na otimização de portfólios em cenários reais, gerando benefícios significativos para os investidores. O artigo conclui que pesquisas futuras podem explorar outras funções objetivas e modelos de robustez combinados com outras técnicas multiobjetivo adequadas para gerar representações da fronteira de Pareto.

A utilização de ferramentas de Inteligência Artificial generativa já tem sido utilizada para fins de otimização de portfólio financeiro. Romanko, Narayan & Kwon (2023) explora a utilização de modelos de IA generativa, na seleção de portfólios de investimento. Identificando desafios associados à confiabilidade das recomendações de investimento geradas por esses modelos devido às "alucinações" do modelo, os autores propõem uma abordagem alternativa que combina a seleção de ações feita pelo modelos de IA generativa utilizado, com modelos de otimização de portfólio quantitativos estabelecidos. Esta metodologia híbrida demonstrou potencial para resultados de investimento mais robustos e favoráveis, sugerindo uma estratégia híbrida como uma abordagem mais eficaz e confiável para a tomada de decisões de investimento no futuro .

Stoilov, Stoilova & Vladimirov (2022) apresentam uma abordagem inovadora para gestão de portfólio utilizando o modelo Black-Litterman, integrado a um sistema de suporte à decisão. Eles destacam a eficácia do modelo Black-Litterman na incorporação de visões subjetivas de especialistas com dados de mercado objetivos para otimizar a alocação de ativos em portfólios de investimento. A pesquisa demonstra a aplicabilidade do sistema em gerenciar portfólios de forma dinâmica, melhorando a tomada de decisão em investimentos com base em análises quantitativas e qualitativas.

Nos últimos anos, avanços significativos em otimização de portfólio têm sido alcançados através da incorporação de técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina. Estas técnicas oferecem novas dimensões de análise e decisão, permitindo que os modelos de otimização considerem uma maior variedade de fatores preditivos e riscos sistêmicos. O emprego de algoritmos avançados possibilita a identificação de padrões complexos nos dados de mercado, facilitando a criação de portfólios mais resilientes e

adaptáveis às dinâmicas do mercado (Oroy e Evan, 2024).

A aplicação prática destes avanços tem sido evidenciada em diversos estudos. Por exemplo, Jeon, Koo e Oh (2024) exploram a otimização do ciclo de vida do portfólio, levando em conta os custos de ajuste para o padrão de vida. Este estudo ressalta a importância de modelos que se adaptam ao longo do tempo e são sensíveis às mudanças nas preferências e necessidades dos investidores. A pesquisa enfatiza a necessidade de uma solução de otimização de portfólio que vá além do tradicional modelo de média-variância, incorporando ajustes para padrões de vida e objetivos de longo prazo.

A otimização de portfólio é uma área de pesquisa vibrante e em constante evolução. A inclusão de novos métodos e abordagens, como a alocação dinâmica de ativos e a paridade de risco, está remodelando a maneira como os portfólios são gerenciados. Essas estratégias consideram não apenas as condições atuais do mercado, mas também se ajustam de forma proativa em resposta a mudanças esperadas ou imprevistas, proporcionando uma gestão de portfólio mais robusta e proativa (Stoilov, Stoilova e Vladimirov, 2022).

Nos tempos atuais, a personalização de serviços alcançou um patamar sem precedentes, impulsionada sobretudo pelo avanço tecnológico. Esse avanço é particularmente notável no setor de serviços financeiros, onde a tecnologia, especialmente a inteligência artificial, tem sido fundamental para adaptar os serviços financeiros às necessidades individuais dos usuários. A implementação de técnicas de Gerenciamento Financeiro Pessoal (PFM) por meio de tecnologias permitem análises financeiras pessoais, avaliações da saúde financeira e recomendações de produtos financeiros adaptados, como produtos de investimento e seguros, facilitando assim uma gestão financeira mais eficaz e personalizada para os usuários (Syah, 2020)

A tomada de decisões de investimento está se tornando mais complexa, uma vez que existem critérios adicionais para além média-variância (Aouni et al., 2018). Almeida et al. (2023) propõe a criação do OptPrivate, um Sistema de Suporte à Decisão para private banking no Brasil, que integra avaliação de adequação e seleção de portfólio usando lógica fuzzy. Este sistema aborda os problemas de adequação e alocação de capital através de um processo de tomada de decisão multiatributo e otimização multiobjetivo,

considerando risco, retorno e perfil do investidor. Validado em testes de campo com um banco privado renomado, o OptPrivate demonstrou eficácia ao recomendar portfólios mais adequados, rentáveis e menos voláteis.

No estudo de Hue et al. (2022) emerge como um ponto de referência crucial. Este artigo ilustra a aplicabilidade de modelos de Processo de Decisão de Markov (MDP) combinados com algoritmos de aprendizado profundo na otimização de estratégias de investimento em ambientes de mercado altamente voláteis. Através da implementação do modelo SwanTrader, que integra autoencoders empilhados esparso (SSDAE) e autoencoders baseados em LSTM, o estudo demonstra uma abordagem inovadora para capturar e analisar padrões complexos do mercado. A eficácia deste modelo é evidenciada pelo seu desempenho superior em comparação com técnicas tradicionais, conforme medido por indicadores como o índice de Sharpe e o índice de Calmar, destacando sua capacidade de minimizar riscos e otimizar retornos em períodos de incerteza econômica.

Por fim, é importante salientar que no fim do estudo foi possível identificar lacunas no estado da arte, uma vez que não existe uma solução sólida que envolva todos os componentes englobados na solução proposta deste trabalho. Além disso, foi possível concluir que a otimização de portfólio é uma área que ajuda no desenvolvimento financeiro das pessoas e que no decorrer dos anos foram criadas inúmeras ferramentas e métodos para auxiliar nisso e que se demonstraram eficazes, sobretudo para pessoas técnicas, entretanto há uma lacuna no quesito de acessibilidade para pessoas não técnicas. Em adição a isso é de suma importância que seja levado em consideração o perfil de risco do investidor para que de acordo com o risco que o investidor está disposto a enfrentar seja criado o seu portfólio. Ainda é um grande desafio educar as pessoas financeiramente e transparecer segurança para que as mesmas estejam dispostas a alocar seu dinheiro em investimentos financeiros. É por isso que este presente trabalho se faz necessário.

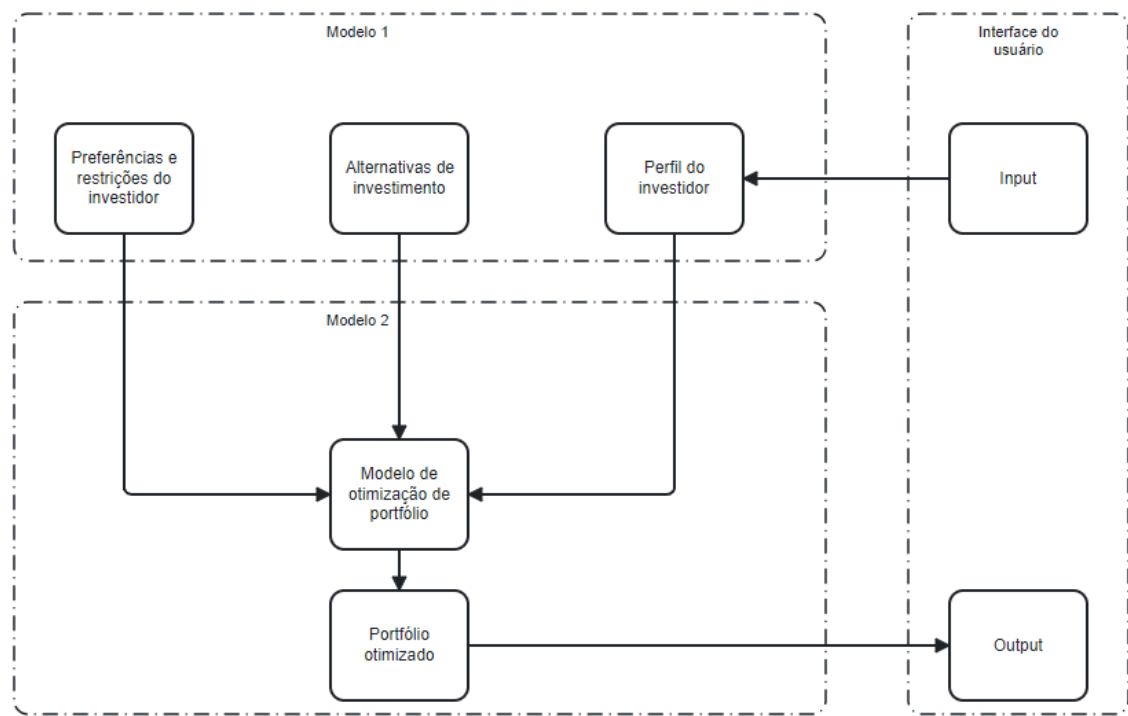
3. SOLUÇÃO PROPOSTA

3.1 Sistema de apoio à decisão proposto

O Sistema de Apoio à Decisão (SAD) desenvolvido neste trabalho visa fornecer uma ferramenta robusta e intuitiva para investidores realizarem a gestão de seus portfólios de investimentos. Através do SAD, espera-se que os usuários possam tomar decisões mais informadas e estratégicas, alinhadas aos seus perfis e objetivos financeiros.

Conforme ilustrado na Figura 3, o SAD proposto é composto por dois modelos principais. O Modelo 1 é responsável por processar as preferências e restrições do investidor, bem como apresentar alternativas de investimento adequadas. O Modelo 2, por sua vez, utiliza as informações do perfil do investidor para executar a modelagem da carteira de investimentos, resultando em um portfólio otimizado. Este processo é feito de forma iterativa, considerando as entradas do usuário e gerando saídas que informam as melhores decisões de investimento.

Figura 3. Modelagem do SAD proposto

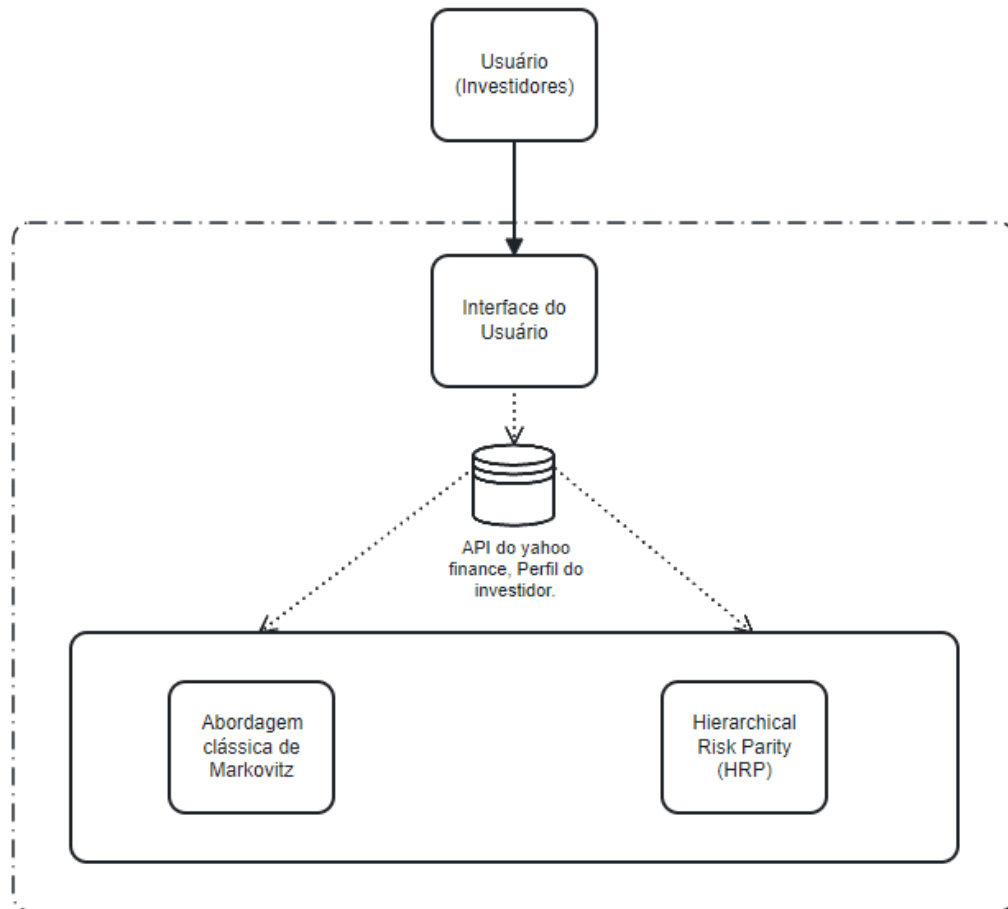


Fonte: Autoria própria (2024)

A arquitetura do sistema, como mostrado na Figura 4, destaca o papel central do

usuário (investidor) na interação com o SAD. A interface de usuário é desenhada para ser amigável e eficiente, permitindo que os investidores insiram facilmente suas informações e preferências. Internamente, o SAD utiliza a abordagem clássica de Markowitz para a otimização de carteiras, complementada pela metodologia Hierarchical Risk Parity (HRP) para uma alocação de risco mais equilibrada e estratégica.

Figura 4. Arquitetura do sistema de apoio à decisão proposto.



Fonte: Autoria Própria (2024)

O SAD proposto é capaz de capturar as nuances das preferências e restrições dos investidores, traduzindo-as em alternativas de investimento viáveis. Através da otimização de portfólio, o sistema gera recomendações que visam maximizar o retorno ajustado ao risco. A saída do sistema fornece um conjunto de informações valiosas que orientam os investidores na escolha e ajuste de seus investimentos.

O desenvolvimento deste SAD visa facilitar a tomada de decisão em investimentos do indivíduo médio. Com sua implementação, espera-se que os investidores possam alcançar uma performance de investimento superior, alinhada com seus perfis de risco e objetivos financeiros a longo prazo.

3.1.1 Perfil do investidor

O perfil do investidor representa um componente crucial para a personalização e eficácia das estratégias de investimento propostas. Esta etapa inicial é fundamental, pois permite que o sistema compreenda profundamente as necessidades, expectativas e limitações de cada usuário, adaptando as recomendações de investimento à sua situação específica e aos seus objetivos financeiros. Inspirada por práticas regulatórias e melhores práticas de mercado, como as determinações da Comissão de Valores Mobiliários (CVM) desde julho de 2015, a implementação da análise do perfil do investidor é mais do que uma exigência legal, é uma ferramenta essencial para promover investimentos mais alinhados e seguros.

O questionário em si irá definir o perfil do investidor, ele foi baseado nas perguntas realizadas por um grande banco brasileiro. Além do mais, a definição do perfil pode ser vista na tabela 1 (logo abaixo). Em relação à pontuação atribuída a cada resposta, isso está no Apêndice “A” no final do trabalho. A escolha por estes perfis de investidor em específico se dá sobretudo pela variedade de ativos contidos na solução. Vai ser com base nesse perfil de risco que a otimização personalizada vai ocorrer para o usuário.

Tabela 1. Relação de perfil do investidor

Perfil de risco	Somatório
Conservador	Abaixo de 10
Moderado	Acima de 10

Fonte: Autoria própria (2024)

As motivações para a inclusão da tela do perfil do investidor no sistema vão além da conformidade com as normativas. Ela se baseia na premissa de que cada investidor é único, possuindo diferentes níveis de tolerância ao risco, objetivos financeiros variados e horizontes de investimento que influenciam diretamente na seleção de ativos. Ao coletar informações detalhadas sobre o momento de vida do usuário, sua experiência com investimentos, expectativas de retorno e capacidade de suportar perdas, o sistema pode oferecer recomendações personalizadas que maximizam as chances de atingir os objetivos desejados, minimizando riscos desnecessários.

A importância da tela do perfil do investidor reside também na educação financeira e no empoderamento do usuário. Ao conduzir o investidor por um processo de autoavaliação, o sistema promove uma reflexão sobre suas próprias metas e limitações financeiras, contribuindo para uma maior conscientização sobre os princípios de investimento e gestão de riscos. Esta etapa é crucial para a construção de uma relação de confiança entre o usuário e o sistema, estabelecendo as bases para decisões de investimento mais informadas e alinhadas com os interesses pessoais do investidor.

Além disso, a personalização baseada no perfil do investidor facilita a navegação em um universo amplo e muitas vezes complexo de opções de investimento. Para este trabalho, identificando-se como conservador ou moderado, o investidor pode ser direcionado para portfólios que não apenas correspondam ao seu nível de conforto com o risco, mas também às suas expectativas de retorno e prazos de investimento.

Portanto, a tela do perfil do investidor é mais do que um mero formulário. Ela é uma ferramenta estratégica que define o tom para uma jornada de investimento personalizada e informada, respeitando a individualidade do investidor enquanto promove estratégias de investimento que são prudentes, alinhadas e otimizadas para atender às suas necessidades e objetivos específicos. Detalhes acerca do formulário para definição do perfil do investidor podem ser consultados no Apêndice “A” contido no final deste trabalho.

3.1.2 Seleção de ativos

A seleção de ativos para compor o portfólio de investimento é um passo fundamental na construção de uma estratégia de investimento eficaz e personalizada, sobretudo em um sistema projetado para otimizar os portfólios de investimento com base no perfil do investidor. A escolha dos ativos foi pautada por critérios estratégicos, visando a maximização da diversificação e a facilidade de acesso e análise de dados históricos, essencial para a aplicação de técnicas de machine learning e análise preditiva. A utilização da biblioteca do Yahoo Finance no Python foi determinante neste processo, permitindo a coleta de dados históricos de forma confiável e eficiente, o que é crucial para a análise de desempenho e risco dos ativos considerados. A extração de dados de forma automatizada tem suas limitações, por outro lado, que é da variedade de ativos aptos a serem coletados os dados.

Os ativos englobados na plataforma são: ETFs (Exchange-Traded Funds) ou fundos imobiliários. A motivação para escolha destes foi pela busca de uma ampla diversificação, porém voltada ao público conservador e moderado. Os ETFs foram divididos em renda variável e renda fixa. Sendo os de renda variável, representados por "BOVA11.SA" que replica o índice Ibovespa, englobando as maiores ações do mercado brasileiro, "IVVB11.SA" que segue o índice S&P 500, proporcionando exposição ao mercado americano e "SMAL11.SA" que é focado em small caps, ou seja, empresas com menor capitalização no mercado. Juntos esses ETFs oferecem uma maneira eficiente de obter exposição a diferentes segmentos do mercado com um único investimento, facilitando a gestão do portfólio. o sufixo "SA" é apenas uma referência ao fato de serem ativos da "South America" (América do Sul).

Além disso há os fundos imobiliários. Os selecionados foram: "KNRI11.SA", "XPLG11.SA" e "BCFF11.SA". Eles permitem investir no mercado imobiliário de forma diversificada e com liquidez, sem a necessidade de aquisição direta de imóveis. Essa escolha contribui para a diversificação do portfólio, além de oferecer potencial de renda passiva por meio de distribuições de rendimento.

Os ETFs de renda fixa, por sua vez, são representados por "IRDM11.SA" (fundo de títulos públicos) e "IMAB11.SA" (que acompanha o índice de títulos públicos atrelados à inflação). Eles oferecem uma alternativa de menor risco para o investidor, contribuindo para a estabilidade do portfólio em cenários de volatilidade no mercado de ações.

A diversificação alcançada pela inclusão desses diferentes tipos de ativos visa não apenas otimizar os retornos ajustados ao risco, mas também alinhar o portfólio às diferentes tolerâncias ao risco e objetivos financeiros dos usuários do sistema. A tabela 2 que está abaixo resume os ativos selecionados para compor o portfólio:

Tabela 2. Relação ativos englobados no SAD

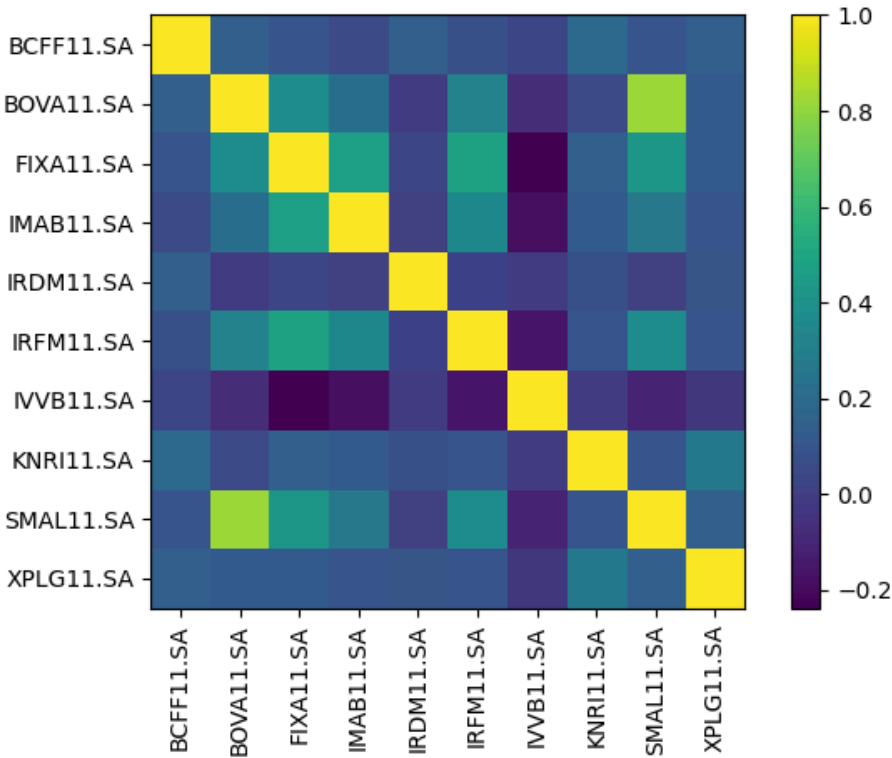
Categoria	Ativos
ETFs de renda variável	BOVA11.SA
	IVVB11.SA
	SMAL11.SA

Fundos Imobiliários	KNRI11.SA
	XPLG11.SA
	BCFF11.SA
ETFs de renda fixa	IRDM11.SA
	IMAB11.SA

Fonte: Autoria própria (2024)

Esta abordagem equilibrada e fundamentada na análise de dados históricos proporciona uma base sólida para a otimização de portfólios, permitindo que o sistema ofereça recomendações personalizadas que atendam às expectativas e necessidades de cada perfil de investidor. A figura 5 abaixo demonstra a correlação entre cada ativo candidato a fazer parte do portfólio do investidor. A diagonal é caracterizada pela correlação máxima. Uma vez que indica correlação entre o mesmo ativo.

Figura 5. Representação da matriz de correlação



Fonte: Autoria própria (2024)

3.1.3 Análises e recomendações

Dentro do sistema de apoio à decisão, a tela de resultados é a interface final onde a convergência da teoria financeira e as preferências individuais do usuário são apresentadas de maneira clara e funcional ao usuário por meio da otimização. A tela serve como um painel de controle que reflete o perfil de risco do investidor e os modelos quantitativos de alocação de ativos, fundamentais para a personalização da experiência de investimento.

A funcionalidade de seleção do modelo de otimização na tela permite ao investidor escolher entre abordagens distintas, como a otimização de Markowitz, a qual tem sua modelagem dependente do perfil do investidor, ou a abordagem de Hierarchical Risk Parity, que procura distribuir o risco de maneira equilibrada entre os ativos. Esta escolha é crucial, pois permite que o investidor alinhe a recomendação do sistema com sua compreensão do mercado e sua própria filosofia de investimento.

Uma vez que o modelo é selecionado, a tela exibe uma recomendação de portfólio que detalha os ativos sugeridos e seus respectivos pesos, calculados para refletir a tolerância ao risco do investidor e seus objetivos financeiros. Isso é feito com o intuito de fornecer uma recomendação que não apenas seja sólida, mas também prática e aplicável para o investidor sem muitas instruções. A apresentação destas informações é projetada para ser intuitiva, facilitando ao usuário a compreensão da estrutura do portfólio proposto.

Além disso, a tela de resultados fornece métricas de desempenho do portfólio, como o retorno esperado, a volatilidade e o índice de Sharpe. A figura 10 é uma representação da tela e se encontra mais a frente no trabalho. Estas métricas são apresentadas para permitir ao usuário uma avaliação informada da eficiência do portfólio proposto, oferecendo uma visão sobre o potencial de retorno e os riscos associados. A inclusão do Índice de Sharpe é particularmente importante, pois fornece uma noção de quão atraente é o retorno do portfólio quando ajustado pelo risco assumido, como foi dito na fundamentação teórica.

A integração de tabelas e estes dados enriquece a experiência do usuário, tornando a análise dos dados mais acessível e menos técnica. Ao permitir que o usuário interaja com os parâmetros e visualize o impacto destas mudanças em tempo real, a tela não só

serve como uma ferramenta de decisão, mas também como um meio de educação financeira, incentivando o usuário a explorar e entender melhor os princípios subjacentes à otimização de portfólios. Assim, o apoiando no processo decisório.

Para concluir, a tela de resultados é projetada para ser uma ferramenta abrangente e didática, que apoia o investidor na jornada de seleção e gestão de um portfólio de investimento que seja alinhado com seus objetivos pessoais, nível de conforto com o risco e expectativas de retorno, consolidando a abordagem científica do sistema com a realidade individual e diversificada dos investidores. Não se espera portanto que o investidor leve o resultado como uma verdade absoluta, mas apenas que sirva de apoio no processo decisório.

3.1.4 Usabilidade e experiência do usuário

O sistema inicia com uma interface de usuário intuitiva, que coleta informações essenciais por meio de um questionário para determinar o perfil do investidor. Esse processo é crucial, pois a literatura em finanças comportamentais e teoria de portfólio ressalta a importância de alinhar as estratégias de investimento com as características individuais do investidor (Kahneman & Tversky, 1979; Markowitz, 1952). A personalização da experiência do investidor, conforme indicado por Barberis & Thaler (2003), aumenta a probabilidade de adesão às estratégias de investimento e satisfação com o desempenho do portfólio.

Figura 6. Tela para exclusão de ativos do SAD

Exclusão de Ativos

Marque as categorias de ativos que deseja EXCLUIR do seu portfólio.

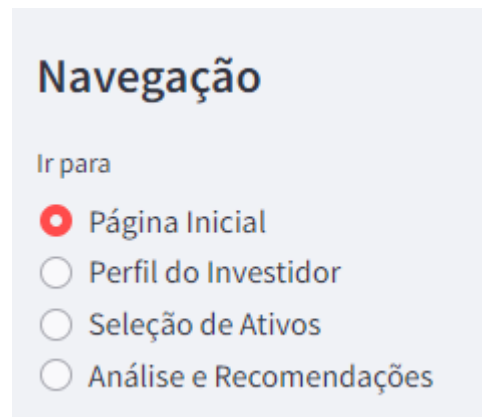
☐ ETFs de Renda Fixa ?

☐ Fundos Imobiliários ?

☐ ETFs de Renda Variável ?

Enviar

Figura 7. Menu de navegação do SAD



Fonte: Autoria própria (2024)

3.2 Aplicação em Python

A escolha da linguagem Python para a implementação do sistema de apoio à decisão apresentado neste trabalho está embasada na robustez, flexibilidade e vasto ecossistema de bibliotecas especializadas da linguagem. Python emergiu como uma linguagem de programação de destaque no mundo da ciência de dados e do aprendizado de máquina, oferecendo aos cientistas as ferramentas necessárias para o sucesso em um ambiente orientado a dados (James et al., 2023)

Vale ressaltar que existem vários solvers open source para problemas de otimização convexa, na qual a maioria tem interfaces em Python, por exemplo, CVXOPT (Anderson et al., 2021), OSQP (Stellato et al., 2020) e ECOS (Domahidi et al., 2013). No entanto, esses solvers exigem que o usuário escreva seu problema em uma forma canônica específica.

A respeito de um destes Solvers citados. CVXOPT é um pacote de software para otimização convexa em Python que suporta a resolução de problemas de programação linear, programação quadrática, entre outros. Sua aplicação estende-se à otimização de portfólios, onde a seleção de ativos pode ser formulada como um problema de otimização convexa, buscando a minimização da variância do portfólio para um retorno esperado ou a maximização do retorno para um nível de risco específico. A biblioteca utilizada neste trabalho foi criada graças a este pacote open-source.

Visando utilizar uma ferramenta confiável, escalável e prática se foi decidido utilizar a biblioteca PyPortfolioOpt para criação do Sistema de Apoio à Decisão apresentando neste trabalho. Essa biblioteca é um exemplo distinto deste ecossistema da linguagem, proporcionando uma interface simplificada para a implementação de algoritmos clássicos e avançados de otimização de portfólio. Ela destaca não apenas por sua capacidade de aplicar a teoria de média-variância de Markowitz e o modelo Hierarchical Risk Parity (Lopez de Prado, 2016), mas também pela sua eficiência em abstrair complexidades matemáticas, permitindo que o foco seja voltado para as decisões estratégicas de investimento.

Embora outras linguagens como R e C também sejam utilizadas em finanças quantitativas, Python oferece uma vantagem distinta em termos de desenvolvimento rápido e colaborativo. Sua integração com APIs de dados financeiros, como a API do Yahoo Finance (utilizada neste trabalho), permite acessar e manipular grandes volumes de dados em tempo real, uma funcionalidade essencial para o ambiente de mercado atual que é caracterizado por sua volatilidade e dinamismo. Além da sua vasta aptidão para lidar com dados, através de bibliotecas como Pandas, sendo uma das principais linguagens usadas para Data Science. Assim como a facilidade para se gerar uma interface esteticamente agradável sem exigir grandes esforços, através da biblioteca Streamlit. Ambas as quais foram utilizadas neste presente trabalho.

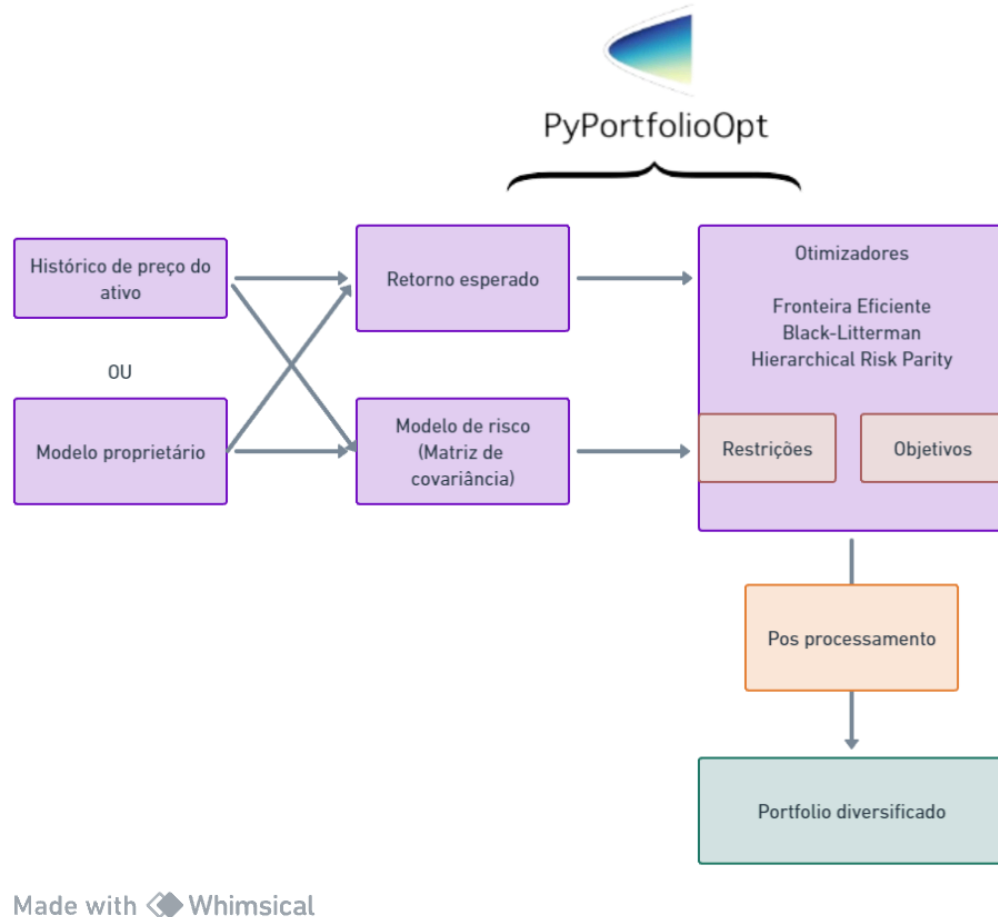
Outros caminhos possíveis incluiriam o uso de plataformas proprietárias de análise financeira ou linguagens de programação especializadas, no entanto, essas opções muitas vezes vêm com limitações de acesso, custo e flexibilidade. Por outro lado, a abordagem baseada em Python é apoiada pela sua natureza open-source, o que democratiza o acesso às ferramentas de otimização de portfólio e incentiva a inovação contínua através da colaboração.

A área de finanças computacionais é altamente inovadora e em constante evolução. Utilizar ferramentas como PyPortfolioOpt no contexto acadêmico estimula a inovação e a aplicação de novas técnicas em finanças, algo essencial para o avanço do campo.

A biblioteca utilizada para implementação dos modelos, criada por Martin (2021), se destaca por sua capacidade de implementar algoritmos clássicos e avançados de otimização de portfólio, oferecendo uma interface simplificada e eficiente. Essa

biblioteca possibilita a realização de otimizações complexas de portfólio, abstraindo as complexidades matemáticas e permitindo que o foco seja direcionado para as decisões estratégicas de investimento.

Figura 8. Funcionamento biblioteca PyPortfolioOpt



Fonte: Adaptado de Martin (2021)

Em suma, a aplicação de otimização de portfólio em Python, por meio da PyPortfolioOpt, evidencia a integração bem-sucedida de métodos quantitativos e programação no campo das finanças, proporcionando uma solução efetiva e ajustável para a gestão moderna de portfólios de investimento.

Portanto, a decisão de utilizar Python, e mais especificamente a biblioteca PyPortfolioOpt, para a otimização de portfólio neste trabalho é uma escolha estratégica que alinha teoria financeira avançada com tecnologia de programação acessível, oferecendo uma solução prática, escalável e eficiente para o desafiador campo da gestão de portfólios.

3.2.1 Aplicação do modelo de Markowitz em Python

Conforme descrito anteriormente foi incluído no SAD o método proposto inicialmente por Markowitz para otimização de portfólios de investimentos diversificados. Visando criar um produto conciso e de rápida capacidade para se provar um conceito foi escolhido este método clássico que pode ser aplicado com simplicidade através da biblioteca Python usada neste trabalho.

Para posterior entendimento dos resultados obtidos com o modelo proposto é importante deixar evidente todos os parâmetros e abordagens utilizadas até se obter os resultados.

- **Período de tempo para coleta de dados históricos de todos os anos:** três anos. Inicialmente foi pensado em utilizar um horizonte de cinco anos, com a finalidade de, com uma amplitude temporal maior, maximizar a chance de utilizar dados mais representativos atemporalmente. Entretanto com ocorrência de eventos extremamente raros como a pandemia da covid-19 se foi definido utilizar o histórico dos últimos três anos.
- **Taxa livre de risco:** Para aplicação do modelo de Markowitz é necessário se estipular uma taxa livre de risco. Para fins de simplificação do trabalho foi utilizada uma taxa de 2% ao ano, pois é o padrão utilizado na biblioteca python que foi feita uso neste trabalho. A literatura aconselha que, para o cenário brasileiro, essa taxa seja igual à taxa Selic. Dito isso, este é um possível ponto de melhoria futuro para o trabalho.
- **Frequência:** Para anualizar os resultados, como por exemplo, do retorno do portfólio, se foi definido uma frequência de 252 dias, que é a quantidade de dias que a bolsa opera normalmente em um ano.
- **Retorno esperado:** Foi utilizada a média histórica de retorno como sendo a representação do retorno esperado. Essa média foi anualizada com base nos retornos diários obtidos via dados do Yahoo Finance. Outro parâmetro considerado ao aplicar este método foi a capitalização composta, ou seja, que os retornos serão reinvestidos. Outra opção seria a capitalização aritmética, que não considera o reinvestimento. Esse método estava pronto para ser implementado na biblioteca python utilizada. Mais detalhes sobre este método e outras opções disponibilizadas pela biblioteca se encontram em:

<https://pyportfoliopt.readthedocs.io/en/latest/ExpectedReturns.html?highlight=ex>

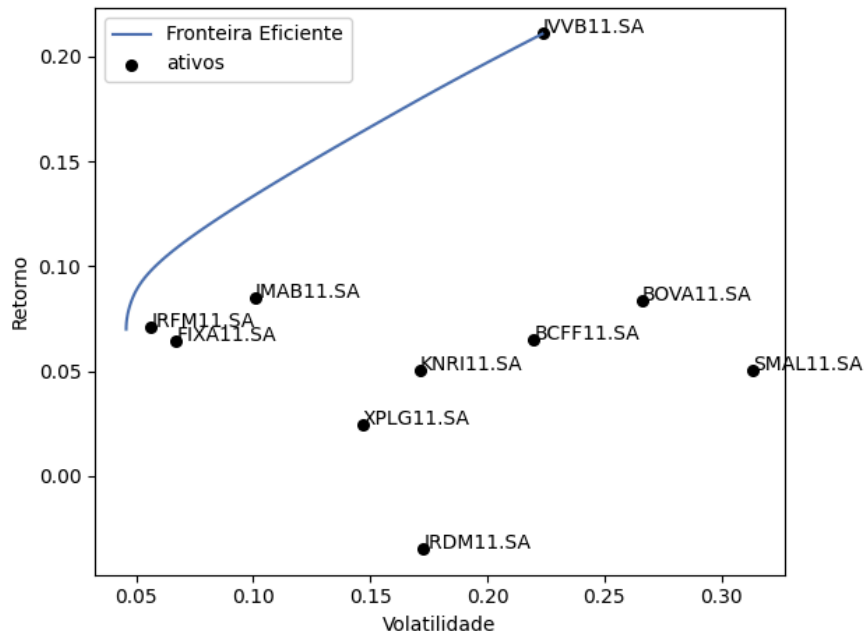
pected_returns

- **Modelo de risco:** Foi utilizada a matriz de covariância, que recebe como input os retornos diários dos ativos e calcula a matriz de covariância com dados anualizados.

Além dos parâmetros descritos acima é importante ressaltar que, conforme o perfil do investidor, a modelagem matemática da otimização é alterada. A minimização de volatilidade foi optada para investidores que priorizam a segurança, enquanto a maximização do índice de Sharpe para aqueles dispostos a assumir maiores riscos em busca de retornos mais elevados. Essa diferenciação da modelagem já estava implementada na biblioteca utilizada, então bastou utilizar o método respectivo.

A figura abaixo, representa a fronteira eficiente considerando um horizonte de tempo de 5 anos e o perfil moderado.

Figura 9. Representação da Fronteira Eficiente



Fonte: Autoria própria (2024)

3.2.2 Aplicação do modelo HRP em Python

Conforme descrito anteriormente, o modelo HRP tem três etapas: Este método opera em três estágios principais: clusterização em árvore, quasi-diagonalização e bisseção recursiva. A seleção deste método não foi apenas pela sua eficiência e simplicidade de

implementação, facilitada pela biblioteca PyPortfolioOpt, mas também por seu caráter inovador, o que permite um contraste enriquecedor entre metodologias tradicionais e contemporâneas na análise de portfólios. Dito isso, ao utilizar uma abordagem clássica e uma moderna é possível fazer uma análise comparativa dos resultados.

Em comparação ao modelo clássico de Markowitz, o HRP oferece uma perspectiva diferenciada, especialmente no que tange à dispensa da necessidade de projeção de retornos futuros, baseando-se ao invés disso em dados históricos para a análise de risco. Esta característica é particularmente notável, visto que a matriz de covariância, um elemento crucial na avaliação do risco, é meticulosamente examinada e utilizada em ambos os modelos. Ao aplicar as metodologias de Markowitz e HRP, foi pretendido manter a consistência nos parâmetros quando aplicável, como a utilização de uma taxa livre de risco de 2% ao ano, garantindo assim uma comparação equitativa e fundamentada dos resultados.

4. RESULTADOS E CONSIDERAÇÕES

O sistema se demonstrou como um produto funcional de ponta a ponta. Se comportando como uma ferramenta de apoio útil para um investidor que não tem tanto conhecimento. Os resultados obtidos foram bem animadores.

Em um primeiro momento foram definidos três perfis: conservador, moderado e agressivo. Entretanto os resultados obtidos não foram condizentes com a expectativa. Diante disso, foram priorizados os dois perfis que fazem mais sentido considerar os ativos contidos no sistema. Dito isso, os perfis considerados foram: Conservador e Moderado. Essa decisão foi tomada considerando os tipos de ativos contemplados no sistema. A seguir serão discutidos os resultados de cada modelo aplicado.

4.1 Resultados aplicação de Markowitz

Nos resultados obtidos através da aplicação do modelo de Markowitz, se observa uma relação direta entre o horizonte de tempo e a performance do portfólio. Para o perfil conservador, a maximização do retorno anualizado reduz conforme aumentamos o período de análise, de 10,63% em dois anos para 7,00% em cinco anos. Essa divergência se justifica pelas mudanças macroeconômicas que ocorreram no mundo como por exemplo a pandemia da covid-19 e guerras. Vale ressaltar que esses números dizem respeito a uma inferência de dados do passado.

Tabela 3. Comparativo com base em mudança no horizonte de tempo dos dados para o perfil conservador

Horizonte de tempo (em anos)	Retorno (% ao ano)	Volatilidade (% ao ano)	Índice de sharpe
2	10,63	3,67	2,35
3	5,74	4,29	0,87
5	7,00	4,58	1,09

A volatilidade anual segue um padrão similar, aumentando ligeiramente com o tempo. Interessante notar é o comportamento do índice de Sharpe, que decresce significativamente para um horizonte de três anos, indicando que o retorno adicional não compensa o aumento proporcional do risco.

Tabela 4. Comparativo com base em mudança no horizonte de tempo dos dados para o perfil moderado

Horizonte de tempo (em anos)	Retorno (% ao ano)	Volatilidade (% ao ano)	Índice de sharpe
2	14,24	4,23	2,90
3	7,04	4,50	1,12
5	9,45	5,37	1,39

Em contraste, para o perfil moderado, o retorno máximo anualizado mostra uma diminuição menos acentuada com o alargamento do horizonte temporal, começando em 14,24% em dois anos e diminuindo para 9,45% em cinco anos. A volatilidade apresenta um aumento mais acentuado, refletindo a natureza mais arriscada do perfil moderado em comparação com o conservador. O índice de Sharpe, embora diminua ao longo do tempo, mantém-se alto, sugerindo que a relação risco-retorno permanece atrativa para o investidor moderado mesmo com o alongamento do horizonte de investimento. De acordo com Sharpe, a partir de “1”, o desempenho do investimento já é tido como bom.

Essas tendências realçam a importância de alinhar o horizonte de investimento com o perfil de risco do investidor, uma vez que isso impacta diretamente a otimização do portfólio proposta pelo modelo de Markowitz.

Figura 10. Tela de Análise e Recomendações do SAD

Análise e Recomendações

Selecione o método de otimização de portfólio:

Markowitz

Com base no seu perfil de investidor Moderado, recomendamos o seguinte portfólio:

	Ticker	Peso
0	FIXA11.SA	25.31%
1	IMAB11.SA	9.25%
2	IRFM11.SA	48.35%
3	IVVB11.SA	17.09%

Desempenho do Portfólio

Retorno Esperado	Volatilidade	Índice de Sharpe
9.45%	5.37%	1.39

Fonte: Autoria Própria (2024)

4.2 Resultados Hierarchical Risk Parity

Os resultados da implementação de uma abordagem moderna foram aquém do esperado com base nos parâmetros considerados. Isso pois o retorno e volatilidade fazendo uma comparação equiparável com o modelo de Markowitz foi abaixo. Apesar de no SAD proposto o resultado do HRP não depender do perfil do investidor, foi feita a inclusão deste método para o usuário ter mais de uma fonte de dados para apoiar sua decisão.

Conforme a Tabela 5, um fator que chama atenção nos resultados é o fato de com três e cinco anos de horizonte de tempo os resultados foram os mesmos. Isso se dá pois a clusterização, a qual é uma das etapas do método, permaneceu a mesma, apesar de ter aumentado a quantidade de anos para coleta dos dados de retorno.O que é totalmente factível, uma vez que não houveram diferenças suficientes para gerar um rearranjo no esquema. Desta forma, o conjunto de ativos e pesos que compõem ambos os portfólios foi o mesmo, dando assim o mesmo resultado.

Tabela 5. Comparativo com base em mudança no horizonte de tempo dos dados para o modelo de Hierarchical Risk Parity

Horizonte de tempo	Retorno (% ao ano)	Volatilidade (% ao	Índice de sharpe
--------------------	--------------------	--------------------	------------------

(em anos)		ano)	
2	10,99	4,34	2,07
3	6,01	4,82	0,83
5	6,01	4,82	0,83

4.3. Comparativo entre os resultados

Como pode ser notado com as evidências das tabelas 3,4 e 5, o perfil conversador se comportou como esperado, assim como o moderado. Uma vez que o retorno esperado do mesmo foi inferior, assim como a volatilidade e seu índice de sharpe. Vale ressaltar que ambos os resultados foram gerados sobre as mesmas condições, com exceção dos parâmetros preestabelecidos. Isto é para o caso do perfil conservador se foi minimizado a volatilidade, enquanto que para o perfil Moderado foi maximizado o índice sharpe.

A Partir da consolidação dos resultados obtidos pelos métodos distintos é possível comparar o desempenho de ambos. Conforme descrito anteriormente, o resultado da implementação do método de Markowitz foi coerente com o esperado.. Por outro lado, a implementação do método HRP teve um intuito de servir como um apoio extra ao investidor no seu processo de tomada de decisão. Esse método não variou como o perfil de risco do investidor, ou seja, seu resultado não foi personalizado. Acerca dos resultados de ambos os métodos, se esperava melhores resultados do HRP, uma vez que se trata de uma abordagem mais moderna.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi implementado um sistema de apoio à decisão para a otimização de portfólios financeiros, focando na personalização das estratégias de investimento de acordo com o perfil do investidor. A implementação do sistema de criação de portfólio de investimentos otimizado demonstrou ser uma ferramenta valiosa para investidores, oferecendo soluções personalizadas que alinham recomendações de investimento com os perfis de risco dos usuários.

A solução se destaca, sobretudo, pela praticidade para o usuário, uma vez que, disponibilizando o sistema para o público seu uso é muito simples e escalável. Afinal de contas, para o usuário final, bastaria preencher suas preferências no sistema e obter os resultados do portfólio com base no modelo de sua escolha. Escalável porque uma vez estruturado sua manutenção tenderia a ser baixa, uma vez que fatores como coleta histórica dos preços, por exemplo, é feita de maneira automatizada.

A utilização de um método clássico como o proposto por Markowitz, ao lado de um método moderno, o Hierarchical Risk Parity (HRP) oferece ao usuário diferentes opções de uso da solução. Apesar de haver expectativas para que o método mais moderno tivesse resultados consideravelmente melhores, para o conjunto de dados utilizados neste trabalho, isso não ocorreu. O que não impede de no futuro isso ocorrer.

Além do mais, uma comparação sob os mesmos parâmetros, considerando o método de média-variância e o HRP é injusta, já que, enquanto que para o método da média-variância foram estipulados diferentes otimizações conforme o perfil do investidor. Isto é, minimizar volatilidade para perfil conservador e maximizar índice de Sharpe para perfil moderado. Para o método HRP a otimização foi única, independente do perfil. Apesar disso, a inclusão do método no sistema foi realizada para servir de benchmarking ao usuário, pois em um cenário o qual um portfólio entregue maior retorno e menos volatilidade certamente vai ser melhor para o investidor.

O objetivo geral deste trabalho foi cumprido uma vez que se foi criado um produto funcional que de fato auxilia o indivíduo médio em um momento tão crucial, que é o de investimento financeiro. Além de ser uma solução que leva em conta aspectos únicos do indivíduo.

5.1 Limitações do trabalho

Apesar de ter cumprido o objetivo geral do trabalho e ter criado um sistema funcional que de fato apoie investidores no processo de tomada de decisão, algumas limitações foram identificadas.

De maneira específica, em relação à maneira a qual se foi definida a previsão do retorno esperado, ela acabou sendo limitada uma vez que leva em conta apenas o passado do preço do ativo em questão para fazer previsões do futuro. Nos dias atuais, existem referências que propõem meios mais eficazes para fazer essa previsão. A implementação de machine learning, com a finalidade de agregar no modelo dados mais fidedignos com a realidade e conseqüentemente fornecer ao usuário final informações mais precisas seria um caminho.

Outra limitação relevante se dá em relação aos conjuntos de ativos que foram considerados para fazer parte do portfólio. Para fins de criar um produto escalável e de baixa manutenção foi priorizado os ativos financeiros cujos dados de retorno histórico poderiam facilmente ser obtidos via Yahoo Finance, entretanto isso poderia ser expandido considerando mais fontes de dados, por exemplo.

Apesar de um dos pontos pilares deste trabalho ser a personalização é ela ter sido explorada. Isso ainda pode ser muito mais explorado, por exemplo incluindo mais restrições e opções ao usuário. Formular a otimização de modo que seja impossível que um ativo ultrapasse 50% da carteira, dentre outras regras, que são implementáveis, mas que não foram neste trabalho são caminhos para promover maior grau de personalização na solução.

5.2 Melhorias futuras

No que tange o produto em si é importante fazer mais testes com o público alvo da solução, visando o entendimento de pontos de melhorias. Além de entender com mais profundidade as dores e necessidades dos possíveis usuários da solução. Afinal de contas o que foi proposto neste trabalho foi um Mínimo Produto Viável (MVP). Então certamente melhorias precisam ser feitas para o produto ficar ainda melhor, como por exemplo login e hospedar a solução para livre acesso através da internet.

A respeito dos resultados obtidos ao utilizar o sistema, mais métodos podem ser considerados na solução. De modo a, inclusive, não exigir a escolha do usuário, mas sim fazer uma definição automática de qual método vai ser utilizado naquele contexto

em específico, considerando que o processo de escolha do método ocorreria em background.

Além do que já foi citado, a personalização do sistema pode ser aperfeiçoada por meio da adaptabilidade do horizonte de tempo conforme o perfil do usuário. Uma vez que para o preenchimento do questionário, o mesmo precisa definir o horizonte de tempo o qual ele vai querer investir no portfólio. Diante disso, as preferências do usuário poderiam direcionar o horizonte de tempo considerado pelos modelos, de modo a ser mais coerente com a realidade do usuário.

Outra oportunidade de melhoria consiste no fato do trabalho ter sido desenvolvido considerando uma taxa livre de risco de 2% ao ano, entretanto o ideal é considerar a taxa de juros do país, por exemplo, para o Brasil seria a Taxa Selic. Então, implementar uma solução que pegue esse valor da Taxa Selic atual faz sentido visando o aprimoramento da solução.

Fazer a inclusão de um terceiro perfil de investidor, que seria o agressivo, faz sentido também, visando atender a uma diversidade maior de público. Entretanto, para isso, se faz necessário a inclusão de ativos de maior volatilidade como ações, derivativos e criptomoedas, o que aumentaria o grau de complexidade da solução. Tanto no sentido de maior volumetria de dados para processar, quanto no fato de estar lidando com ativos mais sensíveis em termos de volatilidade

REFERÊNCIAS

- Aragón Urrego, D. (2023). Application of Hierarchical Risk Parity with Latin ADRs. Workshop on Engineering Applications.
- Atkinson, A., & Messy, F. (2012). Measuring financial literacy: results of the OECD / International Network on Financial Education (INFE) Pilot Study [Working Paper n. 15]
- Ban, G.-Y., El Karoui, N., & Lim, A. E. (2018). Machine learning and portfolio optimization. *Management Science*, 64(3), 1136–1154.
- Barberis, N. and Thaler, R. (2003) A Survey of Behavioral Finance. *Handbook of the Economics of Finance*, 1, 1053-1128.
- Ben-Tal, A. and Nemirovski, A. (2001) Lectures on Modern Convex Optimization: Analysis, Algorithms, and Engineering Applications. MPS-SIAM Series on Optimization, Philadelphia.
- Bodie et al. (2008). *Investments*. McGraw-Hill Education.
- Boyd, S. and Vandenberghe, L. (2004) *Convex Optimization*. Cambridge University Press, New York.
- Boyle, P. P. (1977). Options: A Monte Carlo approach. *Journal of Financial Economics*, 4(3), 323-338.
- Brinson, G. P., Hood, L. R., & Beebower, G. L. (1986). Determinants of Portfolio Performance. *Financial Analyst Journal*, 42, 39-44.
- Brooks, C. (2014). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press.
- Chavez-Bedoya, L.; Rosales, F. (2021). Redução do risco de estimativa na escolha ótima de portfólio usando restrições redundantes.
- Chaweewancho et al.. Markowitz Mean-Variance Portfolio Optimization with Predictive Stock Selection Using Machine Learning. *Int. J. Financial Stud.* 2022, 10(3), 64
- Chen, W; Zhang, H. (2021)Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction. *Applied Soft Computing* 100(1):106943
- Ciciretti, V.; Pallotta, A. (2024). Network Risk Parity: graph theory-based portfolio construction. *Journal of Asset Management*.
- Costa et al. (2021). Uma nova meta-heurística adaptativa baseada em vetor de avaliações para otimização de portfólios de investimentos.
- Courtney, J.F., *Decision making and knowledge management in inquiring organizations: toward a new decision-making paradigm for DSS*, Decision Support Systems, 2001, pp. 17 – 38
- Domahidi, A., Chu, E., & Boyd, S. (2013). ECOS: An SOCP solver for embedded systems. *Proceedings of the European Control Conference (ECC)*, 3071-3076.
- Edwards, R. D., & Magee, J. (1948). *Technical Analysis of Stock Trends*. John Magee Inc.
- Frej et al. (2021). A benefit-to-cost ratio based approach for portfolio selection under multiple criteria with incomplete preference information. *Information Sciences*, 545, 487–498
- Graham, B., & Dodd, D. (1934). *Security analysis: principles and technique*. McGraw-Hill.

- Hull, J. C. (2000). *Options, Futures, and Other Derivatives* (4th ed.). Prentice Hall.
- James, G. et al. (2023). *An introduction to statistical learning: with applications in Python*.
- Jeon, J., Koo, H. K., & Oh, J. (2024). Lifetime Portfolio Choice with Adjustment Costs for Living Standard.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291
- Kalayci, C. B., Ertenlice, O., & Akbay, M. A. (2019). A comprehensive review of deterministic models and applications for mean-variance portfolio optimization
- Knight, F. H. (1921). *Risk, Uncertainty and Profit*. Houghton Mifflin.
- Lewis, M. M.; Perry, M. J. (2019). Follow the Money: Managing Personal Finance Digitally. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.
- López, H.M.L.; Almeida, A.T. Utilizando PROMETHEE V para seleção de portfólio de projetos de uma empresa de energia elétrica. *Production*, [S.l.], v. 24, n. 3, p. 666-678, jul./set. 2014.
- Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2014). The Economic Importance of Financial Literacy: Theory and Evidence. *Journal of Economic Literature*, 52(1), 5-44.
- Malkiel, B.G. (1973) *A Random Walk down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing*. 11th Edition, W. W. Norton & Company, New York.
- Malkiel, B.G et al. (2005) Hedge Funds: Risk and Return. *Financial Analysts Journal*, Vol. 61, No. 6, pp. 80-88, November/December 2005.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Martin, R. (2021). PyPortfolioOpt: portfolio optimization in Python. *Journal of Open Source Software*.
- Meghwani, S; Thakur, M (2017). Multi-criteria algorithms for portfolio optimization under practical constraints, *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 37, 2017, Pages 104-125.
- Mulvey, J. (2001). Introduction to financial optimization: Mathematical Programming Special Issue. *Mathematical Programming*, 89, 205-216.
- Nelson, S., & Katzenstein, P. (2014). Uncertainty, Risk, and the Financial Crisis of 2008. *International Organization*, 68, 361-392
- Nesterov, Y., & Nemirovskii, A. (1994). *Interior-Point Polynomial Algorithms in Convex Programming*. SIAM.
- Almeida, F. et al. (2023). Sistema de Suporte à Decisão Baseado em Lógica Fuzzy para Banco Privado. *Pesquisa Operacional*, v. 43, p. 1-30.
- Oroy, K., & Evan, P. (2024). *Machine Learning Applications in Finance: Predictive Analytics and Risk Management*.
- Pereira, P. L. V.; Oliveira, A. B. (2021). Estratégias de investimento em portfólios com estimativas de alta e baixa do mercado financeiro.

- Petukhina, A.; Trimborn, S.; Härdle, W. K.; Elendner, H. (2020). Investing with Cryptocurrencies – evaluating their potential for portfolio allocation strategies.
- Rubinstein, R.Y. (1981) Simulation and the Monte Carlo Method. John Wiley & Sons, New York, NY, 6-12.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- Skolpadungket et al., Portfolio optimization using multi-objective genetic algorithms. *Evolutionary computation*, 2007. CEC 2007. IEEEcongress on, IEEE (2007), pp. 516-523
- Stellato, B., Banjac, G., Goulart, P., Bemporad, A., & Boyd, S. (2017). OSQP: An operator splitting solver for quadratic programs. *Mathematical Programming Computation*.
- Stoilov, T., Stoilova, K., & Vladimirov, Z. (2022). Decision Support for Portfolio Management by Information System with Black-Litterman Model.
- Stoilov, T., Stoilova, K., & Vladimirov, S. (2022). Integrating Operations Data and Hydraulic Models for Automated Choke Surveillance and Production Optimization.
- Syah, R. (2019). Aplikasi Mobile Wallet Menggunakan Teknik Personal Financial Management (PFM) Pendukung Kecerdasan Bisnis. *DecisionSciRN: Motivation & Reinforcement in UX Designs (Sub-Topic)*.
- Syah, R. (2020). Optimization Tree Based Inference to Customer Behaviors in Dynamic Control System.
- Taleb, Nassim Nicholas. 2008. *The Black Swan*. Harlow, England: Penguin Books.
- Tapscott, D. and Tapscott, A. (2016) *Blockchain Revolution: How the Technology behind Bitcoin Is Changing Money, Business, and the World*. Penguin, New York.
- Qian, E. (2005) *Risk Parity Portfolios: Efficient Portfolios through True Diversification*. Panagora Asset Management, Boston.
- Yu, Liu(2020). A Personalized Mean-CVaR Portfolio Optimization Model for Individual Investment. *March 2021Mathematical Problems in Engineering* 2021(3):1-12
- Wan etl al. (2021). Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction

APÊNDICE A – Formulário do Perfil do Investidor

- a) Formação e/ou Experiência no Mercado Financeiro:
- Não conheço ou conheço pouco e preciso de orientação. (0 pontos)
 - Tenho alguma experiência e conheço razoavelmente, mas prefiro ter orientação. (1 ponto)
 - Tenho formação acadêmica/experiência na área e me sinto seguro em tomar decisões. (2 pontos)
- b) Objetivos ao Investir:
- Preservar meu patrimônio, sem risco de perdas. (0 pontos)
 - Obter retornos moderados, aceitando riscos maiores. (1 pontos)
 - Buscar altos retornos, mesmo com riscos de perdas expressivas. (2 pontos)
- c) Estado Atual do Patrimônio:
- Ainda não possuo patrimônio financeiro relevante. (0 pontos)
 - Já construí meu patrimônio e quero mantê-lo. (1 ponto)
 - Pretendo aumentar meu patrimônio que já está em construção. (2 pontos)
- d) Período Pretendido para Investimento:
- Até 1 ano. (0 pontos)
 - De 1 a 3 anos. (1 ponto)
 - De 3 a 5 anos. (2 pontos)
 - Por mais de 5 anos. (3 pontos)
- e) Percentual de Recursos a Resgatar nos Próximos 12 Meses:
- Mais de 25%. (0 pontos)
 - Entre 5% e 25%. (1 ponto)
 - Até 5%. (2 pontos)
 - Sem expectativa de resgate nos próximos 12 meses. (3 pontos)
- f) Produtos Financeiros com os Quais Tem Familiaridade e/ou Investe com Frequência:
- Nenhum. (0 pontos)
 - Renda fixa (CDBs, Tesouro, Fundos de RF, etc). (1 ponto)
 - Renda variável (Ações, Fundos de Ações, etc) e/ou Fundos imobiliários. (2 pontos)
 - Derivativos (opções, futuros, termos, etc). (3 pontos)
 - Previdência Privada. (1 ponto)
- g) Produtos Financeiros nos Quais Investiu Mais de 10% da Renda nos Últimos 12 Meses:
- (Mesmas opções da pergunta anterior).