

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

O MODELO DE OTIMIZAÇÃO PELA MÉDIA-VARIÂNCIA PROPOSTO POR MARKOWITZ COMO ESTRATÉGIAS DE INVESTIMENTO BASEADA EM OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRA

RESUMO: O objetivo desta pesquisa foi comparar o desempenho previsto de uma carteira de ações baseada em dados históricos com o desempenho de uma carteira teoricamente ótima e do índice Ibovespa, utilizando técnicas de análise quantitativa. O estudo aplicou o modelo média-variância de Markowitz (1952) para otimizar uma carteira composta por dez ações do Ibovespa com bom histórico de dividendos, buscando maximizar a relação risco-retorno. A pesquisa é de natureza aplicada, descritiva e quantitativa. Os dados de retorno foram extraídos do Yahoo Finance por meio do Python, abrangendo o período de 01/01/2023 a 20/07/2025. Utilizou-se retorno logarítmico como entrada no modelo. A carteira otimizada foi comparada ao Ibovespa com base no retorno médio, desvio padrão e Índice de Sharpe. A análise estatística descritiva indicou que PETR4 teve o maior retorno no período, enquanto MRF3 apresentou o maior desvio padrão e melhor média de retorno. A carteira otimizada obteve risco de 6,0885%, retorno de 0,5302% e Índice de Sharpe de 0,0871. Em contrapartida, o Ibovespa teve risco de 4,6153%, retorno de 0,7975% e Sharpe de 0,1728. Apesar de a carteira otimizada apresentar menor desempenho que o benchmark em termos de retorno ajustado ao risco, o estudo evidenciou o potencial do uso de técnicas quantitativas para decisões estratégicas de investimento. Ressalta-se a importância de alinhar os resultados da otimização com o perfil de risco do investidor, dada a variabilidade dos ativos analisados.

Palavras-chave: Markowitz; risco e retorno; otimização de carteira; IBOVESPA.

1 INTRODUÇÃO

O processo de seleção de uma carteira de ações pode ser dividido em dois estágios, o primeiro começa com observação e experiência e termina com as opiniões sobre a performance futura dos negócios avaliados, e o segundo estágio começa com as opiniões relevantes sobre o futuro e termina com a escolha de uma carteira de ações. A diversificação de investimentos sempre foi o procedimento recomendado para a adequada gestão das variáveis risco e retorno em carteiras de ativos (Markowitz, 1952).

A administração de carteiras de ativos financeiros sempre procurou, através de inúmeros modelos, otimizar seus dois principais parâmetros: risco e retorno. Porém foi através do trabalho *Portfolio Selection* publicado em 1952 por Markowitz, que a abordagem teórico deste assunto se tornou mais forte.

Dentre as alternativas de diversificação, tem se destacado a migração de recursos para carteiras compostas por ativos, títulos ou índices internacionais. Parte

desse direcionamento de recursos é explicada por uma maior disponibilidade e velocidade de acesso às informações, principalmente, as obtidas na mídia virtual (internet). Além desse aliado, também tem contribuído para a adequada tomada de decisão, o contínuo aprimoramento de recursos computacionais para cálculos financeiros e estatísticos (ex.: correlação de diferentes ativos em carteiras, valor em risco, covariância, desvio-padrão, coeficiente beta etc.), a desregulamentação e a queda de barreiras econômicas entre os países e a padronização da estrutura de contas das demonstrações financeiras das empresas (Santos; Coelho, 2010).

O investidor conservador é aquele que apresenta maior aversão ao risco, aquele que prefere a segurança de um investimento, que prefere não arriscar o seu patrimônio mesmo quando a rentabilidade esteja muito baixa (Mendonça *et al.*, 2020). Toscano (2004) completa dizendo que o perfil moderado admite um certo percentual de perda e tem como objetivo aumentar seu capital. Completa a definição Jansma *et al.* (2010) ao afirmar que o investidor agressivo tem um menor grau de aversão ao risco e um maior grau de tolerância ao risco.

Pode-se verificar uma relação diretamente proporcional entre as variáveis risco e retorno. O investimento em renda variável é um investimento de alto risco, por esse motivo está relacionado ao baixo número de pessoas que investem nesse segmento; no entanto, esse tipo de investimento pode também proporcionar altos retornos. (Souza, *et al.*, 2017).

Para esse fim, foi estabelecido o seguinte problema de pesquisa: quais ativos listados na Bovespa devem ser selecionados para construir uma carteira de investimento de maneira que se consiga maximizar a relação entre o retorno e o risco? Neste trabalho, busca responder a uma questão se é possível minimizar o risco do investidor para um certo nível de ganho esperado?

Caso consiga responder a esta questão, poderá criar técnicas racionais para analisar a diversificação de carteiras, em vez de apenas se seguir o provérbio simplista que até então vingava de que nunca se deve colocar todos os ovos em uma mesma cesta. Markowitz, passa então a discutir em que cestas que se deveria colocar os ovos, não simplesmente os espalhando aleatoriamente.

Este estudo tem por objetivo geral a realização da otimização de carteira dos dez ativos que mais pagaram dividendos nos últimos três anos do Ibovespa. E como objetivos específicos: Realizar análise exploratória dos dados; Estimar matriz de correlação e covariância; Realizar otimização pelo modelo média variância.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Otimização de Carteiras

Uma grande empresa de investimento é propensa a investir no mercado doméstico e em mercados internacionais e em um amplo conjunto de classes de ativos, e isso exige conhecimentos especializados. Por esse motivo, a gestão de carteira de cada classe de ativos precisa ser descentralizada, impossibilitando a otimização simultânea da carteira de risco de toda a organização em apenas um estágio, embora em termos teóricos ela possa ser considerada ótima. Em capítulos posteriores, veremos como a otimização de carteiras descentralizadas, bem como da

carteira completa da qual elas fazem parte, pode ser criteriosa. (Bodie, Kane E Marcus, 2015).

A otimização média-variância de Markowitz (MEV) é a abordagem padrão para a construção de carteiras ótimas. A suposição básica por trás desse modelo é a de que as preferências de um investidor podem ser representadas por uma função, (função de utilidade) dos retornos esperados e da variância da carteira, pois a escolha entre o prêmio de risco desejado (retorno esperado acima do CDI) depende da tolerância do investidor ao nível de risco. Indivíduos menos avessos ao risco podem estar dispostos a aceitar uma maior volatilidade em suas carteiras a fim de alcançar um maior prêmio de risco, enquanto investidores avessos ao risco preferirão carteiras menos voláteis, penalizando, portanto, o retorno esperado (Santos; Tessari, 2012).

2.2 Risco

Tanto observações casuais e pesquisas formais indicam que o risco de investimento é tão importante para os investidores quanto o retorno esperado. Embora tenhamos teorias a respeito da relação entre risco e retorno esperado que poderiam prevalecer nos mercados de capitais racionais, não existe nenhuma teoria sobre os níveis de risco que provavelmente encontraremos no mercado. Na melhor das hipóteses, podemos estimar com base em experiências históricas o nível de risco que os investidores tendem a enfrentar (Bodie, Kane E Marcus, 2015).

Atualmente, o conceito de risco é utilizado diariamente na maioria das operações financeiras. Um operador de Bolsa trabalha com esse conceito durante várias horas por dia, grandes empresas utilizam o risco para avaliar seus investimentos e até mesmo as pequenas lojas de varejo utilizam a idéia do risco para calcular prestações, neste último caso é muito comum o conceito de risco de inadimplência.

Outro aspecto relevante da teoria do portfólio é que o risco de um ativo mantido fora de uma carteira é diferente de seu risco quando incluído na carteira, uma vez que o risco de uma carteira é a combinação do risco individual dos ativos que a compõem e a correlação entre eles, de maneira que ativos que possuem correlação negativa reduzem o risco da carteira (Assaf Neto, 2010).

O objetivo da diversificação é maximizar os retornos e minimizar os riscos, investindo em diferentes ativos que reagiriam de forma diferente aos mesmos evento. Por exemplo, notícias negativas relacionadas à crise da dívida europeia geralmente fazem com que o mercado de ações caia significativamente. Ao mesmo tempo, as mesmas notícias tiveram um impacto positivo geral no preço de certas commodities, como o ouro. Consequentemente, é importante que as estratégias de diversificação de portfólio não incluam apenas diferentes ações dentro do mesmo setor e fora desse setor, mas que também incluam diferentes classes de ativos, por exemplo, títulos e commodities (Mangram, 2013).

Ainda os autores Bodie, Kane e Marcus, (2015) argumentam que a questão sobre como o risco aumenta quando o horizonte de um investimento de risco é ampliado é análoga ao agrupamento de riscos, processo pelo qual uma seguradora agrega uma grande carteira (ou *pool*) de riscos não correlacionados. Entretanto, aplicação do agrupamento de riscos ao risco de investimento é amplamente mal interpretada, do mesmo modo que a aplicação do princípio do seguro a investimentos

de longo prazo. Nesta seção, tentamos esclarecer essas questões e investigar a ampliação apropriada do princípio do seguro ao risco de investimento.

Alguns autores relacionam o risco com cálculos matemáticos, como ao dizer que o risco está associado às possibilidades de ocorrência de determinados resultados em relação a um valor médio esperado; é representado pela medida estatística do desvio padrão ou variância. Na mesma linha de pensamento, Assaf Neto e Lima (2014), concluem que, quando a tomada de decisão for efetuada com base num resultado médio esperado, o risco do investimento passa a ser calculado através do desvio padrão (Silva, 2008).

Embora a diversificação tradicionalmente reduza o risco individual dos investidores, em certos contextos ela pode inadvertidamente aumentar o risco sistêmico do mercado financeiro. A diversificação de portfólio, apesar de ser amplamente recomendada, não garante automaticamente redução de risco nem melhoria de desempenho, especialmente em condições de mercado adversas. A incorporação da ambiguidade no modelo de otimização de portfólio melhora significativamente a robustez e a resiliência das carteiras construídas. (Wang; liu; he, 2022; Mohammadi; mohammadi; makui; shahanaghi, 2023; Baur, 2024).

A estimativa do risco do portfólio normalmente utiliza a matriz de covariância, que contém a variância de cada ativo, bem como a covariância para todas as combinações de dois ativos. Ainda para contribuir com o entendimento a matriz de covariâncias é parte fundamental tanto da otimização da carteira, que visa obter os pesos ótimos dos ativos, quanto da gestão de risco, que visa estimar o risco esperado de uma carteira ou o VAR da carteira (Lee; Eid Junior, 2017).

O objetivo de Markowitz foi utilizar a noção de risco para compor carteiras para investidores que consideram o retorno esperado algo desejável e a variância do retorno algo indesejável. O que parece bem lógico e sensato para a grande maioria dos investidores. O modelo mostra que enquanto o retorno de uma carteira diversificada equivale à média ponderada dos retornos de seus componentes individuais, sua volatilidade será inferior à volatilidade média de seus componentes individuais (Bernstein, 1997).

2.3 Retorno

O retorno de uma carteira, pode ser obtido pelo total de ganhos ou perdas ocorrido através de um dado período de tempo, assim, retorno pode ser entendido como o valor que se recebe como resultado, por assumir um determinado nível de risco (Gitman, 2004).

Desde a proposição original do arcabouço média-variância por Markowitz, sua viabilidade computacional, simplificações e extensões de modelo, e o desenvolvimento de medidas de risco alternativas têm sido foco de intensa pesquisa. Contudo, as estimativas de retornos futuros baseadas na média das séries de retornos tendem a ser verificadas somente no longo prazo; portanto, elas não se mostram adequadas à gerência ativa de carteiras e a outras estratégias de curto prazo. A utilização de melhores métodos de predição para obter as estimativas dos retornos futuros de curto prazo, acompanhada de medidas de risco adequadas, pode derivar novos modelos preditivos mais adequados às aplicações de curto prazo. Esta seção formula um novo modelo de otimização de carteiras no qual a variância dos erros de predição (Freitas, Sousa e Almeida, 2006).

Fixado um ativo i e um intervalo de tempo $I = [s, t]$, seja R_i a variável aleatória finita que representa o retorno de i no intervalo I . Sejam $m_1, \dots, m_k$ os possíveis valores para R_i e $p(m_1), \dots, p(m_k)$ as respectivas probabilidades destes valores ocorrerem. O retorno esperado do ativo i no intervalo I é entendido como o conceito estatístico de valor esperado (Definição 3) e denotado por $\mu_i = E(R_i)$ (Miranda, 2021).

Mais precisamente:

$$\mu_i = E(R_i) = \sum_{j=1}^k m_j p(m_j).$$

Sendo $R = (R_1, \dots, R_n)$ o vetor composto pelos retornos da carteira $x = (x_1, \dots, x_n)$, o retorno de x em I é:

$$Rx^T = \sum_{j=1}^n R_j x_j.$$

Considerando a linearidade do valor esperado, podemos definir o retorno esperado da carteira x no intervalo I como:

$$\mu = E(Rx^T) = E(R)x^T = \sum_{j=1}^n x_j \mu_j.$$

Denotando $M = (\mu_1, \dots, \mu_n)$, o retorno esperado da carteira é dado por

$$\mu = Mx^T.$$

2.4 Embasamento estatístico

A estimação de covariâncias entre os coeficientes de regressão aleatória produz estimativas de funções de covariâncias (Kirkpatrick *et al.*, 1990), que referem-se a uma descrição contínua da estrutura de covariâncias do caráter para a amplitude de idades abrangida pelos dados, ou seja, uma função de covariância descreve a covariância entre medições tomadas em certas idades como função destas idades.

Meyer (1998a) demonstrou a equivalência entre os modelos de regressão aleatória e de funções de covariância. Os modelos de regressão aleatória e as funções de covariância podem expressar, de maneira mais realística, os fenômenos associados a dados longitudinais por exemplo, curvas de crescimento através do tempo ou medições repetidas.

Uma constatação de (Meyer, 1998) relata que estes modelos deverão suplantar os modelos menos realísticos até então usados, sendo assim modelos de regressão aleatória permitem considerar que o caráter em questão pode estar também mudando

continuamente e gradualmente através do tempo, e portanto podem ser mais realísticos que os modelos de repetibilidade e multivariado (Kirkpatrick *et al.*, 1994).

3 METODOLOGICA

3.1 Amostra de dados

A amostra deste projeto de pesquisa considera empresas com ações do Brasil, na Bolsa, Balcão (B3), especificamente as dez empresas que distribuíram mais dividendos no período de fevereiro de 2023 a julho de 2025 e que fizeram parte do IBOVESPA (IBOV). A escolha por este índice ocorre pelo fato de ser um índice que considera uma significativa quantidade de ações com liquidez e valor na B3. Segundo Pinheiro (2012) o IBOV é o indicador mais representativo no mercado brasileiro pela representação e pela expressividade dos valores negociados. Os dados de retorno foram coletados pela base de dados do *Yahoo Finance* através de *scrypts* utilizados em Python versão 3.13.5, seguindo o período de 01/01/2023 a 20/07/2025.

3.2 Dados de entrada da otimização

Os dados de entrada na otimização serão de retorno logaritmo conforme a equação (1):

$$R = \ln\left(\frac{\text{fechamento}}{\text{fechamento}_{t-1}}\right) \quad (1)$$

O modelo de otimização utilizado será o média – variância proposto por Markowitz (1952). O modelo será implementado com base nas equações abaixo.

$$E = \sum_{i=1}^N X_i \cdot R \quad (2)$$

$$V = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X_i \cdot X_j \cdot \sigma_{ij} \quad (3)$$

$$\text{Sujeito} \begin{cases} \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\ 0 \leq w_i, \forall i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

Onde:

E = retorno médio esperado;
V= volatilidade;
W= pesos dos ativos;
R= média de retorno por ativo;
 σ = volatilidade.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

O primeiro passo após a coleta de dados é realizar uma análise exploratória do conjunto de dados.

Tabela 1 - Estatística descritiva

Ativo	BRAP4	GOAU4	PETR4	CPLE6	VALE3	PETR3	CPFE3	BRKM5	QUAL3	MRFG3
count	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00	635.00
mean	18.00	9.93	28.43	9.19	59.01	32.12	34.09	18.35	2.81	10.84
std	2.05	0.78	6.63	1.52	6.30	6.70	3.12	4.86	1.23	5.50
min	14.72	7.75	13.85	6.17	49.20	17.29	26.63	8.28	1.35	5.23
25%	16.52	9.43	23.55	8.12	54.93	27.88	32.42	15.21	1.82	6.35
50%	17.56	9.92	30.84	9.30	57.52	33.65	33.99	18.78	2.27	8.55
75%	18.98	10.36	33.61	9.96	60.17	37.35	35.75	21.88	3.64	13.90
max	24.97	12.15	36.98	12.78	82.00	41.33	41.23	30.95	6.62	25.85

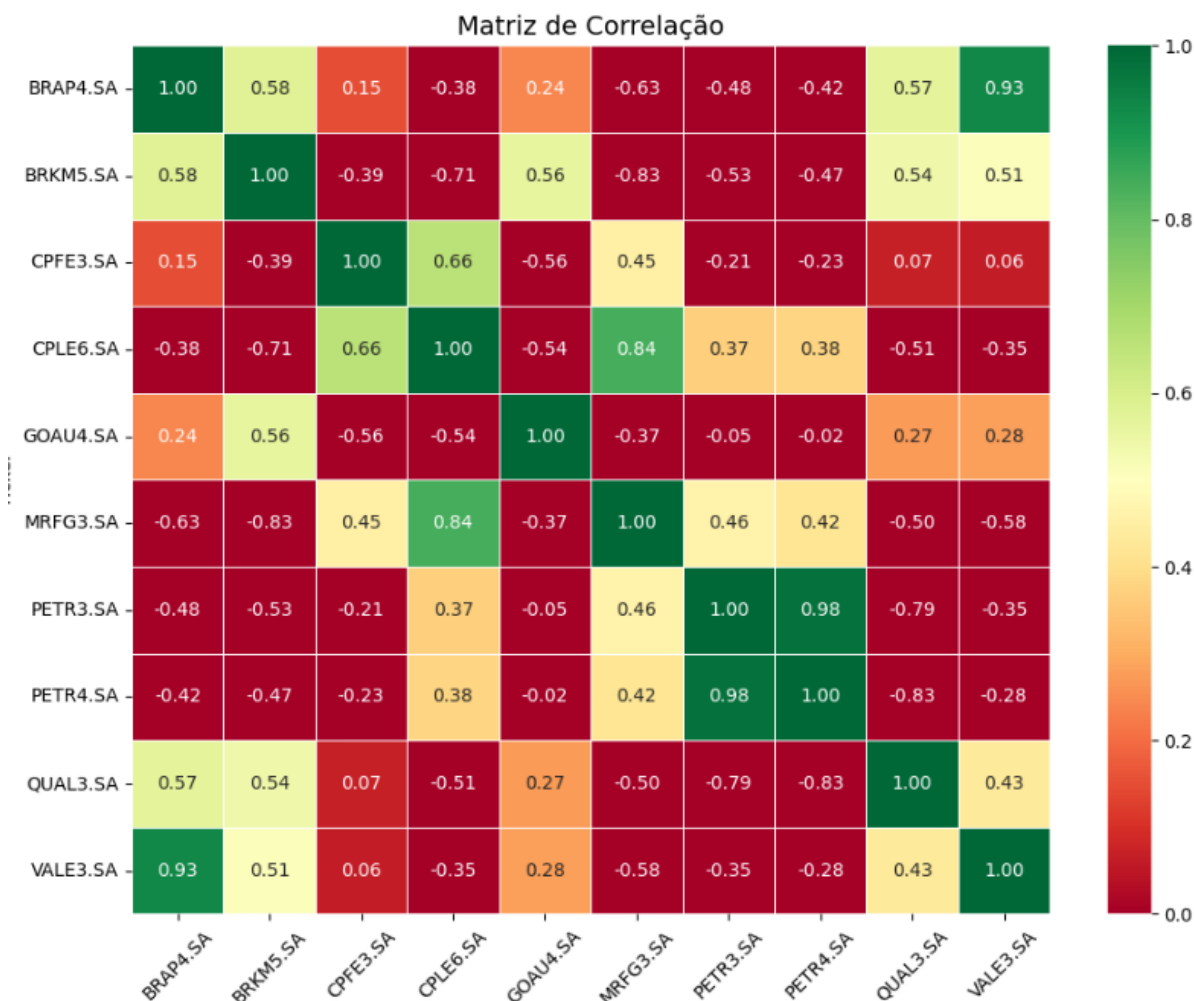
Fonte: Elaboração própria, em Python.

A observação das medidas estatísticas descritivas contidas na Tabela 1, como média, desvio padrão, mínimo, máximo e quartis, foi o primeiro passo após a coleta de dados, com o objetivo de entender as principais características dos dados. Verificou-se que o ativo PETR4 apresentou o maior retorno no período.

O ativo MRFG3 apresentou o maior desvio padrão (indicando maior volatilidade ou risco) e, paradoxalmente, também a melhor média de retornos históricos. Esta observação destaca a relação diretamente proporcional entre risco e retorno, onde investimentos de alto risco podem proporcionar altos retornos.

Em resumo, a Tabela 1 e sua análise exploratória inicial são cruciais para entender as características individuais de cada ativo antes de prosseguir com a otimização da carteira, fornecendo insights sobre o comportamento de retorno e risco de cada um dos dez ativos selecionados.

Figura 1- Matriz de correlação



Fonte: Elaboração própria, em Python.

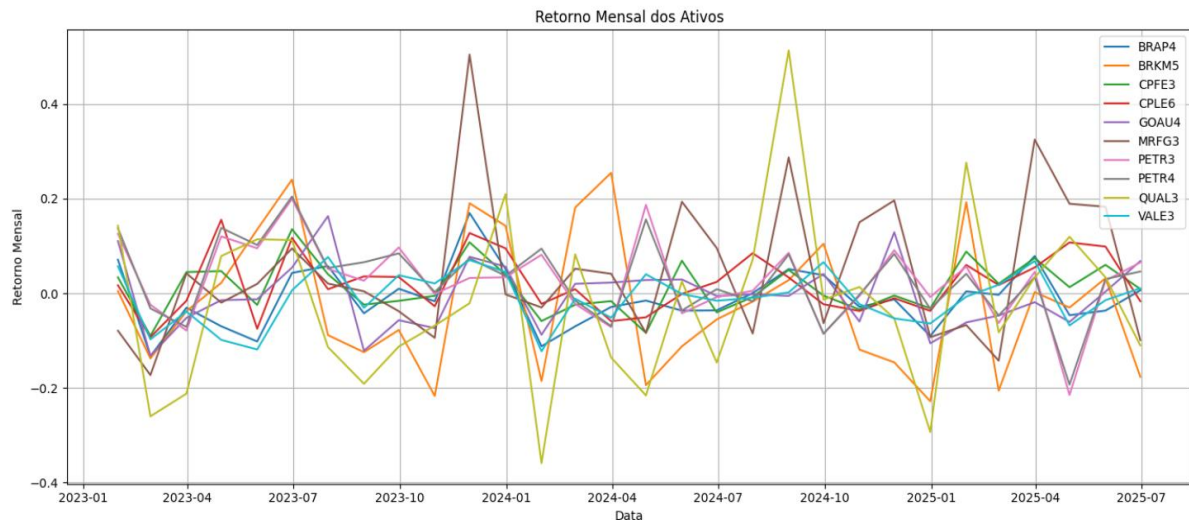
As principais observações da matriz fornecida de correlação são contidas na Figura 1 são: correlações Altas Positivas: nos ativos: PETR3 e PETR4: 0.98, esperado, pois são ações preferenciais e ordinária da mesma empresa (Petrobras).

Nos ativos CPLE6 e MRFG3: 0.84, surpreendente; indica que essas ações têm se comportado de maneira semelhante. Pode haver uma correlação conjuntural. Nos ativos BRAP4 e VALE3: 0.93, muito esperado: BRAP4 é holding da Vale, então seus retornos tendem a ser altamente correlacionados.

Existem correlações negativas fortes nos ativos BRKM5 e MRFG3: -0.83, ainda alta correlação negativa, indicando comportamentos opostos. Pode representar boa diversificação. Nos ativos QUAL3 com PETR4: -0.83 existe relação inversa forte. Também bom para diversificação. E nos ativos BRKM5.SA com CPLE6: -0.71 existem correlações fracas ou nulas.

Já nos ativos VALE3 com CPFE3: 0.06; CPFE3 com QUAL3: 0.07; CPFE3 com GOAU4: -0.56, esses pares indicam baixa relação entre os retornos, o que também é útil para reduzir risco através da diversificação.

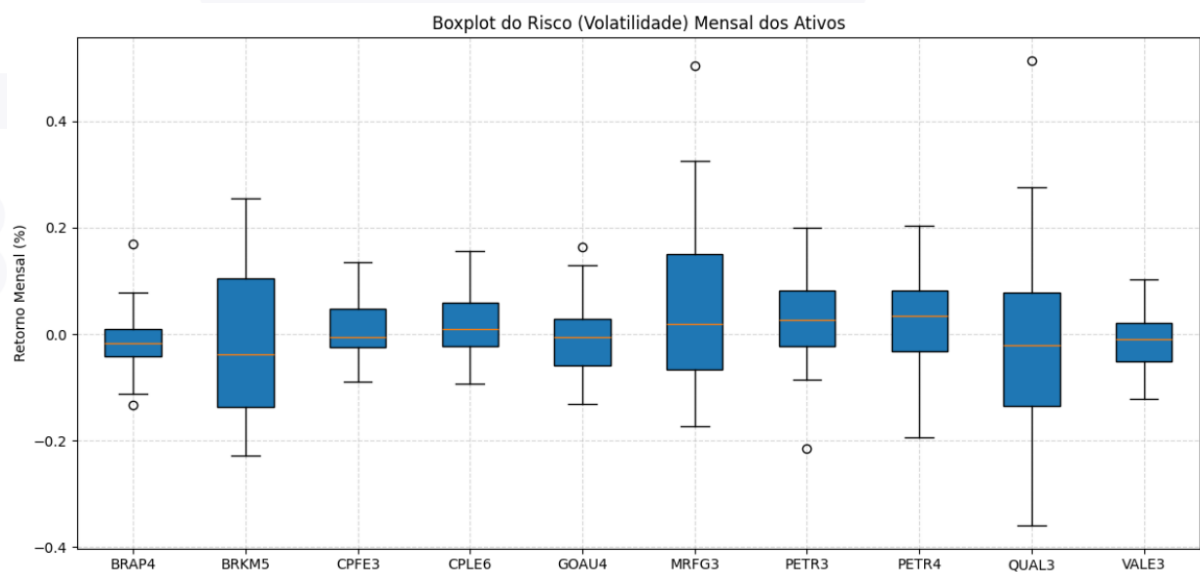
Gráfico 1 - Retorno ao longo do tempo



Fonte: Elaboração própria, em Python.

O gráfico 1 de retorno mensal dos ativos entre janeiro de 2023 e julho de 2025 revela comportamentos distintos de desempenho. Ativos como MRFG3 e BRKM5 mostraram alta volatilidade, enquanto outros, como BRAP4, CPLE6 e VALE3, apresentaram retornos mais estáveis. Picos e quedas acentuadas indicam influência de eventos externos ao longo do período. A semelhança entre os comportamentos de PETR3 e PETR4, bem como entre VALE3 e BRAP4, reforça a alta correlação entre alguns papéis. A diversidade nos padrões reforça a importância da diversificação na construção de carteiras mais equilibradas e menos arriscadas.

Gráfico 2 - Risco individual dos ativos



Fonte: Elaboração própria, em Python.

O bloxplot apresentado no gráfico 2 revela a volatilidade mensal (risco) dos ativos analisados. Observa-se que MRFG3, QUAL3 e BRKM5 apresentam maior dispersão dos retornos, indicando maior risco. Em contrapartida, CPFE3, CPLE6 e VALE3 demonstram retornos mais concentrados, sugerindo menor volatilidade. Ativos como MRFG3 e QUAL3 também exibem outliers positivos e negativos significativos, reforçando sua instabilidade. No geral, o gráfico permite identificar os ativos mais arriscados e os mais estáveis ao longo do período.

Tabela 2 - Alocação dos pesos

Ações	Pesos
BRAP4	0.07%
MRFG3	1.66%
QUAL3	2.06%
BRKM5	3.17%
PETR3	4.31%
GOAU4	9.62%
PETR4	12.63%
CPFE3	18.88%
CPLE6	21.16%
VALE3	26.45%

Fonte: Elaboração própria.

Foi elaborado conforme Tabela 2 a combinação de pesos a otimização de portfólio pelo modelo média – variância. Adotou-se o procedimento ao qual foi gerado 50 mil portfolio aleatórios que segundo Chen *et al.* (2021) essa quantidade de portfolios pode cobrir diversas características, afinal com base nesses portfolios foi escolhido o portfólio com menor volatilidade.

Para validar a alocação financeira foi calculado o índice de Sharpe, o retorno médio esperado e o risco da carteira e comparado com um *benchmark* de mercado, neste caso o Ibovespa. A Tabela 3 apresenta os resultado.

Tabela 3 - Comparação com *benchmark* - IBOV

Carteira	Risco	Retorno	Índice de Sharpe
IBOVE	4,6153%	0.7975%	0,1728
Carteira Otimizada	6.0885%	0,5302%	0,0871

Fonte: Elaboração própria.

Observa-se na Tabela 3 que o portfólio otimizado teve uma taxa de retorno superior ao IBOV é um Índice de Sharpe, mostrando maior equilíbrio entre a relação risco e retorno. No entanto a carteira otimizada apresenta um risco maior que o *benchmark* de mercado.

O gráfico 3 intitulado Performance Acumulada: a Carteira *versus* IBOVESPA apresenta uma comparação do retorno acumulado (representado pela linha azul) com o desempenho do índice IBOVESPA (representado pela linha verde tracejada) ao longo de um período que se estende de janeiro de 2023 a julho de 2025.

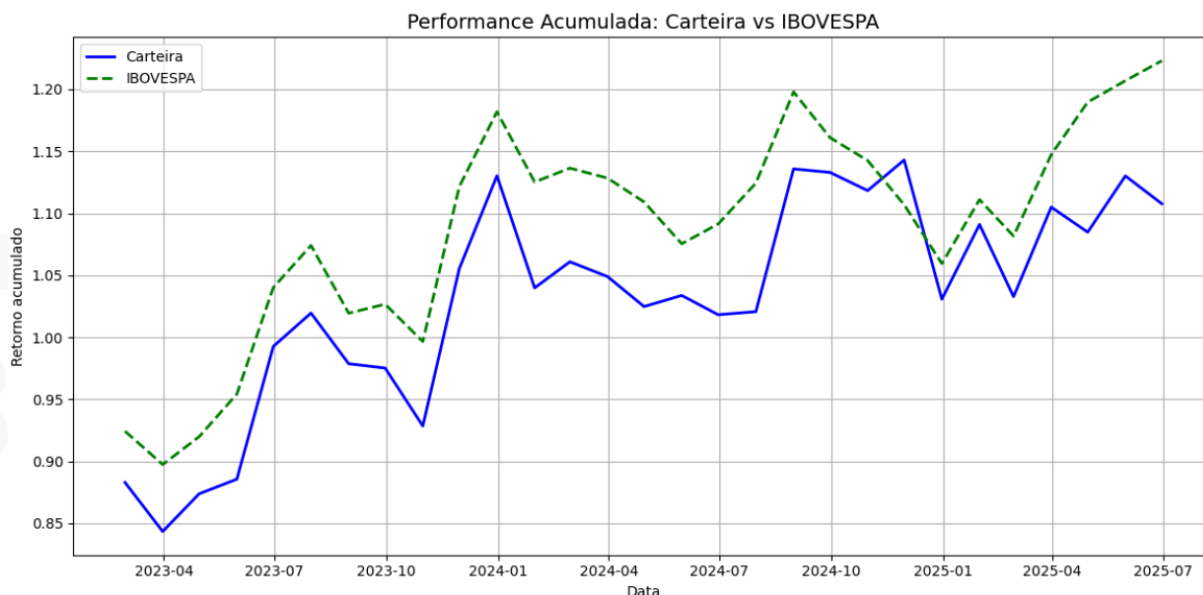
Ambos os indicadores, a Carteira e o IBOVESPA, iniciam o período analisado em abril de 2023 com um retorno acumulado semelhante, ligeiramente acima de 0.85.

Na fase inicial, que abrange de janeiro de 2023 até meados de 2024, o IBOVESPA demonstra um desempenho superior ou muito próximo ao da Carteira. Por exemplo, no final de 2023 e início de 2024, o IBOVESPA atinge um pico de retorno acumulado próximo de 1.20, enquanto a Carteira se mantém consistentemente abaixo de 1.10. Durante este período, a Carteira geralmente acompanha a tendência do IBOVESPA, mas com retornos acumulados inferiores.

Contudo, observa-se um ponto de viragem crucial por volta de meados de 2024. A partir deste momento, há uma inversão na performance: embora o IBOVESPA continue a mostrar volatilidade e uma queda no seu retorno acumulado após o pico, a Carteira começa a demonstrar uma maior resiliência ou uma recuperação mais forte aproximadamente entre abril e julho de 2024, a Carteira começa a posicionar-se consistentemente acima do IBOVESPA em termos de retorno acumulado. Na fase final do gráfico, de meados de 2024 até julho de 2025, a Carteira (linha azul) supera de forma consistente o IBOVESPA (linha verde tracejada) no retorno acumulado.

Mesmo com as flutuações do mercado, a Carteira consegue manter um nível de retorno acumulado mais elevado do que o IBOVESPA. No final do período gráfico, em julho de 2025, a Carteira apresenta um retorno acumulado de aproximadamente 1.10 a 1.15, enquanto o IBOVESPA se encontra ligeiramente abaixo deste valor.

Gráfico 3 - Performance acumulada: Carteira x IBOVESPA



Fonte: Elaboração própria, em Python.

Analisando ainda no contexto da performance acumulada, o gráfico 3 ilustra que, apesar de o IBOVESPA ter apresentado uma performance mais forte ou similar no início do período, a Carteira conseguiu demonstrar um desempenho superior em

termos de retorno acumulado na segunda metade do período analisado, especificamente de meados de 2024 até julho de 2025.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A pesquisa teve como objetivo a otimização de uma carteira composta por dez ativos do Ibovespa, que se destacaram pelo pagamento de dividendos nos últimos três anos, utilizando o modelo de média-variância proposto por Markowitz (1952).

A análise exploratória inicial dos dados da Tabela 1 foi importante para compreender as características individuais de cada ativo. Verificou-se que o ativo PETR4 apresentou o maior retorno no período, enquanto o MRFG3 teve o maior desvio padrão indicando maior risco e, por outro lado, a melhor média de retornos históricos. Esta observação reforça a relação diretamente proporcional entre risco e retorno, onde investimentos de alto risco podem potencialmente gerar melhores retornos.

A matriz de correlação conforme Figura 1 fornece análises importantes para a diversificação da carteira. Foram identificadas altas correlações positivas entre ativos como PETR3 e PETR4 (0.98), e BRAP4 e VALE3 (0.93), o que é esperado devido à sua relação empresarial. Outro fato importante para a diversificação, foram observadas fortes correlações negativas entre ativos como BRKM5 e MRFG3 (-0.83), e QUAL3 e PETR4 (-0.83), indicando comportamentos opostos que são benéficos para reduzir o risco geral da carteira.

A otimização da carteira, baseada no modelo média-variância de Markowitz, resultou na alocação de pesos para os dez ativos selecionados, conforme a Tabela 2. Para esta otimização, foram gerados 50 mil portfólios aleatórios, buscando aquele com a menor volatilidade.

A validação da alocação financeira foi realizada comparando o Índice de Sharpe, o retorno médio esperado e o risco da carteira otimizada com o Ibovespa (IBOV). Observa-se que a carteira otimizada apresentou um risco de 6,0885%, um retorno de 0,5302% e um Índice de Sharpe de 0,0871. Em comparação, o Ibovespa registrou um risco de 4,6153%, um retorno de 0,7975% e um Índice de Sharpe de 0,1728. Isto significa que, numericamente, a carteira otimizada teve um risco maior e um retorno e Índice de Sharpe inferiores ao *benchmark* de mercado.

Embora os valores que montam a Tabela 3 conclui-se que o portfólio otimizado não superou o Ibovespa em termos de retorno médio e Índice de Sharpe, o Gráfico 3, que apresenta a Performance Acumulada ao longo do tempo no período analisado, mostra uma dinâmica diferente. Na fase inicial de 2024, o Ibovespa demonstrou desempenho superior à Carteira. No entanto, a partir de meados de 2024 até julho de 2025, a Carteira otimizada demonstrou maior resiliência, porém ao o Ibovespa retoma com melhores resultados no inícios até o período analisado do mês 07-2025.

O estudo demonstra que a aplicação de técnicas quantitativas de otimização pode ser significativamente benéfica para a tomada de decisão estratégica. Essas

técnicas são particularmente relevantes para investidores que buscam maximizar o retorno ajustado ao risco.

A pesquisa demonstra a importância da necessidade em alinhar a otimização da carteira com o perfil de risco do investidor, dado que a carteira otimizada neste estudo apresentou um nível de risco superior ao *benchmark*. A otimização deve ser acompanhada por uma análise criteriosa do apetite ao risco, horizonte de investimento e objetivos individuais.

O trabalho reforça a pertinência dos modelos clássicos de finanças, como o de Markowitz, e aponta para o potencial de integração com abordagens mais modernas, como a inteligência computacional, na previsão de retornos futuros.

Para futuras pesquisas, recomenda-se a inclusão de ativos internacionais e de diferentes setores, além da incorporação de técnicas preditivas baseadas em aprendizado de máquina e a comparação com outros modelos de otimização para ampliar a robustez das estimativas.

REFERÊNCIAS

ASSAF NETO, A.; LIMA, F. G. **Curso de administração financeira**. São Paulo: Atlas, 2008.

_____, Alexandre; LIMA, F. *Finanças corporativas e valor*. São Paulo: Atlas, 2014.

BAUR, D. G. Diversification Is Not a Free Lunch. **Journal of Risk and Financial Management**, 17, n. 6, 2024. Article. <https://doi.org/10.3390/jrfm17060225>. Acesso em: 03 jun. 2025.

BERNSTEIN, PETER L. **Desafio aos Deuses: A Fascinante História do Risco**. Editora Campus, 2ª Edição, 1997.

BODIE, Zvi; KANE, Alex; MARCUS, Alan. **Fundamentos de investimentos**. AMGH Editora, 2014.

CHEN, W.; ZHANG, H. MEHLAWAT, M.K; JIEN, L. Mean–variance portfólio optimization using machine learning-based stock price prediction. *Applied Soft Computing*, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106943>. Acesso em: 20 jun. 2025.

DE FREITAS, Fábio Daros; DE SOUZA, Alberto Ferreira; DE ALMEIDA, Ailson Rosetti. Um Modelo De Otimização De Carteiras Baseado Em Predição. **XXXVIII Simpósio Brasileiro Pesquisa Operacional**. 2015. Goiânia Go. 2006. Disponível em: <http://ws2.din.uem.br/~ademir/sbpo/sbpo2006/pdf/arq0135.pdf>. Acesso em: 04 jun. 2025.

GITMAN, LAWRENCE JEFFREY. **Princípios de administração financeira**. 10. ed. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

JANSMA, L.; DANIEL, M. C; HEERDEN, J. D. V. The influence of the South African Market phases on individual risk profiling. **Corporate Ownership & Control**, Granada, v.7, n.4, p.453-461, 2010. Disponível em: https://virtusinterpress.org/IMG/pdf/10-22495_cocv7i4c4p3.pdf. Acesso em: 10 jun. 2025.

KIRKPATRICK, M., HILL, W. G., THOMPSON, R. Estimating the covariance structure of traits during growth and ageing, illustrated with lactations in dairy cattle. *Genet. Res.*, v.64, p.57-69, 1994. <https://doi.org/10.1017/S0016672300032559>. Acesso em: 04 jun. 2025.

LEE, Stefan Colza, EID JUNIOR, William. **Portfolio construction and risk management: theory versus practice**. Fundação Getulio Vargas, São Paulo/SP, Brazil, 2017. <https://doi.org/10.1108/RAUSP-04-2018-009> . Acesso em: 04 jun. 2025.

LIMA, Iran Siqueira; GALARDI, Ney; NEUBAUER, Ingrid. Mercados de investimentos financeiros. São Paulo: Atlas, 2006.

Mangram, Myles E., A Simplified Perspective of the Markowitz Portfolio Theory (2013). *Global Journal of Business Research*, v. 7 (1) pp. 59-70, 2013, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2147880>. Acesso em: 05 jun. 2025.

MARKOWITZ, H. Porfolio selection. **Journal of Finance**, 1952.

MENDONÇA, G. H. M.; FERREIRA, F. G. D. C.; CARDOSO, R. T. N.; MARTINS, F. V. C. Multi-attribute decision making applied to financial portfolio optimization problem. *Expert Systems with Applications*, Amsterdã, v.158, p.1-9, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.11352>. Acesso em 10 jun. 2025.

MIRANDA, Patrik Borges de *et al.* **Estratégias de gestão de carteiras de investimentos no mercado brasileiro**. 2021. Dissertação de Mestrado. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Disponível em: <https://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/24662>. Acesso em 08 jun. 2025.

MEYER, L. An average information restricted maximum likelihood algorithm for estimating reduced rank genetic covariance matrices or covariance functions for animal models with equal design matrices. *Genet. Sel., Evol.*, v.29, p.97-116, 1997. Disponível em: https://www.gse-journal.org/articles/gse/pdf/1997/02/GSE_0999-193X_1997_29_2_ART0001.pdf. Acesso em: 10 jun. de 2025.

SANTOS, José Odálio dos; COELHO, Paula Augusta. Análise da relação risco e retorno em carteiras compostas por índices de bolsa de valores de países desenvolvidos e de países emergentes integrantes do bloco econômico BRIC. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 21, p. 23-37, 2010. <https://doi.org/10.1590/S1519-70772010000300003>. Acesso em 15 jun. 2025.

SANTOS, V. C. dos; TESSARI, C. V. M. *Risco e retorno de carteiras formadas por ações com índices diferenciados de governança corporativa*. *Revista de Administração da UFSM*, v. 5, n. 3, p. 421–436, set./dez. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.5902/198346596539>. Aceso em: 04 jun. 2025.

SILVA, C. A. G. Gerenciamento de risco da carteira otimizada. **XXVIII ENEGEP**, 2008, Rio de Janeiro.

SOUZA, Laís Cavalar et al. Otimização de carteira de investimentos: Um estudo com ativos do Ibovespa. **Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade**, v. 7, n. 3, p. 201-213, 2017. Disponível em: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=10187009>. Acesso em: 10 jun. 2025.

TOSCANO JR., L. C. **Guia de referência para o mercado financeiro**. São Paulo: Edições Inteligentes, 2004.

WANG, C.; LIU, X.; HE, J. Does diversification promote systemic risk? **North American Journal of Economics and Finance**, 61, 2022. Article. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101680>. Acesso em: 02 jun. 2025.

36º ENANGRAD