



ADM
CONGRESSO INTERNACIONAL DE
ADMINISTRAÇÃO



25 a 28
setembro
2024
Campus Central UEPG
Ponta Grossa | PR

Explorando as Interseções das Inteligências
Artificiais na Sociedade Atual

realização:



Apoio:



COMTURPG
CONSELHO REGIONAL DE TURISMO DE PONTA GROSSA



ANÁLISE DE SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO NA CONSTRUÇÃO DE PORTFÓLIOS RENTÁVEIS

MONTE CARLO SIMULATION ANALYSIS IN THE CONSTRUCTION OF PROFITABLE PORTFOLIOS

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

Wagner Igarashi, UEM, Brasil, wigarashi@uem.br

Gabriel Andrade Stipp, UEM, Brasil, ra102919@uem.br

Deisy Cristina Corrêa Igarashi, UEM, Brasil, dccigarashi@uem.br

Resumo

A teoria moderna de portfólio de **Markowitz** destaca a maximização do retorno e minimização do risco, dois objetivos que podem ser atingidos através da diversificação do portfólio e possuem alto potencial de retorno em um mercado com alta volatilidade como o Brasileiro em que as oportunidades de lucro são amplas, porém o prejuízo pode, também, ser elevado. Este trabalho tem como objetivo a otimização de portfólios rentáveis com base em simulações de Monte Carlo, contribuindo com a compreensão e aplicação de uma técnica de otimização no contexto de investimentos do mercado de ações brasileiro, a fim de maximizar o lucro e minimizar o risco de prejuízo. Como resultado verificou-se que a otimização de portfólio com base na simulação de Monte Carlo pode ser uma opção válida, entretanto, ela só poderá ser eficiente a partir da escolha de indicadores financeiros adequados.

Palavras-chave: Otimização de Portfólio; Monte Carlo; Teoria Moderna de Portfólio; Markowitz.

Abstract

The modern portfolio theory by Markowitz emphasizes the maximization of return and the minimization of risk, two objectives that can be achieved through portfolio diversification and hold high potential returns in a market with high volatility, such as the Brazilian market where profit opportunities are abundant, although the risk of loss can also be high. This work aims to optimize profitable portfolios based on Monte Carlo simulations, contributing to the understanding and application of an optimization technique in the context of investments in the Brazilian stock market, with the goal of maximizing profit and minimizing the risk of loss. As a result, it was found that portfolio optimization based on Monte Carlo simulation can be a valid option; however, it can only be efficient with the selection of appropriate financial indicators.

Keywords: Portfolio Optimization; Monte Carlo; Modern Portfolio Theory; Markowitz

1. INTRODUÇÃO

O mundo de investimentos em ações está em crescimento. Mesmo assim, grande parte das pessoas se preocupam com este tipo de investimento, pois, apesar do lucro poder ser maior do que o de uma renda fixa, há risco de perda comparativamente maior (Costa & Vargas, 2011).

Avanços na teoria econômica destacam que investidores ao realizar investimentos em várias ações com maior risco, ou seja, com portfólios mais arriscados, devem esperar maiores retornos quando comparados à investidores mais conservadores. Todavia, esses riscos podem ser mitigados por meio de portfólios diversificados, sem sacrificar o retorno esperado (Wagner & Lau, 1971, Gitman, Juchau & Flanagan, 2015, Melquiades, 2017).

Na Teoria Moderna de Portfólio, Markowitz (1959) destaca a maximização do Retorno e minimização do Risco. Gitman, Juchau e Flanagan (2015, p. 214) definem risco como “Uma medida da incerteza em torno do retorno que um investimento irá ganhar, ou, mais formalmente, a variabilidade dos retornos associados a um determinado bem”; e retorno como “O ganho ou perda total experimentada em um investimento durante um determinado período de tempo. Calculado dividindo as distribuições de caixa do ativo durante o período, mais a variação de valor, pelo seu valor de investimento de início de período.”

Markowitz (1959) também comenta a existência de dois tipos de riscos que afetam um portfólio: o Risco Diversificável, mitigado ou evitado por meio de planejamento adequado dos investimentos da carteira; e o Risco Sistemático, gerado por eventos que afetam a carteira como um todo indiscriminadamente, os quais podem ser de natureza política, social ou econômica e influenciam o mercado em sua totalidade (Gitman, Juchau & Flanagan, 2015, Assaf Neto, 2015).

No entanto, realizar a diversificação não é algo simples ou trivial. Diversas técnicas de otimização de portfólio têm sido aplicadas para conseguir uma boa distribuição do capital disponível entre diferentes ações (Melquiades, 2017, Zaychenko & Zaychenko, 2020, Pinto, 2022, Almeida & Baştürk, Rodrigues, 2023). Neste contexto, o presente trabalho tem como objetivo a utilização da simulação de Monte Carlo, para simular o comportamento de diversos ativos e realizar a otimização de portfólios rentáveis, no contexto de investimentos do mercado de ações brasileiro, a fim de maximizar o lucro e minimizar o risco de prejuízo.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Deixar dinheiro parado pode significar perda do poder de compra devido à inflação ou perda de oportunidade de lucro por meio de investimentos. O investimento possibilita manter ou aumentar o poder de compra, ou seja, o investimento pode ser compreendido como um caminho para o alcance dos objetivos de vida (Graham & Zweig, 2006, Bodie, Kane & Marcus, 2021).

Um portfólio, também chamado de carteira de ações, é um conjunto de ativos nos quais foram realizados investimentos (Bodie & Kane, Marcus, 2021, Pinto, 2022). A diversificação de portfólio pode ser usada para balancear os riscos individuais de ativos, em outras palavras, portfólios com um grande número de ativos de maior risco podem ser menos arriscados do que portfólios compostos por um pequeno número de ações de baixo risco, mas ainda assim obter uma taxa de retorno substancialmente maior (Wagner & Lau, 1971).

2.1 Análise fundamentalista e Análise técnica

A análise do mercado financeiro desempenha papel importante na tomada de decisões de investimento. Duas abordagens principais para analisar a dinâmica do mercado são a análise técnica e a análise fundamentalista.

Murphy (2021) define análise técnica como o estudo do movimento do mercado, utiliza gráficos de tendência, a fim de realizar previsões sobre o mercado e seus valores. Isto porque, segundo

o autor, é mais provável uma tendência manter o sentido geral de sua movimentação do que se tornar o inverso, comparando a Primeira Lei de Newton a história tende a se repetir.

Na prática, a análise técnica usa o histórico de valores dos ativos da empresa e informações sobre o volume de negociações para produzir índices e indicadores para auxiliar no processo de decisão. Essas técnicas podem ser categorizadas em duas: filtragem e reconhecimento de padrão. O reconhecimento de padrões busca identificar e extrair padrões de comportamentos dos valores. E a filtragem busca normalizar os ruídos nos dados coletados, facilitando o reconhecimento de padrões (Blakey, 2001).

A análise fundamentalista assume o valor interno de cada ativo e é determinado por seu ganho potencial. Assim, ao analisar os fatores que alteram ou influenciam a rentabilidade de uma empresa pode-se identificar se uma determinada ação está subvalorizada ou supervalorizada. Em outras palavras, ao se descobrir o valor fundamental da ação, este pode ser utilizado para decidir quais ativos devem ser comprados ou vendidos (Hu et al., 2015, Murphy, 2021).

Hu et al. (2015) acrescentam que a análise fundamentalista é embasada em três aspectos: **análise macroeconômica** – analisa o efeito que o ambiente econômico produz no lucro de uma empresa por meio de indicadores como Produto Interno Bruto (PIB) ou Índice de Preços ao Consumidor (IPC); **análise da indústria** – analisa o valor operacional atual de uma empresa com base no estado e perspectiva da indústria, como por exemplo, a análise da receita de empresas posicionadas anteriormente na cadeia produtiva; e **análise da empresa** – analisa o valor de operação atual de uma empresa para avaliar seu valor interno, grande parte por meio da análise de relatórios financeiros.

Costa e Vargas (2011) fazem comparação entre as duas abordagens, e explicam que a análise fundamentalista está voltada ao lucro a longo prazo, porém pode sofrer perdas a curto prazo devido à falta de análises diárias ou de curto período. Por outro lado, a análise técnica gera maiores lucros a curto prazo quando comparada com a fundamentalista, porém possui maior margem de perda.

Além dos cenários apresentados (análise técnica e fundamentalista), há um terceiro cenário, o investimento em portfólio diversificado, de modo a minimizar o risco e maximizar o lucro (Bodie, Kane & Marcus, 2021).

2.2 Teoria De Portfólio

A Teoria Moderna de Portfólio, ou Teoria de Markowitz, é desenvolvida por Markowitz (1952) e tem como objetivo principal a escolha de portfólios que maximizem o retorno esperado para um dado nível de risco. Assim, é pressuposto que o investidor seja avesso ao risco, em outras palavras, se há dois investimentos com o mesmo retorno esperado, o investidor deve optar pelo investimento com possui menor risco. A Equação 2.1 descreve o retorno esperado percentual r_a de uma ação a , sendo P_0 o preço inicial da ação durante o período calculado e P_f o preço final esperado.

$$r_a = \frac{P_f - P_0}{P_0} * 100 \quad (2.1)$$

A Equação 2.2 descreve o retorno esperado r_p de um portfólio p , sendo N o número de ações no portfólio, w_a o peso da ação a no portfólio, assumindo que a soma de todos os pesos seja 1, e r_a é o retorno esperado da ação a .

$$r_p = \sum_{a=1}^N w_a r_a \quad (2.2)$$

Porém o modelo de Markowitz (1952) é uma função multiobjectivo. Logo, além da maximização do retorno há a minimização do risco, o qual é obtido por meio da minimização

da covariância, conseqüentemente reduz a correlação e conduz ao menor risco. O modelo proposto por Markowitz para a minimização do risco é descrito na Equação 2.3:

$$\text{minimizar: } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sigma_{ij} x_i x_j \quad (2.3)$$

$$\text{s. a.: } \sum_{j=1}^n x_j \geq \mu_0 \quad (2.4)$$

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1 \quad (2.5)$$

$$x_j \geq 0, j \in N \quad (2.6)$$

A variável σ_{ij} se refere a covariância entre as taxas de retorno dos ativos i e j . A Equação 2.4 é uma restrição. Ela busca garantir que o retorno do portfólio deve ser maior ou igual ao retorno mínimo μ_0 . Enquanto Equação 2.5 busca garantir que todo o capital vai ser investido, por sua vez a Equação 2.6 restringe e define o domínio da variável x_j . A relação decorrente do modelo de Markowitz considera verdadeira a existência de relacionamento inversamente proporcional entre risco e retorno, ou seja, quanto maior o risco, maior é o retorno esperado e vice-versa.

Assaf Neto (2015) afirma a existência de dois tipos de riscos: o risco sistemático, ou não diversificável, e o risco não sistemático, ou diversificável. O risco sistemático se refere ao risco da economia como um todo, afetando todos os mercados, e não pode ser eliminado, pois ele é causado por fatores externos. Enquanto o risco diversificável é específico para cada ativo do mercado e pode ser reduzido com a otimização e diversificação do portfólio.

A diversificação deve ter critérios. Neste sentido, a correlação é uma medida utilizada para averiguar o grau com que duas ações agem do mesmo modo, ou seja, se crescem e decrescem em valor de modo proporcional entre si em um mesmo intervalo de tempo. A correlação varia entre -1 e 1 , com 1 indicando mudanças idênticas de valor e -1 se as mudanças são opostas (Markowitz, 1959, Gitman, Juchau & Flanagan, 2015), como exemplificado na Figura 1.

Na Figura 1, as ações do lado esquerdo fazem parte de um mesmo portfólio, geram lucros ou prejuízos em conjunto, tornando-as incapazes de cobrir o prejuízo uma da outra. As ações do lado direito são uma boa escolha para serem incluídas em uma mesma carteira, visto que se uma delas gera prejuízo, a outra gera lucro e minimiza o impacto no valor geral da carteira. Segundo Markowitz (1959), para reduzir o risco deve-se evitar alta correlação entre ativos em um portfólio. Várias ações com alta correlação oferecem pouca segurança a mais quando comparada com o retorno de uma única ação.

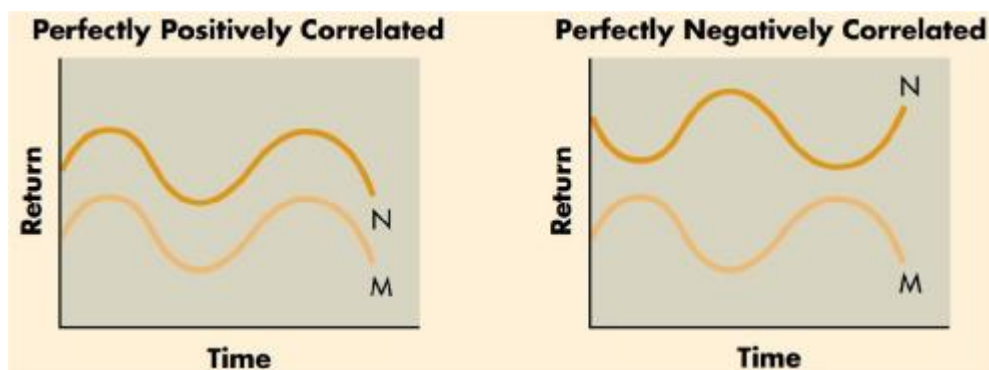


Figura 1 – Gráficos de correlação.

Fonte: Gitman, Juchau e Flanagan (2015).

Outro ponto importante a se destacar é a variância, uma medida utilizada como índice de volatilidade nos retornos de portfólios e ações em um intervalo de tempo. Assim, variância e risco estão proporcionalmente relacionados, ou seja, quando a variância aumenta, o risco de uma ação ou portfólio também aumenta (Markowitz, 1959). A variância pode ser definida matematicamente pela Equação 2.7 para uma única ação e a Equação 2.8 para um portfólio.

$$\sigma^2 = \frac{1}{(N-1)} \sum_{j=0}^{N-1} (X_j - \bar{X})^2 \quad (2.7)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{(N-1)} \sum_{j=0}^{N-1} \left(\sum_{i=0}^{P-1} W_i X_{ij} - \bar{X} \right)^2 \quad (2.8)$$

Markowitz em 1959, postulou o *Downside Risk*, ou seja, a semivariância negativa, obtida aplicando a Equação 2.7, apenas para os valores abaixo da média e é uma medida mais eficiente de risco quando comparado à variância. Sortino e Meer (1991) definem *Downside Risk (DR)* a partir da Equação 2.9, na qual r é o retorno de uma ação e T a Taxa Mínima Aceitável (MAR):

$$DR = \sqrt{\int_{-inf}^T (T-r)^2 f(r) dr} \quad (2.9)$$

A teoria de portfólio sugere a existência de um único portfólio ótimo com o maior retorno de capital possível, para um dado nível de risco. A teoria de fronteira eficiente de Markowitz possui como base a solução numérica deste portfólio teoricamente ótimo (Merritt & Miguel, 2000).

Com base no trabalho de Markowitz (1959), Sharpe (1964) considera que investidores baseiam suas ações em cima de duas medidas: o retorno esperado E_R e o risco σ_R . No momento em que essas variáveis são plotadas em um gráfico, têm-se um investimento representado como um ponto com coordenadas (σ_R, E_R) .

Sharpe (1964) introduziu o conceito de Curva de Oportunidade de Investimento (IOC). Esta curva representa todas as combinações possíveis de σ_R e E_R no plano. A IOC considera dois ativos A e B são perfeitamente correlatos, então r_{ab} é um ponto na linha reta conectando os dois pontos. Caso haja menos de uma correlação perfeita, o desvio padrão, também, é menor do que o da correlação perfeita, pois r_{ab} será menor (Sharpe, 1998).

Como se busca minimizar o risco, essa situação é exatamente o objetivo da otimização de portfólio, logo, ao combinar ativos com correlações negativas em um portfólio o investidor reduz o desvio padrão do portfólio (Parkinson, 2020).

Essa interação é exemplificada na Figura 2, pois há dois ativos plotados como A e B e uma linha AZB descrevendo as combinações mais eficientes de ambas ações. Esta linha é chamada de Fronteira Eficiente. O ponto D é um exemplo de um portfólio com proporções de investimento ineficientes (Parkinson, 2020).

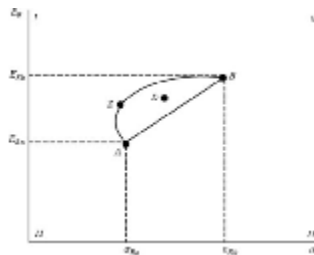


Figura 2 – Fronteira Eficiente de dois ativos

Fonte: Parkinson (2020)

Segundo Sharpe (1998) grande parte das medidas de performance são calculadas por meio de dados históricos, mas justificadas com base em relações previstas. Implementações práticas utilizam resultados *ex-post* (após o evento, análise) enquanto discussões teóricas têm foco em valores *ex-ante* (antes do evento, predição). Seja implicitamente ou explicitamente, assume-se valores históricos com ao menos algum valor preditivo.

Para algumas aplicações, o fato de valores futuros de uma medida se relacionarem monotonicamente aos seus valores passados é suficiente. Em outras palavras, se um ativo A obteve uma medida histórica maior que um ativo B, assume-se que A, também, irá obter uma medida comparativamente maior no futuro.

Todavia, para outras aplicações, a relação deve ser proporcional, ou seja, assume-se que o valor futuro de uma medida será igual à medida histórica multiplicada por uma constante, geralmente menor que 1.0. Tomando R_F como o retorno de um ativo F em um período futuro e R_B como sendo o retorno de uma seguridade ou de um portfólio benchmark. Sharpe (1998) define o retorno diferencial d na Equação 2.10,

$$\tilde{d} = \tilde{R}_F - \tilde{R}_B \quad (2.10)$$

na qual os tildes acima das variáveis indicam que os valores exatos podem não ser conhecidos anteriormente. Ao se considerar \tilde{d} como o valor esperado de d e σ_d como o desvio padrão previsto para d , então o índice de Sharpe *ex-ante* pode ser definido pela Equação 2.11:

$$S = \frac{\tilde{d}}{\sigma_d} \quad (2.11)$$

assim, essa razão indica o retorno diferencial esperado por unidade de risco associada com o retorno diferencial.

2.3 Simulação de Monte Carlo

Monte Carlo é um tipo de simulação que gera amostragens aleatórias repetidas e considera as variáveis de um problema (Pedersen, 2014). Este método é utilizado em experimentos aleatórios, em que o resultado específico não é conhecido com antecedência. Neste contexto, pode-se considerar a simulação de Monte Carlo como uma maneira sistemática de fazer a análise de hipóteses (Raychaudhuri, 2008), mais especificamente, neste trabalho, de gerar diferentes combinações de pesos para a escolha de um portfólio de investimentos.

Sawilowsky (2003) diferencia uma simulação, um método de Monte Carlo e uma simulação de Monte Carlo: uma simulação é uma representação fictícia da realidade, enquanto o método de Monte Carlo é uma técnica utilizada para resolver um problema matemático ou estatístico, e, por fim, uma simulação de Monte Carlo utiliza amostragem repetida para obter as propriedades estatísticas de um problema, fenômeno ou comportamento.

A principal ideia por trás do método de Monte Carlo é que os resultados são calculados com base em amostragem aleatória repetida e análise estatística. A simulação de Monte Carlo é, de fato, experimentação aleatória, no caso os resultados de tais experimentos não são amplamente conhecidos. Simulações Monte são tipicamente caracterizadas pela presença de vários parâmetros desconhecidos, muitos dos quais são difíceis de obter por meio de experimentos (Shojaeefard, Khalkhali & Yarmohammadisatri, 2017).

3. DESENVOLVIMENTO

3.1 Coleta e análise de dados

Foram coletados dados históricos das empresas Itaú Unibanco (ITUB4), Ambev (ABEV3), Petrobras (PETR4), Vale (VALE3), Eletrobras (ELET6) e Braskem (BRKM3) por um período de cinco anos, entre 2018 e 2023. Estas empresas foram escolhidas por sugestão da ferramenta

Phind (phind.com), a qual é uma ferramenta de busca com inteligência artificial. Ao requisitar empresas de baixa correlação deste período, entre 2018 e 2023, a ferramenta retornou várias empresas, algumas repetidas, após filtragem manual dos resultados foram selecionadas ao acaso como objeto de estudo as empresas listadas anteriormente.

Então utilizou-se a biblioteca yfinance (Aroussi, 2020) para acessar a base de dados do Yahoo Finance, a fim de realizar a coleta dos preços de fechamento ajustado para cada empresa no dado período. Os dados, então, foram organizados em um DataFrame da biblioteca Pandas, facilitando a manipulação dos dados e a visualização em gráficos (Figura 3).



Figura 3 – Preços das ações das empresas ao longo do tempo.

A Figura 3 mostra a variação dos preços das ações das empresas escolhidas. Ao observar os períodos de 2018 e 2019 pode-se perceber correlação alta das empresas entre os ativos de BRKM3 e VALE3, pois os preços subiram em ambas. Ao mesmo tempo a correlação, também, é alta entre as empresas ITUB4 e ELET6, mas desta vez os preços caíram simultaneamente. Outro ponto a se observar é a influência de fatores externos globais nos preços, os chamados Riscos sistemáticos (Seção 2.2), como a queda geral nos preços no início do ano de 2020 devido à pandemia global de Covid-19.

3.2 Implementação

Para decidir a percentagem de investimento em cada ativo foi desenvolvido um algoritmo de Monte Carlo o qual gerou 10.000.000 portfólios com pesos aleatórios para cada ativo, calculando o retorno esperado, a volatilidade (risco, desvio padrão) e o Índice de Sharpe de cada carteira. Os cinco anos de dados históricos coletados foram divididos em três períodos de três anos: 2018 a 2020, 2019 a 2021 e 2020 a 2022. Em cada período, os dois primeiros foram utilizados para as simulações de Monte Carlo, de modo a otimizar o portfólio e encontrar o vetor de distribuição de percentuais de investimento, com o último ano de cada período sendo reservado para a simulação de investimento com base neste vetor.

Durante o início do desenvolvimento foi calculado o número de iterações necessárias para atingir 95% de acurácia dos resultados com margem de erro de 0.1% nos pesos, com base na Equação 3.1,

$$n = \left(z \frac{\alpha}{2} \times \frac{S}{E} \right)^2 \quad (3.1)$$

sendo n é número de iterações necessárias a ser obtida, S é o desvio padrão estimado dos retornos, E a margem de erro desejada e $z_{\alpha/2}$ o valor crítico z na curva de distribuição normal, na qual a área abaixo da curva e à direita é $\alpha/2$.

Ao calcular o número de iterações com os dados de cada período com uma margem de erro de 0.01 e 95% de certeza obteve-se um valor de aproximadamente 450 iterações, porém este valor era insuficiente para gerar resultados estatisticamente significativos. Então tomou-se a decisão de aumentar o número de iterações de modo incremental, até que o tempo de execução excedesse o tempo hábil. Assim o número de portfólios simulados foi de 10.000.000 iterações para cada período contemplado, totalizando um tempo de execução de 9 horas, sendo aproximadamente 3 horas para cada período.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Em seguida foram realizadas um total de nove simulações: três simulações de três portfólios entre os resultantes das simulações de Monte Carlo de cada período: O portfólio com maior Índice de Sharpe, o portfólio com menor risco e o portfólio com maior retorno esperado.

4.1 Período a: 2018 a 2020

Este período contempla os anos de 2018, 2019 e 2020, com os preços de fechamento ajustado das ações dos dois primeiros, sendo utilizado como base para realizar a otimização dos portfólios. Os valores das ações no mercado podem ser visualizados na Figura 4 e ambos os preços de compra e de venda no início e fim do período de teste estão disponíveis na Tabela 1.



Figura 4 – Valores das ações no mercado durante o período A

Data	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Compra	R\$ 15.73	R\$ 26.78	R\$ 29.23	R\$ 31.99	R\$ 11.86	R\$ 37.32
Venda	R\$ 13.53	R\$ 21.42	R\$ 31.57	R\$ 27.97	R\$ 11.14	R\$ 63.79
	-13.96%	-20.04%	8.01%	-12.55%	-6.09%	70.93%

Tabela 1 – Preços usados para a compra e venda na simulação do período A

Ao analisar a Tabela 1, percebe-se que, entre as empresas observadas, apenas as empresas Vale (VALE3) e Eletrobrás (ELET6) terminaram o período de teste com preço superior ao inicial. Destaca-se na empresa Vale o crescimento de 70.93%, o maior observado neste período. Na Figura 5 são apresentadas as simulações de Monte Carlo do período A.

A Figura 5 apresenta um gráfico de visualização dos portfólios produzidos a partir da simulação de Monte Carlo utilizando os preços dos anos 2018 e 2019 como entrada. Na Figura 5 destacam-se, também, os portfólios com maior retorno esperado (R), menor volatilidade (V) e com maior

Índice de Sharpe (S), indicador por marcadores com as cores verde, azul e vermelha respectivamente.

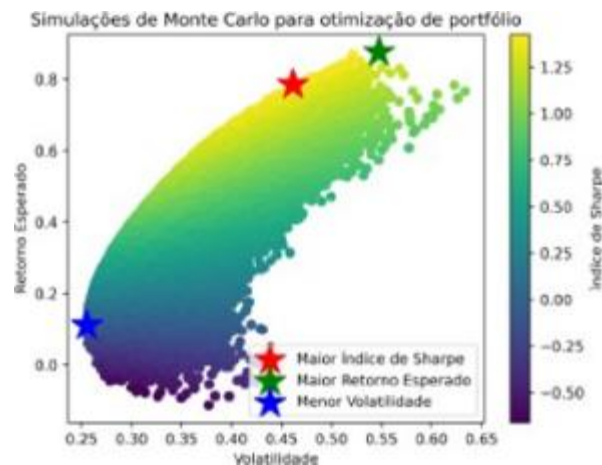


Figura 5 – Simulações Monte Carlo para o período A

Nota-se que o portfólio S está localizado na Figura 5, próximo ao portfólio R, indicando que o retorno esperado do portfólio S não difere drasticamente do retorno máximo possível neste período, considerando somente as empresas em questão. A percentagem do valor inicial de R\$100.000 investida em cada ação está disponível na Tabela 2.

	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Menor Volat. (V)	39.7%	17.2%	0.5%	25.8%	0.2%	16.7%
Maior Retorno (R)	1.1%	0.7%	41.5%	0.5%	54.6%	1.6%
Maior Sharpe (S)	0.5%	0.9%	17.6%	6.0%	57.2%	17.7%

Tabela 2 – Percentagem de investimento em cada portfólio simulado no período A

Ao analisar a Tabela 2, percebe-se no portfólio V, a maior parte do capital foi investida nas ações ABEV3, BRKM3, ITUB4 e VALE3, empresas que não apresentaram variações expressivas durante o período de otimização. Por outro lado, o portfólio R, possui o maior retorno esperado priorizou a distribuição de capital, para a compra de ações, das empresas PETR4 e ELET6, as quais apresentaram os maiores crescimentos em valor quando comparado com seus valores iniciais. O portfólio S investe quase 60% do capital na PETR4, com cerca de 20% cada para ELET6 e VALE3, obtendo a melhor razão entre retorno e risco.

Ao analisar, a Figura 6, como os valores dos portfólios que variaram durante o período, percebe-se que o valor do portfólio de menor volatilidade não foi tão impactado pela queda geral de valores no começo do segundo trimestre do período, quando comparado com os outros dois portfólios, porém, também, não alcançou o mesmo pico durante o terceiro trimestre ou no valor final.



Figura 6 – Variação do valor dos portfólios investidos durante o ano de 2020.

De acordo com a Figura 6 vale apontar que o ano de teste deste período coincide com o início da pandemia do coronavírus, um risco sistemático que impactou os valores do mercado.

4.2 Período b: 2019 a 2021

Este período contempla os anos 2019, 2020 e 2021, com os preços de fechamento ajustado das ações dos dois primeiros sendo utilizados como base para realizar a otimização dos portfólios. Os valores das ações no mercado podem ser visualizados na Figura 7 e ambos os preços de compra e de venda no início e fim do período de teste estão disponíveis na Tabela 3.



Figura 7 – Valores das ações no mercado durante o período B

Data	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Compra	R\$ 13.53	R\$ 21.42	R\$ 31.57	R\$ 27.97	R\$ 11.14	R\$ 63.79
Venda	R\$ 13.92	R\$ 54.53	R\$ 30.46	R\$ 19.19	R\$ 13.76	R\$ 66.90
	2.86%	154.59%	-3.50%	-31.40%	23.51%	4.87%

Tabela 3 – Preços usados para a compra e venda na simulação do período B

Ao analisar a Tabela 3 pode-se perceber entre os ativos observados que a ação da BRKM3 apresentou aumento superior a 100% e de modo o valor das demais ações, no mercado, mantiveram ou cresceram em valor, exceto as ações da ITUB4, com queda de mais de 30% em seu valor durante 2021.

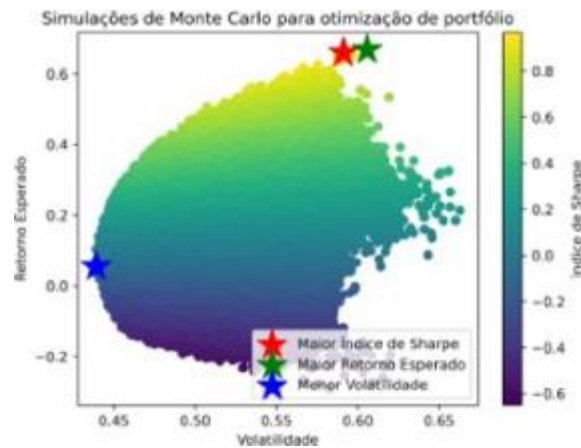


Figura 8 – Simulações Monte Carlo para o período B

A Figura 8 apresenta os portfólios produzidos a partir da simulação de Monte Carlo utilizando os preços dos anos 2019 e 2020 como entrada. Na Figura 8 destacam-se os portfólios com maior retorno esperado (R), menor volatilidade (V) e com maior Índice de Sharpe (S), os quais estão marcados com as cores verde, azul e vermelha respectivamente.

Assim como no período A o portfólio S está localizado próximo ao portfólio R no gráfico, indicando que o retorno esperado do portfólio S não difere drasticamente do retorno máximo possível neste período considerando somente as empresas em questão. A percentagem do valor inicial de R\$100.000 investida em cada ação está disponível na Tabela 4.

	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Menor Volat. (V)	37.8%	16.7%	0.4%	28.9%	0.1%	16.0%
Maior Retorno (R)	2.2%	0.1%	5.6%	5.8%	10.3%	76.1%
Maior Sharpe (S)	5.4%	0.3%	2.5%	11.1%	1.7%	79.1%

Tabela 4 – Percentagem de investimento em cada portfólio simulado no período B

Ao examinar a Tabela 4 nota-se a distribuição de capital entre os portfólios R e S são similares e ambos investiram quase 80% de todo o capital na VALE3, a qual foi considerada uma decisão ruim, pois no decorrer do período de simulação, o valor cai drasticamente e ambos portfólios sofrem prejuízos. Essa decisão, mais provavelmente, foi causada pela combinação da falta de uma lógica para evitar o investimento em uma única ação e o fato do valor da VALE3 ter subido drasticamente durante os dois anos anteriores.

Por outro lado, o portfólio V distribuiu o capital de forma mais balanceada, reduzindo o risco, porém este portfólio perdeu a oportunidade para maiores retornos devido a ineficiência do índice de Sharpe de diferenciar variação positiva de variação negativa, causando o processo de otimização, ao reduzir a quantidade de ações a serem comprados da empresa Vale.

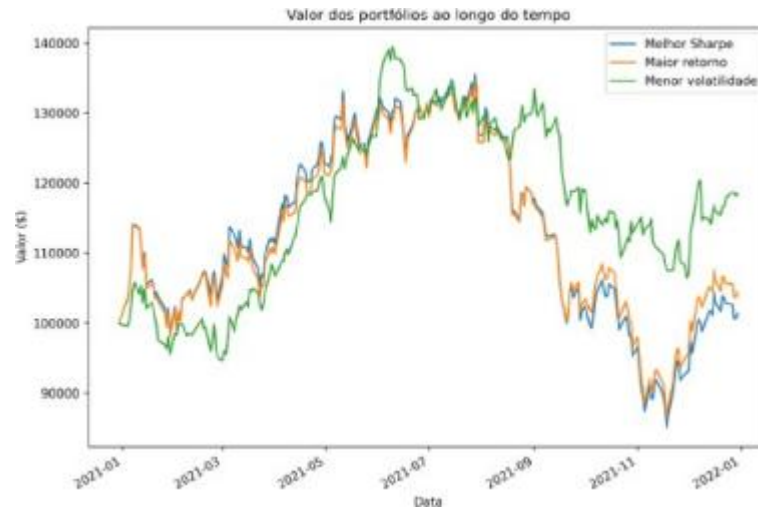


Figura 9 – Variação do valor dos portfólios investidos durante o período B

Ao analisar os valores dos portfólios na Figura 9, o portfólio de menor volatilidade também obteve o maior lucro. Outro fato é o pico no meio do período, pois caso se tratasse de um caso real era recomendável vender tais ações neste momento, porém como neste estudo a compra e venda é feita respectivamente no início e fim do ano, esta oportunidade é perdida.

4.3 Período c: 2020 a 2022

Este período contempla os anos de 2020, 2021 e 2022, com os preços de fechamento das ações dos dois primeiros ajustados, sendo utilizados como base para realizar a otimização dos portfólios. Os valores das ações no mercado podem ser visualizados na Figura 10 e ambos os preços de compra e de venda no início e fim do período de teste estão disponíveis na Tabela 5.



Figura 10 – Valores das ações no mercado durante o período C

Data	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Compra	R\$ 13.92	R\$ 54.53	R\$ 30.46	R\$ 19.19	R\$ 13.76	R\$ 66.90
Venda	R\$ 13.80	R\$ 25.27	R\$ 41.54	R\$ 23.85	R\$ 18.94	R\$ 83.59
	-0.88%	-53.66%	36.38%	24.27%	37.64%	24.95%

Tabela 5 – Preços usados para a compra e venda na simulação do período C

Ao analisar a Tabela 5, percebe-se que, no geral, este foi um ano lucrativo, com exceção dos valores da ABEV3, a qual se manteve estável, e os valores da BRKM3, com queda reduzindo seu valor em 50%.

Na Figura 11 é possível visualizar os portfólios produzidos por meio da simulação de Monte Carlo utilizando os preços dos anos 2020 e 2021 como entrada. Na Figura 11 destaca-se os portfólios que possuem maior retorno esperado (R), menor volatilidade (V) e com maior Índice de Sharpe (S), indicadores por marcadores com as cores verde, azul e vermelha respectivamente.

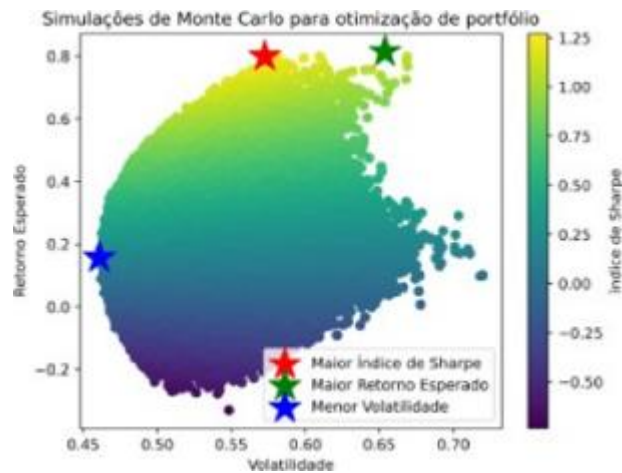


Figura 11 – Simulações Monte Carlo para o período C

Neste caso, o portfólio S está localizado não tão próximo ao portfólio R no gráfico, isto indica que o retorno esperado do portfólio S não difere drasticamente do retorno máximo possível neste período, considerando somente as empresas em questão. A percentagem do valor inicial de R\$100.000 investida em cada ação está disponível na Tabela 6.

	ABEV3	BRKM3	ELET6	ITUB4	PETR4	VALE3
Menor Volat. (V)	46.9%	9.1%	1.4%	15.9%	0.2%	26.4%
Maior Retorno (R)	6.1%	76.5%	1.4%	1.7%	2.0%	12.1%
Maior Sharpe (S)	1.6%	39.4%	0.2%	1.6%	0.6%	56.6%

Tabela 6 – Percentagem de investimento em cada portfólio simulado no período C

Ao examinar a Tabela 6 nota-se a distribuição de capital entre os portfólios R e S neste período são relativamente diferentes. Como o esperado o portfólio V priorizou comprar ações da ABEV3, empresa cujos preços estiveram livres de alterações. Por outro lado, o portfólio R usou mais de 75% do capital para comprar ações da BRKM3 devido ao alto crescimento de seu preço, porém isso se configura como um erro, conforme explicado na seção 4.2 ao se realizar a análise do ‘Período b: 2019 a 2021’.



Figura 12 – Variação do valor dos portfólios investidos durante o período C

Ao analisar os valores dos portfólios na Figura 12, observa-se que o portfólio de menor volatilidade foi o único a registrar lucro. Ambos os portfólios de melhor Sharpe e de maior retorno esperado apresentaram prejuízos significativos, com o de maior Sharpe terminando o período de simulação com o valor um pouco abaixo do inicial. Enquanto o portfólio de maior retorno obteve perda de mais de 30% do valor inicial.

CONCLUSÃO

Esta pesquisa propôs a utilização da técnica de simulação de Monte Carlo para geração e otimização de portfólios rentáveis com foco no mercado brasileiro de ações. Assim foram levantadas informações relevantes à área de investimentos e mercado de ações, assim como a teoria moderna de portfólio e conceitos como correlação e fronteira eficiente.

Na simulação do ano de 2020 coincide com o período do início da pandemia, tem-se melhor resultado com a utilização do índice de Sharpe. Enquanto em 2021 o melhor retorno foi obtido utilizando-se o índice de menor volatilidade (mais seguro), mercado mais estabilizado. Em 2022 manteve-se o índice de menor volatilidade com maior retorno financeiro.

Ao realizar a análise dos resultados obtidos, pode-se concluir que Monte Carlo é uma estratégia válida para a construção de portfólios. Entretanto, sua eficácia tem relação de dependência direta com a utilização de indicadores apropriados para o mercado em análise e considerando os momentos econômicos (início de crise versus anos posteriores a uma crise).

Para trabalhos futuros sugere-se uma investigação utilizando outros indicadores como *downside Risk*. Pode-se também realizar uma análise de construção e otimização de portfólios comparando diferentes técnicas, indicadores e outros períodos de tempo.

REFERÊNCIAS

- Almeida, R. J., Baştürk, N. e Rodrigues, P. (2023). Portfolio Return Maximization using Robust Optimization and Directional Changes. *2023 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*. Mexico City, Mexico.
- Aroussi, R. (2020). Ranaroussi/yfinance: Download market data from Yahoo! Finance's API. Disponível em: <https://github.com/ranaroussi/yfinance>.
- Assaf Neto, A. (2015). *Mercado financeiro*. 13a edição. São Paulo, Editora Atlas SA.
- Blakey, P. (2001). Wireless investor [fundamental and technical analysis]. *IEEE Microwave Magazine*, v. 2, n. 4, p. 18–24.
- Bodie, Z., Kane, A., Marcus, A. (2021). *Investments*. 12 edição. Editora MacGraw-Hill.

- Costa, I. J., Vargas, J. (2011). *Análise fundamentalista e análise técnica: agregando valor a uma carteira de ações*. Destarte, v. 1, n. 1, p. 9–25.
- Gitman, L. J., Juchau, R., Flanagan, J. (2015). *Principles of managerial finance*. [S.l.]: Pearson Higher Education AU.
- Graham, B., Zweig, J. (2006). *The intelligent investor* REV Ed.: The Definitive Book on Value Investing. 4ª edição. Editora HarperBusiness.
- Hu, Y., Liu, K., Zhang, X., Su, L., Ngai, E. W. T, Liu, M. (2015). Application of evolutionary computation for rule discovery in stock algorithmic trading: A literature review. *Applied Soft Computing*, v. 36, p. 534–551, 2015. ISSN 1568-4946.
- Markowitz, H. (1952). Modern portfolio theory. *Journal of Finance*, v. 7, n. 11, p. 77–91.
- Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. [S.l.]: John Wiley.
- Melquiades, L. P. (2017). *Modelagem com algoritmos em grafos e evolutivos para o problema de diversificação e otimização de portfólios*. Trabalho de conclusão de curso - Curso Ciência da Computação - Universidade Estadual de Maringá.
- Murphy, J. J. (2021). *Análise Técnica do Mercado Financeiro: um Guia Abrangente de Aplicações e Métodos de Negociação*. Editor Alta Books.
- Parkinson, C. S. (2020). *Maximizing Returns for Investors Using Modern Portfolio Theory and the Efficient Frontier*. Departmental Honors, Accounting, Utah State University.
- Pedersen, M. (2014). *Portfolio optimization and Monte Carlo simulation*. Available at SSRN 2438121.
- Pinto, V. M. M. (2022). *Estudo de aplicação de técnicas de aprendizado por reforço no problema de otimização de portfólio*. Dissertação (mestrado em Engenharia Elétrica). Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG. Belo Horizonte, p. 174.
- Raychaudhuri, S. (2008). Introduction to Monte Carlo simulation. In: *2008 Winter Simulation Conference*. p. 91–100.
- Sawilowsky, S. S. (2003). You think you've got trivials? *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, v. 2, p. 218–225.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk*. *The Journal of Finance*, v. 19, n. 3, p. 425–442.
- Sharpe, W. F. (1998). The sharpe ratio. *Streetwise—the Best of the Journal of Portfolio Management*, Princeton University Press NJ, v. 3, p. 169–85.
- Shojaefard, M. H., Khalkhali, A., Yarmohammadisatri, S. (2017). An efficient sensitivity analysis method for modified geometry of macpherson suspension based on pearson correlation coefficient. *Vehicle System Dynamics*, Taylor & Francis, v. 55, n. 6, p. 827–852.
- Sortino, F. A., Meer, R. V. D. (1991). Downside risk. *Journal of portfolio Management*, Pageant Media, v. 17, n. 4, p. 27.
- Wagner, W., Lau, S. (1971). The effect of diversification on risk. *Financial Analysts Journal*, Routledge, v. 27, n. 6, p. 48–53.
- Zaychenko, Y., Zaychenko, H. (2020). Fuzzy Portfolio Optimization Problem Under Uncertainty and Its Solutionl. *2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, Zbarazh, Ukraine.