

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO PARA AVALIAÇÃO DE RISCO EM UMA CARTEIRAS DE AÇÕES DAS MAIORES EMPRESAS LISTADAS NA NASDAQ

RESUMO: A crescente internacionalização dos mercados financeiros e a volatilidade inerente ao ambiente econômico global motivam a busca por estratégias mais robustas de avaliação de risco em investimentos. Este estudo tem como objetivo avaliar a aplicabilidade da Simulação de Monte Carlo na análise de risco e na evolução do capital em portfólios compostos por ações listadas na NASDAQ. A pesquisa adota uma abordagem quantitativa e experimental, utilizando dados históricos de preços ajustados das dez ações mais representativas da bolsa norte-americana, coletados entre junho de 2023 e junho de 2025 via API do *Yahoo Finance* em Python. Foram simulados milhares de cenários de evolução de capital com base em distribuições lognormais de retorno, considerando rebalanceamento e volatilidade estimada. Além disso, o estudo calcula o Value at Risk (VaR) e o Conditional Value at Risk (CVaR) com base nas distribuições geradas, e compara portfólios de pesos iguais com aqueles otimizados por meio de simulações aleatórias. Os resultados indicam que os portfólios simulados tendem a apresentar maior eficiência na relação risco-retorno quando comparados aos portfólios balanceados. A análise gráfica evidencia padrões consistentes de risco-retorno, além de robustez frente a cenários adversos, como quedas na média dos retornos e aumento da volatilidade. A utilização conjunta de Monte Carlo, VaR e CVaR demonstrou-se eficaz na avaliação probabilística de risco e performance, reforçando a importância de ferramentas quantitativas na gestão de portfólios em ambientes dinâmicos e incertos.

RESUMO:Palavras-chave: Simulação de Monte Carlo. *Value at Risk*. *Conditional Value at Risk*. NASDAQ. Gestão de portfólio.

1 INTRODUÇÃO

A economia global contemporânea opera em uma estrutura altamente interconectada, impulsionada pelos avanços nas tecnologias de informação, comunicação e mobilidade, que intensificaram as interdependências entre mercados e nações (Choudhry; Lu; Peng, 2010).

Diante de cenários de instabilidade, alguns países adotam, de forma antecipada, políticas compensatórias ou regulatórias, como o aumento das taxas de juros, com o objetivo de preservar o capital interno. Essa estratégia visa tanto reter investidores já estabelecidos quanto atrair novos perfis de investidores dispostos a assumir maiores níveis de risco (Gaio *et al.*, 2014).

A crise financeira de 2007/2008, originada no mercado subprime dos EUA, transformou profundamente a atuação dos bancos centrais, especialmente o Federal Reserve, que adotou o programa de estímulos monetários conhecido como *Quantitative Easing*, visando reduzir juros, ampliar a liquidez e evitar uma depressão

econômica. No período pós-crise, especialmente na década de 2010, houve um forte crescimento das empresas de tecnologia, cujas ações de crescimento superaram significativamente as ações de valor um comportamento oposto ao previsto pela literatura em contextos de política monetária convencional (Vartanian; De Lemos; De Moura Júnior, 2024).

O artigo de Henrique Salvador; Corso, (2022), teve como objetivo prever as oscilações no índice IBOVESPA em função dos índices das bolsas americanas NYSE e NASDAQ, visando maximizar os ganhos e diminuir as perdas na compra e venda de ações na bolsa de valores brasileira. Para isso, foram aplicados os modelos matemáticos de Cadeias de Markov Multivariadas (CMM) e Regressão Linear Múltipla (RLM) sobre a variação diária dos índices IBOVESPA, NASDAQ e NYSE nos anos de 2019 e 2020. Os resultados mostraram que o método de Cadeia de Markov Multivariada obteve maior precisão e maior lucro simulado, com uma média de acertos superior a 50% (59% para NASDAQ/IBOVESPA em 2019, 57% em 2020, e 56% para NYSE/IBOVESPA em ambos os anos), e um retorno financeiro simulado positivo de até 19%. Em contraste, a Regressão Linear Múltipla apresentou menor precisão, com 39% de acertos em 2019 e 53% em 2020, e um ganho simulado que chegou a ser negativo (-10,92% em 2019). A superioridade da CMM foi atribuída à sua capacidade de modelar a relação distinta entre cada bolsa americana e o IBOVESPA, sem correlacioná-las na mesma equação, apesar do período da pandemia ter afetado o comportamento dos dados. Concluiu-se que o modelo de previsão matemático de Cadeias de Markov é eficaz para o direcionamento e tomada de decisão no mercado financeiro, sendo uma ferramenta valiosa para maximizar lucros em operações de renda variável.

O aumento no volume de emissões de recibos de ações nos Estados Unidos tende a contribuir para uma maior eficiência dos mercados envolvidos, ao intensificar o fluxo de informações entre diferentes economias. Mercados mais eficientes são benéficos para o funcionamento da economia como um todo, interessando tanto a grandes investidores — que se beneficiam da redução nos custos de análise — quanto a pequenos investidores, que passam a competir em condições mais equitativas, dado que as informações relevantes já estão refletidas nos preços dos ativos (Caldeira; Souza; Machado, 2008).

Diante dos pressupostos apresentados surge então o seguinte problema de pesquisa: Como a Simulação de Monte Carlo pode ser aplicada para avaliar o risco e a evolução do capital em portfólios de ações da NASDAQ, e qual a sua eficácia na comparação entre portfólios equilibrados e portfólios simulados em termos de métricas como VaR e CVaR?

Para responder o problema de pesquisa supracitado o artigo tem como objetivo geral: avaliar a aplicabilidade da Simulação de Monte Carlo na análise de risco e na evolução do capital em portfólios de ações da NASDAQ, com foco na mensuração de métricas como VaR e CVaR, e na comparação entre estratégias de portfólios equilibrados e simulados.

O Estudo tem como objetivos específicos: (i) Simular a evolução do capital ao longo do tempo utilizando a técnica de Monte Carlo com base em dados históricos de ações da NASDAQ; (ii) Estimar o Value at Risk (VaR) e o Conditional Value at Risk (CVaR) para diferentes portfólios a partir de simulações estocásticas; (iii) Comparar o desempenho de portfólios balanceados (ex.: igual ponderação ou pelo modelo de média-variância) com portfólios gerados via simulações aleatórias quanto ao risco e retorno esperados; (iv) Identificar padrões de risco-retorno que emergem das simulações e analisar sua robustez frente às variações do mercado.

O estudo se justifica em vias de fato que o mercado financeiro brasileiro apresenta um conjunto de desafios estruturais que afetam diretamente a atratividade dos investimentos de longo prazo. A elevada volatilidade macroeconômica, aliada a ciclos recorrentes de instabilidade fiscal, juros reais historicamente altos e baixa diversificação setorial na bolsa brasileira (B3), limita as alternativas de alocação de capital eficiente para investidores individuais e institucionais. Além disso, o número relativamente restrito de empresas listadas e a concentração de capital em poucos setores como commodities e setor financeiro dificultam a construção de portfólios diversificados com boa relação risco-retorno.

Nesse contexto, as ações norte-americanas, especialmente aquelas listadas na NASDAQ, surgem como uma alternativa atraente. O mercado norte-americano oferece maior profundidade, liquidez, diversidade setorial e estabilidade institucional, além de abrigar empresas líderes globais em tecnologia e inovação. Com o avanço da digitalização do mercado financeiro e o crescimento das corretoras com acesso internacional, tornou-se cada vez mais viável ao investidor brasileiro acessar ativos no exterior e buscar estratégias de diversificação global.

A adoção de métodos quantitativos para análise de risco, como a Simulação de Monte Carlo, possibilita uma avaliação mais robusta da incerteza envolvida nos retornos desses ativos. Métricas como o Value at Risk (VaR) e o Conditional Value at Risk (CVaR) fornecem informações relevantes para a gestão de risco de portfólios, especialmente em contextos de alta volatilidade. Além disso, a comparação entre diferentes formas de construção de portfólios como os balanceados e os simulados pode revelar alternativas mais eficientes de alocação de capital diante da complexidade dos mercados globais.

Dessa forma, este estudo se justifica pela necessidade de compreender e aplicar ferramentas avançadas de análise de risco e retorno em um ambiente de investimentos cada vez mais internacionalizado, contribuindo tanto para a literatura acadêmica quanto para a prática de gestão de portfólios no Brasil.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 A relação risco-retorno sob a perspectiva da Moderna Teoria de Portfólios

No que se refere à seleção de carteiras, (Markowitz, 1952a) argumenta que esse processo baseia-se na experiência e na observação do comportamento dos ativos, a partir dos quais se realizam estimativas de desempenho futuro. Com base nessas projeções, os portfólios são selecionados de modo a maximizar o retorno esperado, considerando simultaneamente a minimização da variância dos retornos. Cabe ao investidor, nesse contexto, diversificar os recursos entre os ativos que proporcionem a melhor relação risco-retorno esperada.

2.1.1 Risco

Na análise de (Markowitz, 1952), o autor considera o retorno de uma carteira diversificada como sendo a média ponderada dos retornos individuais de cada ativo, enquanto que a variância de uma carteira equivalente à soma das variâncias individuais de cada ação e das covariâncias entre os pares de ações que a compõe, multiplicada pela participação de cada ação na carteira, conforme pode ser observado nas equações 1 e 2.

$$E = \sum_{i=1}^n R_i w_i \quad [1] \quad V = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_i W_j \sigma_{ij} \quad [2]$$

Onde, E = Retorno esperado da carteira; V = Variância da carteira; n = Número total de ativos que compõe a carteira; R_i = Retorno esperado do ativo; W_i / W_j = Proporção do capital total investido do ativo i/j ; σ = Covariância entre o par de ativos se i diferente de j e variância se i igual a j .

De acordo com (Damodaran, 1996), o risco no mercado financeiro pode ser conceitualmente classificado em duas categorias principais: risco diversificável e risco não diversificável. O risco diversificável, também conhecido como risco específico ou idiossincrático, está associado a eventos que impactam um número restrito de empresas. Por exemplo, se uma companhia decide investir em um projeto inicialmente considerado viável, mas que posteriormente se revela financeiramente inviável, os efeitos negativos tendem a se restringir ao valor dessa empresa específica, sem repercussões significativas sobre outras organizações. Esse tipo de risco pode ser atenuado por meio da diversificação do portfólio.

2.1.2 Retorno

De acordo com Brown (2004), o retorno esperado de um portfólio de ativos é calculado com base na expectativa dos retornos esperados dos ativos individuais, os quais, por sua vez, são estimados a partir da média dos seus retornos históricos. Quando as probabilidades de ocorrência dos retornos passados são iguais, o retorno esperado de um ativo $\bar{R}$ é obtido por meio da média aritmética, conforme fórmula 3, em que N representa o número de períodos e $\bar{R}_i$ os retornos observados em cada período. No entanto, quando as probabilidades associadas aos retornos são distintas, utiliza-se a média ponderada, considerando a probabilidade de ocorrência P_i de cada retorno $\bar{R}_i$: conforme fórmula 4:

$$\bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{R}_i \quad [3] \quad \bar{R} = \sum_{i=1}^N R_i \times \bar{R}_i \quad [4]$$

A partir dos retornos esperados dos ativos que compõem o portfólio, o retorno esperado do portfólio (R_p) é determinado pela média ponderada dos retornos individuais, considerando a proporção de capital alocada em cada ativo (X_j): de acordo com a fórmula 5.

$$\bar{R} = \sum_{i=1}^N X_i \times \bar{R}_j \quad [5]$$

onde X_j representa o peso do ativo j no portfólio e $\bar{R}_j$ seu retorno esperado,

2.2 A hipótese de mercados eficientes

E, quando carteiras eficientes são selecionadas, há proporcionalmente, um maior retorno esperado (Markowitz, 1952). Esse conceito já havia sido introduzido no início do século por Bachelier (1900), ao afirmar que os eventos passados, presentes e até mesmo futuros descontados já estão refletidos no preço de mercado. No entanto, segundo o autor, essas informações não têm relação direta com as variações de preço, que ocorreriam de forma aleatória (Bachelier, 1964).

Segundo Fama (1970), a Hipótese dos Mercados Eficientes (HME) pode ser classificada em três formas: Fraca, Semiforte e Forte. Na Forma Fraca, considera-se que os preços dos ativos refletem apenas as informações históricas disponíveis. A Forma Semiforte pressupõe que os preços se ajustam de maneira eficiente assim que novas informações públicas são divulgadas. Já a Forma Forte avalia se há, no mercado analisado, investidores ou grupos com acesso exclusivo a informações relevantes capazes de influenciar a formação dos preços.

3. METODOLOGIA

A presente pesquisa adota uma abordagem quantitativa e experimental, fundamentada na aplicação da Simulação de Monte Carlo para análise de risco e retorno de portfólios compostos por ações listadas na NASDAQ. A metodologia está dividida em três etapas principais: simulação da evolução de capital, análise de risco (VaR e CVaR) e comparação entre diferentes estratégias de alocação de portfólio.

A amostra deste estudo é composta pelas 10 mais valorizadas ações listadas na NASDAQ, selecionadas com base em dois critérios principais: (i) alta liquidez (volume médio mensal relevante) e (ii) representatividade setorial (diversificação entre setores como tecnologia, consumo e financeiro). A seleção buscou refletir um conjunto diversificado de ativos que compõem o universo do investidor global que acessa o mercado norte-americano.

Os dados históricos de preços ajustados foram extraídos da plataforma Yahoo Finance, utilizando a biblioteca *yfinance* da linguagem *Python*. O período considerado abrange de 1º de junho de 2023 a 30 de junho de 2025, permitindo capturar a volatilidade e o comportamento recente do mercado, incluindo possíveis efeitos pós-pandemia e políticas monetárias restritivas.

3.1 Simulação de Monte Carlo para Evolução de Capital

Inicialmente, é definido um investimento hipotético de US\$10.000,00, que será utilizado como base para as simulações. Utilizando os retornos históricos mensais de 10 ações da NASDAQ, são estimadas as estatísticas de média e volatilidade para alimentar o processo de simulação.

A simulação de Monte Carlo será aplicada para gerar 10.000 cenários de evolução do capital ao longo de três janelas temporais distintas: 1, 3 e 5 anos. Cada

cenário assume um modelo de retornos com distribuição lognormal e incorpora o efeito do rebalanceamento diário com base na média e desvio-padrão estimados.

A partir dos resultados, serão extraídos os intervalos de confiança correspondentes aos percentis 5% (pior caso), 50% (mediana) e 95% (melhor caso) da distribuição dos valores finais simulados. Além disso, será estimada a probabilidade de perda ou ganho do capital investido em cada uma das janelas temporais, oferecendo uma visão probabilística da performance futura dos portfólios.

3.2 Análise de Risco: VaR e CVaR via Simulação de Monte Carlo

Nesta etapa, o foco será a mensuração do risco com base nos retornos simulados. Serão calculadas duas métricas principais:

- Value at Risk (VaR): definido como a perda máxima esperada com 95% de confiança, com base na distribuição dos retornos simulados.
- Conditional Value at Risk (CVaR): representa a média das perdas que excedem o VaR, capturando o risco extremo da cauda da distribuição.

As estimativas de VaR e CVaR obtidas por simulação serão comparadas com os valores derivados da abordagem histórica (baseada diretamente nos dados empíricos), permitindo avaliar o valor agregado da simulação estocástica para fins de gestão de risco.

3.3 Comparação entre Portfólios Equilibrados e Simulados

Para fins comparativos, serão construídos dois tipos de portfólios:

- Portfólio 1 – Equilibrado: composto pelas 10 ações selecionadas com pesos iguais (5% cada).
- Portfólio 2 – Simulado: construído com base em um processo de otimização via Monte Carlo, selecionando combinações com melhor relação risco-retorno entre milhares de portfólios simulados.

Ambos os portfólios serão avaliados segundo os seguintes critérios: retorno médio anualizado, desvio-padrão dos retornos, índice de Sharpe e forma da distribuição simulada. Essa comparação visa verificar se a alocação aleatória otimizada via simulação é capaz de superar a estratégia simples de balanceamento igualitário em termos de risco ajustado ao retorno.

3.4 Formulação Matemática da Simulação de Monte Carlo

Os preços foram convertidos em retornos mensais logarítmicos, conforme a equação: "Os retornos logarítmicos são amplamente utilizados para modelar séries temporais financeiras devido à sua propriedade de aditividade no tempo, facilitando análises estatísticas e simulações (Bodie; Kane; Marcus, 2014)", que estabelece a fórmula 6, que é a fórmula do retorno simples ou aritmético por um ativo ao final do mês $t - 1$ e o mês t é:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} - 1 \quad [6]$$

Onde: R_t é o retorno mensal no período t ; P_t é o preço ajustado de fechamento no final do mês t ; e P_{t-1} é o preço ajustado no final do mês anterior, e na fórmula 7 tem-se o retorno logarítmico mensal contínuo.

$$r_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad [7]$$

Este formato é especialmente útil em modelagens estocásticas como Monte Carlo e modelos de Black-Scholes, pois torna os retornos aditivos ao longo do tempo e se ajusta melhor à hipótese de distribuição normal dos retornos logarítmicos.

De acordo com (Glasserman, 2004; Hull, 2018), a equação 8 calcula a simulação de Monte Carlo para preço futuro de ativo, assumindo que os preços dos ativos seguem um movimento geométrico browniano (:

$$S_t = S_0 \times e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)t + \sigma \times \sqrt{t} \times Z} \quad [8]$$

Onde: S_t = preço do ativo no tempo t ; S_0 = preço inicial do ativo; μ = média dos retornos logarítmicos (taxa de retorno esperada); σ = desvio-padrão dos retornos (volatilidade); t = tempo em anos; $Z \sim N(0,1)$ = variável aleatória com distribuição normal do padrão.

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Seleção da Carteira

Para análise foram selecionadas ações das 10 maiores empresas listadas na Bolsa Americana NASDAQ, conforme apresenta a Tabela 1:

Tabela 1 - Seleção de ativos para análise

	Empresa	Bolsa	Ticker	Setor
1	Apple Inc.	NASDAQ	AAPL	Tecnologia
2	Microsoft Corp.	NASDAQ	MSFT	Tecnologia
3	Amazon.com Inc.	NASDAQ	AMZN	Consumo discricionário
4	Alphabet Inc. (Google) A	NASDAQ	GOOGL	Tecnologia
5	Alphabet Inc. (Google) C	NASDAQ	GOOG	Tecnologia
6	Nvidia Corp.	NASDAQ	NVDA	Tecnologia
7	Meta Platforms Inc.	NASDAQ	META	Tecnologia / Comunicação
8	Tesla Inc.	NASDAQ	TSLA	Consumo discricionário
9	Visa Inc.	NASDAQ	V	Financeiro / Tecnologia
10	Mastercard Inc.	NASDAQ	MA	Financeiro / Tecnologia

Fonte: Yahoo Finance em Python.

Selecionados os 10 ativos o estudo buscou os preços dos fechamentos mensais desses ativos nos períodos de cada um deles, entre janeiro de 2023 e junho

de 2025, conforme dados coletados por meio de *String* de comando executada no *Yahoo Finance* por meio do *Software Python*.

Tabela 2 - Preços de fechamento mensal por ativo

Date	AAPL	MSFT	AMZN	GOOGL	GOOG	NVDA	META	TSLA	V	MA
01-2023	142,44	242,88	103,13	98,25	99,28	19,52	148,16	173,22	225,91	364,62
02-2023	145,52	244,45	94,23	89,52	89,77	23,20	173,99	205,71	215,83	350,13
03-2023	163,04	283,27	103,29	103,11	103,39	27,75	210,78	207,46	221,68	358,13
04-2023	167,77	301,90	105,45	106,70	107,58	27,73	239,01	164,31	228,83	374,51
05-2023	175,25	322,66	120,58	122,14	122,64	37,81	263,28	203,93	217,32	360,28
06-2023	192,05	335,33	130,36	118,99	120,26	42,27	285,41	261,77	233,95	388,19
07-2023	194,50	330,78	133,68	131,93	132,32	46,70	316,86	267,43	234,20	389,16
08-2023	186,01	322,74	138,01	135,36	136,54	49,32	294,28	258,08	242,03	407,87
09-2023	169,74	311,57	127,12	130,08	131,07	43,47	298,57	250,22	227,02	391,33
10-2023	169,31	333,64	133,09	123,34	124,56	40,76	299,63	200,84	232,04	372,00
11-2023	188,32	373,90	146,09	131,74	133,13	46,75	325,36	240,08	253,34	409,64
12-2023	191,13	371,82	151,94	138,86	140,10	49,50	352,03	248,48	257,51	422,19
01-2024	183,06	393,12	155,20	139,26	140,96	61,50	388,01	187,29	270,28	444,68
02-2024	179,44	409,00	176,76	137,63	138,95	79,08	487,46	201,88	279,56	470,69
03-2024	170,45	416,77	180,38	150,03	151,36	90,32	483,44	175,79	276,55	477,44
04-2024	169,31	385,67	175,00	161,81	163,67	86,37	428,28	183,28	266,18	447,34
05-2024	191,10	411,23	176,44	171,47	172,93	109,59	464,78	178,08	269,99	443,85
06-2024	209,64	443,55	193,25	181,06	182,34	123,49	502,00	197,88	260,58	437,99
07-2024	221,05	415,17	186,98	170,71	172,32	116,98	473,21	232,07	263,75	460,37
08-2024	227,93	413,97	178,50	162,59	164,32	119,33	519,53	214,11	274,38	480,57
09-2024	232,18	427,80	186,33	165,05	166,39	121,40	570,49	261,63	273,51	490,97
10-2024	225,12	403,99	186,40	170,51	172,09	132,73	566,18	249,85	288,34	496,73
11-2024	236,50	421,00	207,89	168,36	169,90	138,22	572,91	345,16	313,43	530,59
12-2024	249,82	419,89	219,39	188,64	189,78	134,26	584,07	403,84	314,99	524,25
01-2025	235,43	413,47	237,68	203,54	205,12	120,05	688,04	404,60	340,66	552,99
02-2025	241,26	395,47	212,28	169,88	171,82	124,90	667,09	292,98	361,50	574,62
03-2025	221,84	374,70	190,26	154,28	155,86	108,36	575,40	259,16	349,88	546,51
04-2025	212,22	394,54	184,42	158,61	160,70	108,91	548,58	282,16	344,93	546,45
05-2025	200,59	459,52	205,01	171,53	172,64	135,12	646,99	346,46	364,58	584,81
06-2025	205,17	497,41	219,39	176,02	177,18	157,98	737,52	317,66	355,05	561,18

Fonte: Yahoo Finance em comandos Python.

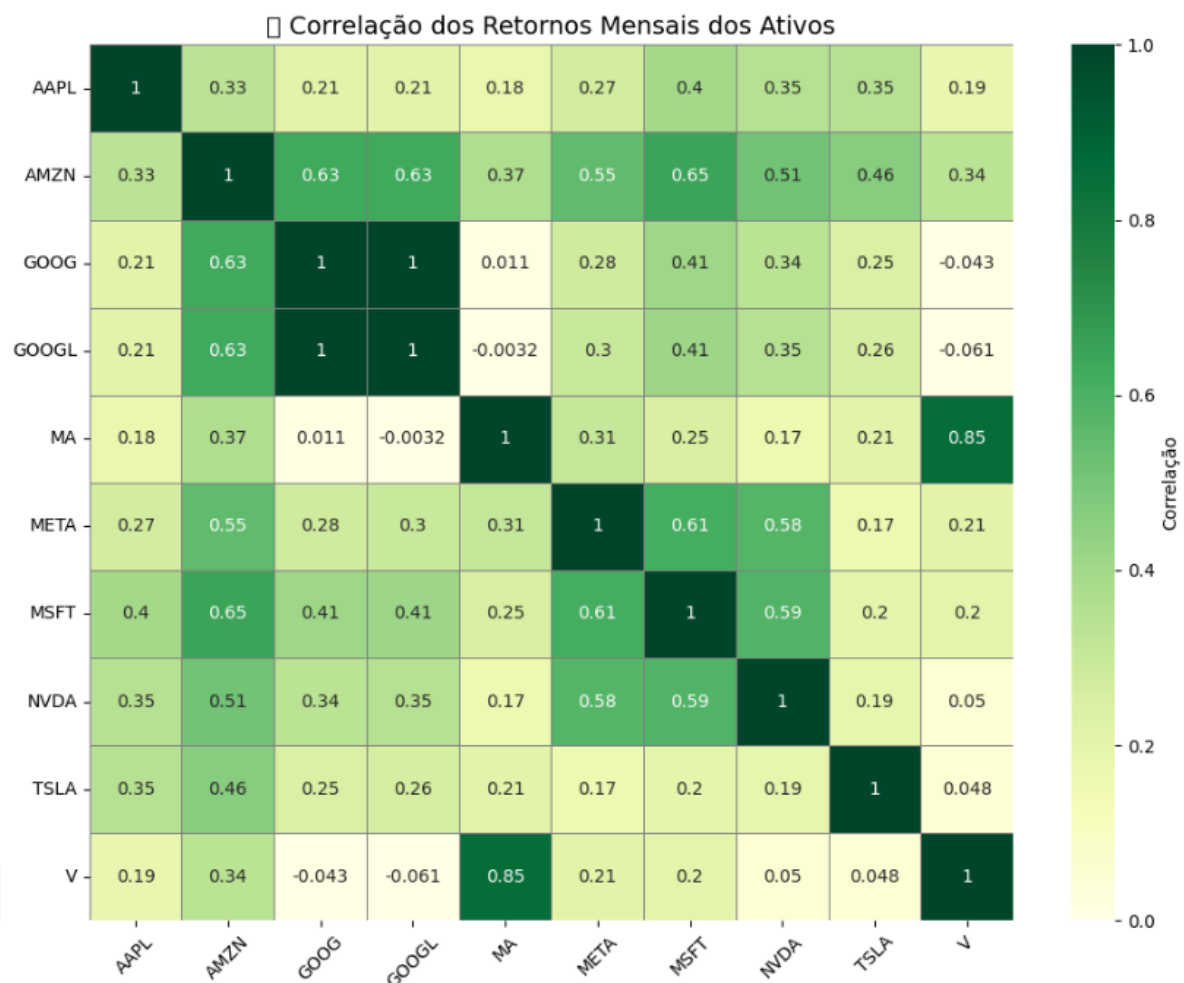
4.2 Matriz de Correlação entre os Ativos

A matriz de correlação dos retornos históricos dos ativos selecionados foi construída a fim de identificar o grau de associação linear entre eles, sendo essencial para a análise de diversificação da carteira.

A Figura 1 que traz a correlação dos retornos mensais e o mapa de calor mostra a entre os principais ativos de tecnologia e serviços financeiros entre 2023 e meados de 2025. A maioria das correlações é positiva e moderada, o que indica que os ativos tendem a se mover na mesma direção, mas não de forma perfeita. Um destaque é a forte correlação (1.0) entre as ações da GOOG e GOOGL (que são duas classes de ações da Alphabet), o que é esperado. MSFT (Microsoft), AMZN (Amazon)

e META (Meta/Facebook) têm altas correlações com outros ativos, mostrando que são fortemente integrados ao comportamento do mercado tech. Já pares como MA (Mastercard) e GOOGL ou V (Visa) e GOOG apresentam correlações próximas de zero ou negativas, sugerindo que podem oferecer boa diversificação dentro de um portfólio. A correlação alta entre MA e V (0.85) também é esperada, dado que atuam no mesmo setor de pagamentos.

Figura 1 – Matriz de correlação dos retornos mensais dos ativos



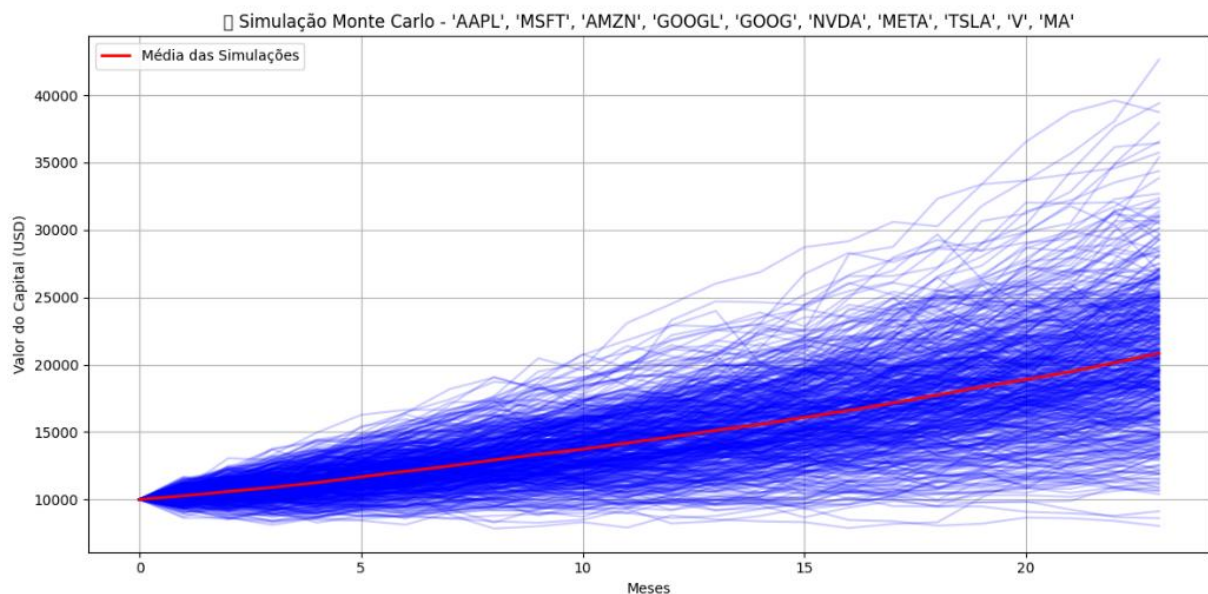
Fonte: Yahoo Finance em Python.

4.3 Simulação de Monte Carlo

O gráfico 1 que representa uma simulação de Monte Carlo aplicada a um portfólio composto por ações de grandes empresas como AAPL, MSFT, AMZN, GOOGL, GOOG, NVDA, META, TSLA, V e MA. A simulação estima a evolução provável do capital investido (USD) ao longo de 24 meses, com base na distribuição estatística dos retornos históricos desses ativos. Cada linha azul corresponde a uma

das centenas de trajetórias simuladas para o portfólio, mostrando possíveis caminhos futuros do capital investido a partir de um valor inicial (ex: 10.000 USD). A linha vermelha destaca a média das simulações, ou seja, o cenário médio esperado. Nota-se que há uma tendência geral de crescimento do capital ao longo do tempo, embora com ampla dispersão, indicando a incerteza e volatilidade natural do mercado. A simulação é útil para visualizar cenários otimistas, pessimistas e medianos, ajudando na avaliação de risco e planejamento de investimentos.

Gráfico 1 – Simulação de Monte Carlo da Carteira

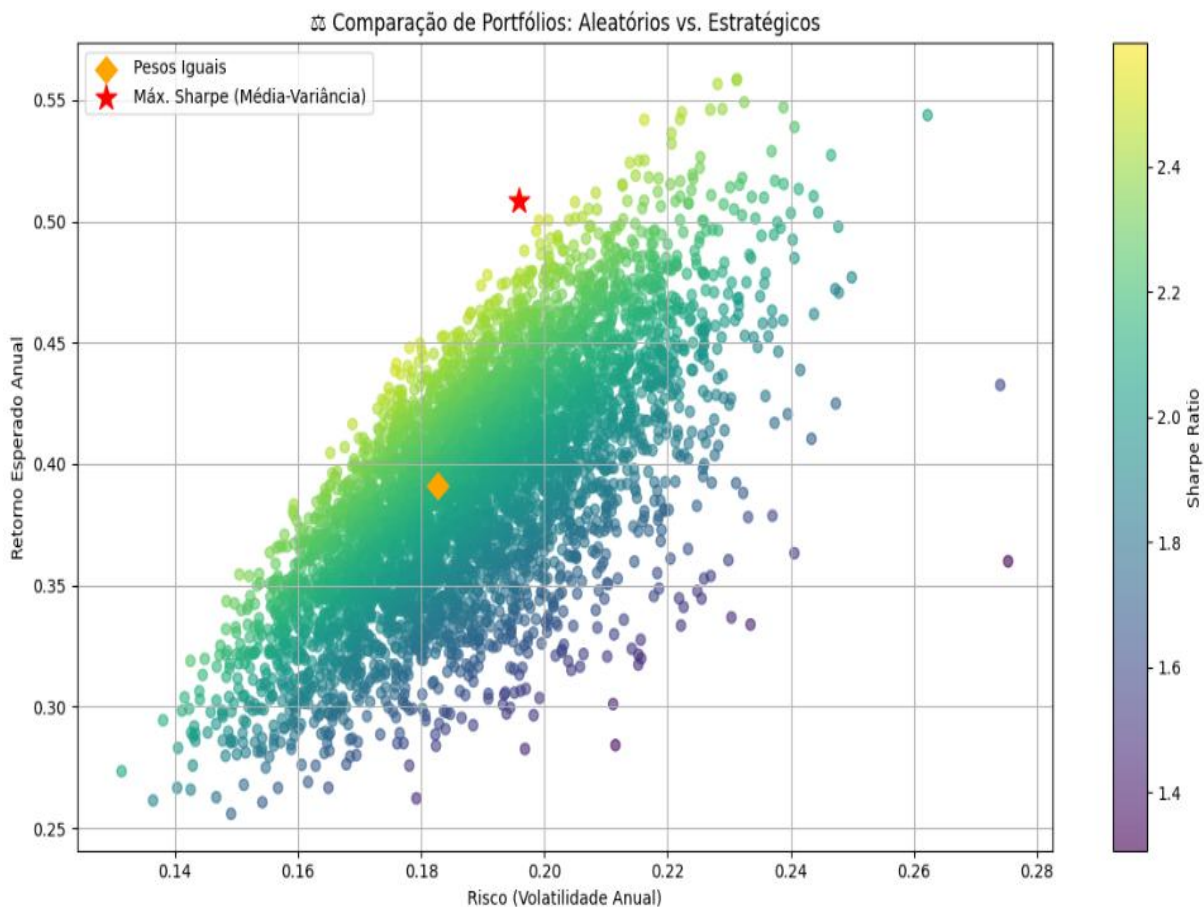


Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

4.4 Comparar o desempenho de portfólios balanceados

O gráfico 2 exibe a comparação entre portfólios aleatórios e estratégicos com base em sua relação risco-retorno anualizada, utilizando o modelo de média-variância e o índice de Sharpe como métrica de eficiência. Cada ponto colorido representa um portfólio aleatório gerado por simulação, sendo a cor indicativa do seu Sharpe Ratio (quanto mais claro, maior o Sharpe). O eixo horizontal mostra o risco (volatilidade anual) e o eixo vertical mostra o retorno esperado anual. O losango laranja representa o portfólio com pesos iguais entre os ativos, enquanto a estrela vermelha indica o portfólio de máximo índice de Sharpe, ou seja, o mais eficiente na relação entre retorno e risco. Observa-se que a maioria dos portfólios aleatórios se concentra em uma nuvem densa, com poucos superando o desempenho do portfólio ótimo. Esse gráfico demonstra visualmente a fronteira eficiente e destaca como métodos quantitativos podem melhorar significativamente a alocação de ativos em relação a abordagens simples como pesos iguais.

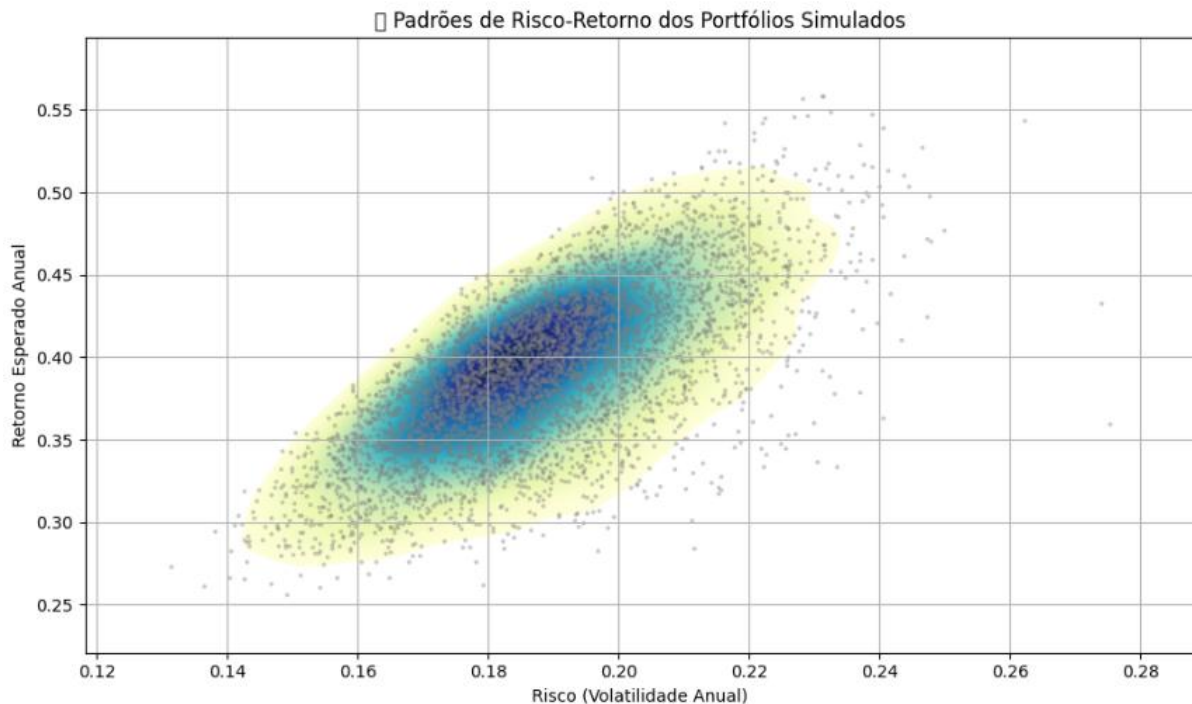
Gráfico 2 - Comparação de Portfólios: Aleatórios vs. Estratégicos



Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

O gráfico 3 apresenta os padrões de risco-retorno dos portfólios simulados, com base em milhares de combinações de pesos aleatórios entre os ativos. O eixo X representa o risco (volatilidade anual) e o eixo Y o retorno esperado anual. Cada ponto cinza é um portfólio distinto, e as áreas coloridas (em tons de azul e amarelo) formam um mapa de densidade que destaca onde os portfólios mais se concentram. A região azul indica maior densidade de simulações, ou seja, os cenários mais comuns, enquanto a área amarela representa regiões menos frequentes. O gráfico mostra que, apesar da aleatoriedade, existe uma tendência clara de correlação positiva entre risco e retorno: quanto maior o risco, maior o retorno esperado. Essa visualização é útil para identificar a robustez dos padrões de risco-retorno, ajudando na escolha de estratégias consistentes mesmo frente às variações do mercado.

Gráfico 3 - Padrões de Risco-Retorno dos Portfólios Simulados



Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

O gráfico 4 apresenta a robustez dos portfólios simulados em diferentes cenários de mercado, medindo o desempenho anual em quatro contextos distintos: cenário original, queda de 20% na média dos retornos, aumento de 30% na volatilidade, e uma combinação de ambos (queda média + alta volatilidade). Para cada cenário, são mostrados três valores: retorno médio (barras claras), retorno máximo (verde claro) e retorno mínimo (verde escuro). A análise mostra que, mesmo em cenários adversos, os portfólios mantêm retornos positivos, ainda que menores. Por exemplo, no cenário com queda média e alta volatilidade, o retorno médio cai em relação ao original, mas ainda é significativamente positivo. Isso evidencia que os portfólios são relativamente resilientes às variações de mercado, mantendo desempenho estável frente a choques negativos nos retornos esperados e no risco, o que é um bom sinal de diversificação eficiente e estrutura robusta.

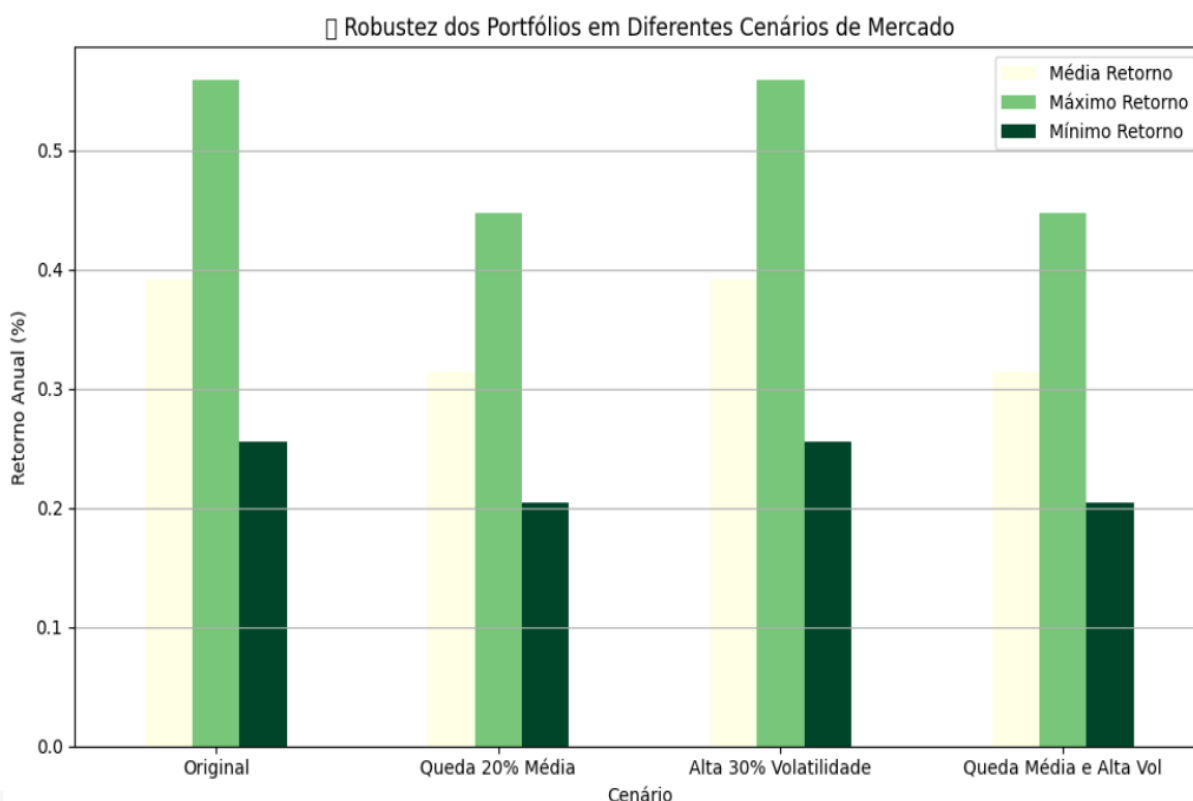
Figura 2 - Resumo de Robustez dos portfólios

Resumo de Robustez dos Portfólios:						
	Cenário	Média Retorno	Máximo Retorno	Mínimo Retorno		
0	Original	0.3919	0.5586	0.2559		
1	Queda 20% Média	0.3135	0.4469	0.2047		
2	Alta 30% Volatilidade	0.3919	0.5586	0.2559		
3	Queda Média e Alta Vol	0.3135	0.4469	0.2047		

Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

A Figura 2 apresenta a análise de robustez da carteira em quatro cenários. No cenário original, a média de retorno foi 0,3919. Quando simulada uma queda de 20% na média dos retornos, a média caiu para 0,3135. O aumento de 30% na volatilidade não alterou os resultados, indicando resiliência da carteira à volatilidade isolada. Já a combinação de queda média e alta volatilidade refletiu os mesmos resultados da queda isolada, sugerindo que o principal fator de impacto nos retornos foi a redução da média esperada.

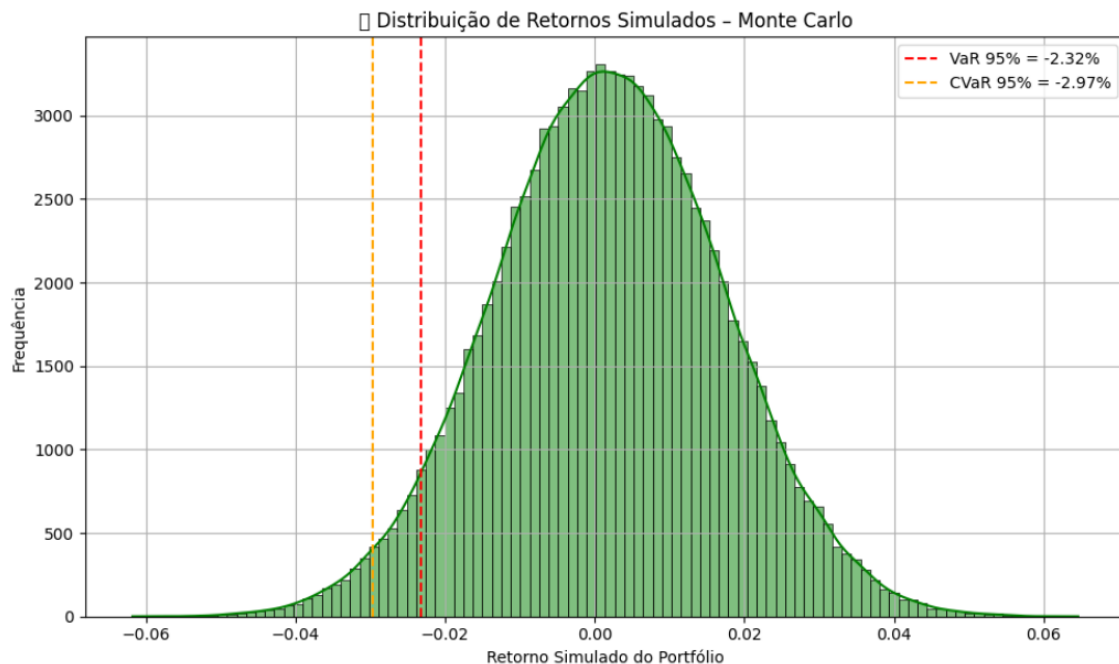
Gráfico 4 - Robustez dos Portfólios em Diferentes Cenários de Mercado



Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

O gráfico 5 mostra a distribuição dos retornos simulados de um portfólio com base em uma simulação de Monte Carlo. O eixo horizontal representa os retornos simulados e o eixo vertical mostra a frequência de ocorrência desses retornos nas simulações. A curva se assemelha a uma distribuição normal levemente assimétrica. As linhas verticais indicam duas métricas de risco importantes: o Value at Risk (VaR) a 95%, em vermelho, que representa a perda máxima esperada com 95% de confiança (neste caso, -2,32%), e o Conditional Value at Risk (CVaR) a 95%, em laranja, que calcula a média das perdas mais extremas além do VaR (aqui, -2,97%). Essa visualização ajuda a entender a probabilidade e magnitude de perdas em cenários adversos, sendo fundamental para a gestão de risco financeiro.

Gráfico 5 - Distribuição de Retornos Simulados - Monte Carlo



Fonte: Elaborado pelos autores, em Python.

5. Conclusão e Contribuições

Com base nos resultados obtidos por meio das simulações de Monte Carlo, análises de risco-retorno e cenários de robustez, é possível concluir que o portfólio avaliado apresenta um desempenho consistente, com uma boa relação entre risco e retorno. A distribuição dos portfólios simulados revela uma concentração de retornos em torno de níveis moderados de volatilidade, indicando que há oportunidades de otimização, principalmente através de alocação eficiente, como demonstrado pelo portfólio de máxima razão de Sharpe. Além disso, os testes de robustez frente a diferentes condições de mercado (como queda nos preços e aumento da volatilidade) indicam que o portfólio mantém retornos relativamente estáveis, reforçando sua resiliência. Por fim, a análise de risco, com destaque para o VaR e o CVaR, evidencia um nível de risco aceitável diante do retorno projetado, demonstrando que a estratégia de alocação tem capacidade de mitigar perdas extremas. Assim, os resultados respaldam o uso de abordagens quantitativas na construção e avaliação de portfólios diversificados, oferecendo suporte sólido à tomada de decisão no contexto de investimentos.

Uma sugestão de pesquisa futura seria integrar fatores macroeconômicos e indicadores financeiros preditivos nas simulações de Monte Carlo e na otimização de portfólios. Em vez de considerar apenas os retornos históricos e volatilidades dos ativos, um novo estudo poderia incorporar variáveis como taxa de juros, inflação, PIB, índice de confiança do consumidor e dados de sentimento de mercado. Essa abordagem permitiria simular cenários econômicos mais realistas e dinâmicos, avaliando como choques externos podem impactar o desempenho dos ativos e a resiliência dos portfólios.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BACHALIER, L. Trans. James Boness. Theory of Speculation. In Coetner, p. 17-78, 1964.

BODIE, Zvi; KANE, Alex; MARCUS, Alan J. Investments 10th ed. 2014.

BROWN, Stephen J. ELTON et al. Moderna Teoria das Carteiras e Análise de Investimentos. **São Paulo: Atlas**, 2004.

CALDEIRA, André Machado; SOUZA, Reinaldo Castro; MACHADO, Maria Augusta Soares. Uso de Recibos de Ações nos Estados Unidos (ADRs) para Arbitragem. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação**, v. 7, n. 1, 2008.

CHOUDHRY, Taufiq; LU, Lin; PENG, Ke. Time-varying beta and the Asian financial crisis: Evidence from the Asian industrial sectors. **Japan and the World Economy**, v. 22, n. 4, p. 228–234, 2010.

DAMODARAN, Aswath. **Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012.

FAMA, E. F. Efficient capital market: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.

GAIO, Luiz Eduardo *et al.* Interdependência entre os mercados mundiais de ações: uma análise de volatilidades. **Revista Base (Administração e Contabilidade) da UNISINOS**, v. 11, n. 3, p. 259–274, 2014.

GLASSERMAN, Paul. **Monte Carlo methods in financial engineering**. [S.l.]: Springer, 2004. v. 53

HENRIQUE SALVADOR, Daniel; CORSO, Leandro. Aplicação De Cadeias De Markov E Regressão Múltipla Linear Para Análise Dos Índices Ibovespa, Nasdaq E Nyse. **Revista CIATEC-UPF**, v. 14, n. 3, 2022.

HULL, John C. Options, futures and other derivatives, 10e. **New York: Aufl**, 2018.

MARKOWITZ, Harry M. Portfolio Selection, the journal of finance. 7 (1). **N**, v. 1, p. 71–91, 1952a.

MARKOWITZ, Harry M. Portfolio Selection, the journal of finance. 7 (1). **N**, v. 1, p. 71–91, 1952b.

VARTANIAN, Pedro Raffy; DE LEMOS, Raphael Abs Musa; DE MOURA JÚNIOR, Alvaro Alves. Monetary Policy and Volatility of Value and Growth Stocks (2009-2021). **International Journal of Business and Management**, v. 19, n. 1, p. 1–46, 2024.