



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO TRÊS RIOS

GUSTAVO HENRIQUE DE CUNTO RADLER DE AQUINO

A RESILIÊNCIA DE FUNDOS DE INVESTIMENTOS EM AÇÕES NO  
PERÍODO PANDÊMICO

TRÊS RIOS

2025

GUSTAVO HENRIQUE DE CUNTO RADLER DE AQUINO

A RESILIÊNCIA DE FUNDOS DE INVESTIMENTOS EM AÇÕES NO  
PERÍODO PANDÊMICO

Trabalho de conclusão de curso apresentado como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Administração no curso de graduação em Administração do Instituto Três Rios da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

Orientadora: Tatiana Ladeira Vidal

TRÊS RIOS

2025

**Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro  
Biblioteca Central / Seção de Processamento  
Técnico**

**Ficha catalográfica elaborada  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

A657r      Aquino, Gustavo Henrique De Cunto Radler, 2001-  
A resiliência de fundos de investimentos em ações  
no período pandêmico / Gustavo Henrique De Cunto  
Radler Aquino. - Três Rios, 2025.  
64 f.

Orientadora: Tatiana Ladeira Vidal. Trabalho de  
conclusão de curso(Graduação). -- Universidade Federal  
Rural do Rio de Janeiro, Administração, 2025.

1. Fundos de investimento em ações. 2. Cenários de  
risco. I. Vidal, Tatiana Ladeira, 1985-, orient. II  
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.  
Administração III. Título.



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
COORDENAÇÃO DO CURSO DE GRADUAÇÃO EM  
ADMINISTRAÇÃO/ITR**



**CADASTRO Nº 1034 / 2025 - CoordCGAdm/ITR (12.28.01.00.00.00.12)**

**Nº do Protocolo: 23083.066769/2025-80**

**Seropédica-RJ, 17 de novembro de 2025.**



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO,  
INSTITUTO DE DE TRÊS RIOS  
CURSO DE BACHARELADO EM ADMINISTRAÇÃO**

**A RESILIÊNCIA DE FUNDOS DE INVESTIMENTOS EM AÇÕES NO PERÍODO PANDÊMICO  
GUSTAVO HENRIQUE DE CUNTO RADLER DE AQUINO**

Trabalho de Conclusão de  
Curso apresentado como pré-requisito parcial  
para obtenção do título de bacharel  
em Administração, Instituto Três Rios da  
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

Aprovado em 12/11/2025

Banca examinadora:

**(Assinado digitalmente em 19/11/2025 11:24 )**  
MARCIO DE LIMA DUSI  
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR  
DeptCAdmS (12.28.01.00.00.00.16)  
Matrícula: 1735014

**(Assinado digitalmente em 18/11/2025 11:37 )**  
REINALDO RAMOS SILVA  
CHEFE DE DEPARTAMENTO - TITULAR  
DeptCAdmS (12.28.01.00.00.00.16)  
Matrícula: 1945259

**(Assinado digitalmente em 17/11/2025 15:01 )**  
TATIANA LADEIRA VIDAL  
PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR  
DeptCAdmS (12.28.01.00.00.00.16)  
Matrícula: 1197426

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço aos meus pais, Luiz e Olga, pelo apoio constante durante a graduação, que me permitiu focar no que era essencial. Aos amigos, em geral, pela companhia e pelos momentos de ajuda ao longo do curso. Aos professores com quem tive o prazer de aprender, e em especial à minha orientadora Tatiana Ladeira Vidal, pelas orientações e ensinamentos que ajudaram a formar minha base acadêmica. Por fim, ao meu amigo e mentor profissional Guilherme Lannes, por seus conselhos e suporte durante o início da minha vida profissional.

## RESUMO

AQUINO, Gustavo Henrique De Cunto Radler. **A resiliência de fundos de investimentos em ações no período pandêmico**. 2025, 64p. Trabalho de Conclusão de Curso. DCAS – Departamento de Ciências Administrativas Sociais. Instituto Três Rios, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Três Rios, RJ, 2025.

O presente estudo foi desenvolvido considerando um cenário de necessidade de investigações científicas que abordem o comportamento dos fundos de investimento em ações em períodos de estresse e os impactos da estratégia desses ativos nesse tipo de cenário. Desse modo, o conteúdo reunido neste estudo será direcionado aos riscos e retornos associados às estratégias dos fundos de investimento em ações em determinados horizontes de tempo, sendo necessário mencionar que modelos financeiros amplamente reconhecidos serão utilizados para auxiliar na construção da pesquisa. A justificativa da mesma, destaca ainda a importância que o entendimento do impacto de uma crise nesses ativos possui na tomada de decisões de investimento, assim sendo, ressaltando a necessidade, tanto para gestores de fundos quanto para os investidores pessoa física, de implementar estratégias de gestão de riscos eficazes para proteger o capital investido e maximizar os retornos no longo prazo. Tendo isso em vista, o objetivo primordial do estudo será demonstrar como e porquê os elementos da amostra obtiveram o seu determinado desempenho no período em questão, testando diferentes modelos ao longo do caminho. Para mais, o método adotado no desenvolvimento do conteúdo possuirá uma abordagem de natureza quantitativa, utilizando não só os dados históricos dos fundos, como também paradigmas de mercado e técnicas matemáticas. Com foco nas informações e dados reunidos referentes ao mercado financeiro e às estratégias dos ativos, este estudo oferece insights valiosos não apenas para investidores, mas também para gestores de fundos e profissionais do mercado financeiro, contribuindo significativamente para o entendimento dos fatores que impactam o desempenho de um fundo de investimentos com foco em renda variável.

**Palavras-Chaves:** Fundos de investimentos em ações. Estratégias de alocação. Cenários de risco.

## **ABSTRACT**

AQUINO, Gustavo Henrique De Cunto Radler. **The resilience of equity investment funds during the pandemic**. 2025, 64p. Final Course Project. DCAS – Department of Social Administrative Sciences. Três Rios Institute, Federal Rural University of Rio de Janeiro, Três Rios, RJ, 2025.

This study was developed considering the need for scientific research addressing the behavior of equity investment funds in periods of stress and the impacts of the strategy of these assets in this type of scenario. Thus, the content gathered in this study will focus on the risks and returns associated with the strategies of equity investment funds over certain time horizons, noting that widely recognized financial models will be used to assist in the construction of the research. The justification for this study also highlights the importance of understanding the impact of a crisis on these assets in investment decision-making, thus emphasizing the need for both fund managers and individual investors to implement effective risk management strategies to protect invested capital and maximize long-term returns. With this in mind, the primary objective of the study will be to demonstrate how and why the elements of the sample achieved their specific performance in the period in question, testing different models along the way. Furthermore, the method adopted in the development of the content will have a quantitative approach, using not only historical fund data, but also market paradigms and mathematical techniques. Focusing on information and data gathered on the financial market and asset strategies, this study offers valuable insights not only for investors, but also for fund managers and financial market professionals, contributing significantly to the understanding of the factors that impact the performance of an investment fund focused on variable income.

**Keywords:** Equity investment funds. Allocation strategies. Risk scenarios.

## LISTA DE FIGURAS

|                                                                                                  |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Figura 1</b> - Covariância Entre os FIA Durante o Período Pré Pandêmico (2010 a 2020).....    | 30 |
| <b>Figura 2</b> - Covariâncias Entre os FIA Durante o Período Intra Pandêmico (2020 a 2023) .... | 32 |



## LISTA DE GRÁFICOS

|                                                                                                                                             |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Gráfico 1</b> - Pesos da carteira ótima pelo modelo média-variância no período pré-pandêmico (2010 a 2020).....                          | 30 |
| <b>Gráfico 2</b> - Gráfico de dispersão das carteiras baseadas na relação de risco e retorno no período pré-pandêmico (2010 a 2020) .....   | 31 |
| <b>Gráfico 3</b> - Pesos da carteira ótima pelo modelo média-variância no período intra pandêmico (2020 a 2023).....                        | 33 |
| <b>Gráfico 4</b> - Gráfico de dispersão das carteiras baseadas na relação de risco e retorno no período intra pandêmico (2020 a 2023) ..... | 34 |
| <b>Gráfico 5</b> - <i>Drawdown</i> máximo dos fundos no período intra pandêmico (2020 a 2023) .....                                         | 37 |

## LISTA DE QUADROS

|                                                                    |    |
|--------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Quadro 1</b> - Dados Descritivos dos Elementos da Amostra ..... | 22 |
|--------------------------------------------------------------------|----|

## LISTA DE TABELAS

|                                                                                                                 |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tabela 1</b> - Rentabilidade Mensal Média dos FIA da Amostra Entre 2010 e 2020 .....                         | 26 |
| <b>Tabela 2</b> - Desvio Padrão Mensal Média dos FIA da Amostra Entre 2010 e 2020.....                          | 26 |
| <b>Tabela 3</b> - Rentabilidade Mensal Média dos FIA da Amostra Entre 2020 e 2023 .....                         | 27 |
| <b>Tabela 4</b> - Desvio Padrão Mensal Média dos FIA da Amostra Entre 2020 e 2023.....                          | 28 |
| <b>Tabela 5</b> - Índice <i>Sharpe</i> Anualizado dos FIA Durante o Período Intra Pandêmico (2020 a 2023) ..... | 35 |
| <b>Tabela 6</b> - Beta e Alfa de Jensen no Período Intra Pandêmico (2020 a 2023) .....                          | 38 |
| <b>Tabela 7</b> - <i>Drawdown</i> Máximo dos FIA Durante um <i>Circuit Breaker</i> Simulado .....               | 40 |

## SUMÁRIO

|                                                                                                                |           |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1 INTRODUÇÃO</b>                                                                                            | <b>9</b>  |
| 1.1 Objetivo geral                                                                                             | 10        |
| 1.2 Objetivos específicos                                                                                      | 10        |
| <b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b>                                                                                   | <b>11</b> |
| 2.1 Renda variável e fundos de investimentos em ações                                                          | 11        |
| 2.2 Estratégias de alocação                                                                                    | 13        |
| 2.3 Teoria de carteiras                                                                                        | 16        |
| <b>3 METODOLOGIA</b>                                                                                           | <b>21</b> |
| 3.1 Caracterização da pesquisa                                                                                 | 21        |
| 3.2 Seleção da amostra                                                                                         | 21        |
| 3.3 Coleta de dados                                                                                            | 22        |
| 3.4 Análise dos dados                                                                                          | 23        |
| <b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>                                                                                | <b>25</b> |
| 4.1 Mensurar o impacto da pandemia na rentabilidade e volatilidade dos fundos                                  | 25        |
| 4.2 Avaliar a alocação ótima de ativos                                                                         | 28        |
| 4.3 Quantificar o retorno ajustado ao risco                                                                    | 34        |
| 4.4 Identificar as perdas máximas possíveis                                                                    | 36        |
| 4.5 Avaliar o desempenho acima do esperado e a sensibilidade ao mercado                                        | 38        |
| 4.6 Identificar o fundo mais resiliente durante um <i>circuit breaker</i>                                      | 39        |
| <b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>                                                                                  | <b>41</b> |
| <b>REFERÊNCIAS</b>                                                                                             | <b>43</b> |
| <b>APÊNDICE A – Códigos em linguagem Python usados para extração, tratamento, cálculo e análise dos dados.</b> | <b>47</b> |

## 1 INTRODUÇÃO

Os fundos de investimentos são uma alternativa entre os ativos financeiros que possui como características principais a exposição a diversos ativos ao mesmo tempo, a gestão especializada gerenciando esse portfólio e a possibilidade de investir em conjunto (Bossan, 2022). Desse modo, quem investe nesse ativo possui uma maior segurança, além de um retorno potencial tão ou mais elevado quanto os ativos individuais e, por isso, são uma opção cada vez mais popular para os investidores (B3, 2024).

A relevância desta pesquisa se dá por diversas razões, que incluem mas não se resumem a; contribuição teórica para preencher lacunas de pesquisas que abordam os efeitos de períodos de crise nos fundos de investimentos em ações (FIA) e o fato de que investimentos em renda variável têm se tornado cada vez mais atraentes, especialmente para os investidores entre 19 e 39 anos, que representavam aproximadamente 67% dos investidores de renda variável no país em 2023 (XP Investimentos, 2023). E cada vez mais esse aumento é impulsionado, tanto por fatores econômicos, quanto pelo aumento da publicidade em volta desse mercado causado por influenciadores de redes sociais.

Segundo dados divulgados pela B3 em junho de 2023, o número de investidores em renda variável no Brasil cresceu em 23% nos 12 meses que antecederam a matéria, resultando em uma estimativa de 5,3 milhões de brasileiros investindo em ativos de renda variável (B3, 2023). Mais recentemente, a B3 aponta que aproximadamente 5,1 milhões de pessoas investem em renda variável, e 19,7 milhões de pessoas investem em modalidades diversas no mercado financeiro brasileiro (B3, 2024).

Com base no movimento da curva de investidores em renda variável do boletim informativo da B3 (2024), é factível considerar que as suas tendências estão sendo direcionadas, pelo menos em parte, por aqueles que por falta de experiência e/ou conhecimento, demonstram um comportamento de insegurança quanto aos ativos com alto retorno potencial e alto risco, especialmente em momentos de alta volatilidade, sendo possível destacar; ações negociadas na bolsa de valores, criptomoedas, derivativos, e claro, a participação em fundos de investimento constituídos por diversos desses ativos de alto risco (XP Investimentos, 2023).

Tal cenário, somado à recente volatilidade nos mercados financeiros globais, exacerbada pelo evento da pandemia de COVID-19 que se encerrou oficialmente em maio de 2023 (OPAS, 2023), e as flutuações econômicas que ocorreram como consequência, justifica a necessidade de estudos sobre os riscos associados aos fundos de investimento, em especial aqueles que investem a maior parte de seu patrimônio em ações.

Nesse contexto, o presente estudo baseia-se no ativo de renda variável conhecido como fundo de investimentos em ações (FIA), trazendo maior compreensão sobre o seu funcionamento geral e sobre como ocorrem as flutuações de rentabilidades e volatilidade desse tipo de ativo em um momento de estresse econômico, e, portanto, fornecendo embasamento empírico para a tomada de decisão por parte de investidores em geral.

Considerando que cada fundo que compõe a amostra é representativo de estratégias de investimento diferentes, bem como tendo *benchmarks* diferentes, é possível então fazer uma correlação dos resultados obtidos com a examinação das particularidades dos fundos em questão.

Assim sendo, a descrição da estrutura do texto se apresenta pela seguinte ordem: 2. Referencial Teórico, 3. Metodologia, 4. Resultados e Discussão, 5. Considerações Finais.

### 1.1 Objetivo geral

O objetivo geral do trabalho é analisar como o estresse pandêmico, que perdurou entre 2020 e 2023, afetou uma amostra de FIA de alta performance histórica, usando diferentes modelos para quantificar e identificar as estratégias resilientes.

### 1.2 Objetivos específicos

Foram postulados também 6 objetivos específicos, os quais são:

1. Comparar a rentabilidade média mensal e desvio padrão médio mensal dos FIAs da amostra nos períodos pré e intra pandêmicos;
2. Avaliar a alocação ótima de ativos entre 2020 e 2023;
3. Quantificar o retorno ajustado ao risco;
4. Identificar as perdas máximas durante o estresse pandêmico;
5. Avaliar o desempenho acima do esperado e a sensibilidade ao mercado dos FIAs selecionados;
6. Realizar um teste de estresse sobre o impacto que um *circuit breaker* no período intra pandêmico teria nos fundos da amostra.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Apresenta-se neste capítulo o Referencial Teórico, que contém o embasamento conceitual da pesquisa. Sendo assim, para fins de melhor compreensão, ele foi dividido em seções. Dessa forma, tem-se: subseção 2.1, que aborda os temas de renda variável e fundos de investimentos em ações; subseção 2.2 sobre as estratégias de alocação dos FIAs e subseção 2.3 sobre a teoria de carteiras.

### 2.1 Renda variável e fundos de investimentos em ações

A renda variável se destaca dentre as classes de ativos existentes no mercado financeiro por sua capacidade de oferecer retornos potencialmente mais altos para os investidores que estiverem dispostos a correr um risco potencialmente mais alto também. Se encaixam nesta classe aqueles ativos cujo retorno não é fixo e pode variar, positiva ou negativamente ao longo do tempo, dependendo de vários fatores (Mueller, 2020).

Dentro da renda variável, Pinheiro (2019) destaca que os ativos que podem ser considerados como os mais conhecidos e/ou importantes dessa classe, são os fundos imobiliários, que são uma espécie de “condomínio” para se investir em conjunto em imóveis variados, os derivativos, que são contratos cujo valor vai derivar de outros ativos, podendo tomar diferentes formatos e possuir diferentes regras, e claro, as ações.

No caso das ações, Assaf Neto (2018, p. 129) as define como; “a menor parcela (fração) do capital social de uma sociedade anônima. São valores caracteristicamente negociáveis e distribuídos aos subscritores (acionistas) de acordo com a participação monetária efetivada”. De modo complementar, existe outro ativo que é fulcral para a renda variável, pois ele vai ter uma carteira própria onde poderá agrupar vários outros ativos dentro dela, incluindo as ações.

Esse ativo é um portfólio financeiro conhecido como fundo de investimento, que a Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA) classifica como; “um condomínio que reúne recursos de um conjunto de investidores (cotistas) com o objetivo de obter ganhos financeiros a partir da aquisição de uma carteira formada por vários tipos de investimentos (conhecidos como ativos)” (ANBIMA, 2023b, p. 6).

Concomitantemente, esses fundos podem tomar diferentes formatos em termos dos ativos que vão compor suas carteiras. O ativo-objeto deste estudo são os fundos de investimentos em ações (FIA), definidos pela ANBIMA como:

Fundo de Ações: investem no mínimo 67% de seu patrimônio em ações

negociadas em bolsa de valores; bônus ou recibos de subscrição e certificados de depósito de ações; cotas de fundos de ações e cotas dos fundos de índice de ações; e *Brazilian Depositary Receipts* (BDR) classificados como níveis II e III. Dessa forma, são fundos que estão sujeitos às oscilações de preços das ações que compõem sua carteira. Alguns fundos desta classe têm como objetivo de investimento acompanhar a variação de um índice do mercado acionário, tal como o Ibovespa ou o IBrX. São mais indicados para quem tem objetivos de investimento de longo prazo (ANBIMA, 2023b, p. 40).

Esses fundos são uma opção atrativa para pessoas interessadas em investir em renda variável e com a possibilidade de dividir o risco e os benefícios com outros investidores (cotistas do fundo em questão), e tendo uma gestão profissional realizando as escolhas de alocação. Assim, tornando esse ativo uma ferramenta que viabiliza aos investidores o benefício duplo de se expor ao mercado de renda variável com a conveniência de uma gestão profissional e a possibilidade de diversificação (Oliveira, 2019).

Ao escolher investir em um FIA, o indivíduo deve estar ciente de que irá se tornar um cotista desse cadastro nacional da pessoa jurídica (CNPJ), compartilhando com todos os outros cotistas os rendimentos e os riscos. O somatório do valor das cotas dos investidores é o que formará o patrimônio do fundo, que será investido pelo gestor de acordo com a estratégia que ele desenvolveu com sua equipe levando em conta o regulamento estabelecido na criação do fundo (Marino, 2025).

Esse modelo de funcionamento permite e facilita a entrada de pequenos investidores no mercado de renda variável, proporcionando-lhes uma segurança, liquidez e rentabilidade que talvez seriam inacessíveis se eles realizassem aplicações nos mesmos ativos que compõem a carteira do fundo, mas de modo individual (Oliveira, 2019).

Os fundos de investimento em ações, por sua natureza, são passíveis de quedas bem como de valorizações nos preços de suas cotas, não possuem prazo de vencimento e o seu imposto de renda (IR) sempre será tributado na pessoa física do investidor no momento do resgate na alíquota de 15%, se houver lucro. Ademais, o imposto “come cotas”, que é como se fosse o IR dos fundos de investimentos, não incide sobre os FIA sob nenhuma circunstância (ANBIMA, 2023b).

É necessário destacar também que questões como estipular o perfil de investidor a quem o fundo será destinado, definir as taxas de administração, de performance, e os períodos de abertura e fechamento de captação do fundo, também são predefinidas na política de investimentos e regulamento do fundo. Conforme destacado por Ross *et al.* (2010), um fundo de investimento é definido pela sua política de investimento, que irá definir o tipo de ativos nos



quais o fundo investirá e a estratégia que seguirá.

Com base nessas normas para o funcionamento do fundo, é determinada a estratégia de alocação do capital do fundo a ser seguida, incluindo, mas não se limitando a estratégias *long only*, *long biased*, com foco em ativos nacionais ou com foco em ativos no exterior (Melotti, 2023). Adicionalmente, cada fundo irá também definir o seu *benchmark* ideal, sendo esse um termo muito utilizado no mercado financeiro para se referir a um índice de referência, que Assaf Neto (2018) caracteriza como:

*Benchmark* é uma medida que referencia o desempenho de um fundo de investimento, ou seja, oferece um ponto de referência à performance almejada pelo fundo. Por exemplo, os fundos de renda variável costumam indicar como *benchmark* o índice de bolsa (Ibovespa); os fundos de renda fixa selecionam como referência a taxa DI [depósitos interbancários]; e assim por diante. (Assaf Neto, 2018, p. 484).

Para mais, o índice Bovespa, familiarmente retratado como Ibovespa, é o principal índice de referência da maioria dos ativos de renda variável no Brasil (ANBIMA, 2023b), incluindo os FIAs, onde tal índice calcula a média das cotações das empresas com maior volume de negociação de ações na B3, desse modo, representando praticamente 80% dos negócios da bolsa, e tendo sua composição reavaliada a cada quatro meses.

Outrossim, o *Small Cap Index* (SMLL), também é um índice de referência muito usado por fundos de investimentos, e possui como característica o foco em ações de empresas de menor capitalização, e assim sendo, ele oferece exposição a setores emergentes com maior potencial de crescimento, e consequentemente maior volatilidade, o que pode amplificar riscos em períodos de estresse econômico (Mueller, 2020).

O Certificado de Depósito Interbancário (CDI), é um *benchmark* bastante usado em fundos de renda fixa, entretanto, ele também pode ser usado em fundos com estratégias mais arrojadas. O CDI representa uma taxa de referência de renda fixa de baixo risco, ancorada na taxa Selic, e é ideal para estratégias que buscam retornos excedentes com menor exposição ao risco acionário (Varanda Neto, 2019).

Por fim, o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) + *Yield* do Índice de Mercado ANBIMA-B (IMA-B), é um *benchmark* mais singular pois combina proteção contra inflação com rendimentos de títulos públicos indexados à inflação, onde teoricamente promove estabilidade em cenários de alta volatilidade (Carvalhais; Duarte Júnior, 2015).

## 2.2 Estratégias de alocação

As estratégias de alocação do patrimônio de um fundo sempre terão como

característica o objetivo de atingir o máximo retorno possível levando em conta as condições de mercado e respeitando o perfil de risco do fundo (ANBIMA, 2023b). Conforme discutido por Melotti (2023), a estratégia de um portfólio focado em renda variável pode tomar diferentes formas, que irão distinguir-se por fatores que incluem, mas que podem não se resumir a: horizonte de tempo de retorno potencial do fundo, análises técnicas e fundamentalistas utilizadas na escolha dos ativos, visões macroeconômicas do gestor e tendências de mercado.

Os FIAs têm como diferencial uma alocação ativa que busca superar o desempenho do mercado por meio da seleção de ativos que o gestor acredita estarem subvalorizados ou que tenham um potencial de valorização acima da média (ANBIMA, 2023b). Os gestores e suas equipes realizam então uma análise fundamentalista e/ou técnica das ações e tentam identificar empresas com potencial de crescimento, preços distorcidos pelo mercado ou com grande atratividade de distribuição de proventos (Oliveira, 2019).

Tal abordagem demanda um acompanhamento constante dos ativos e uma grande capacidade analítica por parte do gestor, além de uma equipe qualificada para realizar pesquisas e monitorar as tendências econômicas e setoriais. As estratégias mais comuns em fundos de investimento em ações são as chamadas *long only* e *long biased*, sendo que em relação à última, algumas literaturas podem se referir a ela como *long bias* (Melotti, 2023).

A estratégia *long only*, considerada uma das abordagens mais tradicionais e simples na gestão de fundos de ações, caracteriza-se pela decisão do gestor do fundo de investir exclusivamente em posições compradas (*long*), ou seja, adquirir ações com o objetivo de mantê-las e lucrar com a sua valorização no longo prazo (Moura, 2021). Ao adotar essa estratégia, o gestor acredita que os ativos incluídos no portfólio irão se valorizar ao longo do tempo, seja por um crescimento das empresas subjacentes, seja por uma melhora nas condições de mercado (Melotti, 2023).

A principal característica dessa estratégia é que ela não envolve vendas a descoberto, o que significa que o fundo está sempre exposto ao risco de mercado, ou seja, à possibilidade de queda no valor das ações. O desempenho do fundo é diretamente influenciado pelo comportamento do mercado acionário, e, portanto, em cenários de queda generalizada, o fundo pode sofrer perdas significativas (Melotti, 2023).

Entre as principais vantagens da estratégia *long only* está sua simplicidade e transparência, uma vez que os investidores conseguem entender facilmente que o objetivo é comprar ações de empresas com boas perspectivas de valorização e mantê-las no portfólio

por um período prolongado (Polese, 2021). No entanto, uma das principais desvantagens dessa estratégia é a sua limitação em termos de flexibilidade. Como o gestor está restrito a posições compradas, ele não pode se beneficiar de movimentos de queda no mercado. Em momentos de baixa ou de grande volatilidade, o fundo pode apresentar desempenho inferior, uma vez que o gestor não tem ferramentas para lucrar com a desvalorização de ativos (Moura, 2021).

A estratégia *long biased*, por sua vez é uma abordagem mais flexível, permitindo ao gestor manter predominantemente posições compradas, mas mantendo a possibilidade de adotar uma pequena exposição vendida (*short*) ou realizar operações de proteção (*hedge*) em momentos de maior incerteza ou queda do mercado (Moura, 2021). Embora o foco principal seja em ações compradas, o gestor pode ajustar a carteira do fundo para protegê-lo em cenários muito voláteis.

Essa estratégia é ideal para gestores que acreditam que o mercado pode passar por períodos de alta, mas que também veem a necessidade de reduzir o risco em determinados momentos, sendo essa uma das principais vantagens dessa estratégia, pois permitem ao fundo se beneficiar do potencial de alta das ações compradas, mas também pode se proteger parcialmente de quedas bruscas ao reduzir a exposição ou ao adotar posições vendidas em momentos específicos. No entanto, essa estratégia também tem suas desvantagens. A introdução de elementos de *hedge* ou de posições vendidas pode aumentar os custos operacionais do fundo, além de exigir maior habilidade analítica por parte do gestor, que precisa tomar decisões rápidas e eficazes para ajustar o portfólio (Melotti, 2023).

Ademais, esses ativos também podem adotar uma estratégia de indexador, a qual se caracteriza possuir uma forma de gestão mais passiva e por ter como objetivo replicar a performance de um índice de referência como o Ibovespa no Brasil ou o S&P 500 nos Estados Unidos, ou seja, o gestor não tenta identificar ações específicas que possam performar melhor que o mercado, mas sim construir um portfólio que espelhe a composição de determinado índice (ANBIMA, 2023a).

Por fim, uma estratégia de alocação em exterior também é uma das possibilidades que podem ser adotadas por um fundo no momento de sua criação, e essa estratégia faz com que o responsável pela gestão busque diversificar o portfólio investindo em mercados fora do país de origem (ANBIMA, 2023a). O objetivo principal dessa estratégia é acessar oportunidades de crescimento e retorno em diferentes geografias, ao mesmo tempo em que se busca diversificar o risco.

Ao incluir ativos de mercados internacionais, o fundo se expõe a diferentes ciclos econômicos, políticas monetárias e riscos regionais, o que pode oferecer um maior amparo ao fundo em períodos de volatilidade no mercado doméstico.

### 2.3 Teoria de carteiras

A teoria moderna de carteiras, publicada por Harry Markowitz em 1952 em seu artigo "*Portfolio Selection*", mudou a maneira como o mercado financeiro funcionava ao introduzir um novo modo de construir carteiras de investimentos. Tal mudança ocorreu, pois, o princípio no qual essa teoria se baseia é o de que o risco e o retorno de um ativo não devem ser ponderados de forma isolada, mas sim avaliados pela contribuição conjunta que ambos têm na carteira (Henrique *et al.*, 2023).

O diferencial que isso trouxe para o mercado foi sua capacidade de demonstrar que a diversificação, quando feita seguindo uma certa estrutura baseada na correlação negativa dos ativos, pode reduzir o risco geral do portfólio, permitindo que os investidores alcancem uma carteira mais eficiente, ou seja, aquela que irá oferecer ao investidor o maior retorno esperado para determinado nível de risco (Zanini, 2005).

O retorno de um ativo consiste em sua expectativa a respeito dos ganhos futuros em um ponto no tempo. Por sua vez, o risco é a variação dos retornos em torno do retorno médio e também é chamado de volatilidade ou desvio padrão (Ross *et al.*, 2022). Ativos com riscos esperados maiores devem ter retornos esperados maiores para compensar o investidor pelo risco adicional que assume por manter tal investimento (Barcellos *et al.*, 2023). Essa relação é de suma importância para analisar a performance dos FIAs e seu desempenho em períodos em que ocorre estresse econômico, quando os prêmios pelo risco aumentam dramaticamente (Zanini, 2005).

Para revelar o princípio da diversificação, o modelo de média-variância, que é a principal ferramenta de análise da teoria proposta por Markowitz, contém 2 fórmulas matemáticas principais (Zanini, 2005). A Equação 1 refere-se ao retorno esperado da carteira e pode ser expressa do seguinte modo:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(R_i) \quad (1)$$

Onde:  $E(R_p)$ : retorno esperado da carteira.

$W_i$ : peso do ativo  $i$  na carteira.

$E(R_i)$ : retorno esperado do ativo  $i$ .  
 $n$ : número de ativos na carteira.

A Equação 2 é referente à variância da carteira e pode ser expressa da seguinte maneira:

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

Onde:  $\sigma_p^2$ : variância da carteira (risco total).  
 $W_i, W_j$ : pesos dos ativos  $i$  e  $j$ .  
 $\sigma_{ij}$ : covariância entre os retornos de  $i$  e  $j$ .

O resultado da otimização de uma carteira por meio do modelo de média-variância é a construção daquilo que Markowitz chamou de “fronteira eficiente”. A fronteira eficiente é uma curva que representa uma agregação de todas ou da maioria das carteiras possíveis que oferecem o maior retorno esperado possível para cada nível possível de risco, ou, alternativamente, o menor risco possível para cada nível de retorno esperado. Qualquer carteira construída de forma diferente dessas é considerada ineficiente, já que é possível obter maior retorno para o mesmo nível de risco ou menor risco para o mesmo retorno (Fernandes, 2025).

Embora tenha causado grande impacto, o modelo de média-variância de Markowitz possui como limitação a dificuldade em fazer a otimização do modelo em períodos de crise severa (Renner, 2010). Tal limite ocorre, pois, os retornos dos ativos seguem uma distribuição normal, desse modo, minimizando a probabilidade e o impacto de eventos extremos, que são mais frequentes do que a distribuição normal prevê (Araújo, 2009).

Ademais, o modelo não contempla questões como custos de transação e de impostos, além de assumir que todos os investidores têm o mesmo horizonte de tempo e acesso à informação, o que raramente é verdade (Barcellos *et al.*, 2023). Dessa forma, em cenários de alta volatilidade, como o observado durante a pandemia, essas limitações são aumentadas (Renner, 2010).

A correlação entre ativos tende a convergir para 1 durante períodos de pânico de mercado, o que anula os benefícios da diversificação e traz grandes instabilidades à estimativa de covariância (Henrique *et al.*, 2023). Isso implica que no caso dos FIA, a fronteira eficiente poderia ser bem distinta, pois não teria o período de estresse, o que questiona a eficiência de

estratégias puramente baseadas na otimização histórica durante um evento de grande turbulência (Renner, 2010).

Assim sendo, evidencia-se que no contexto de crises sistêmicas, como a pandemia de COVID-19, a teoria de carteiras moderna baseada na otimização do modelo de média-variância pode ser desafiada por aumentos abruptos na covariância entre ativos, impactando a diversificação e os fluxos de investimento em fundos de ações (Pastor; Vorsatz, 2020).

Como uma ampliação da teoria de portfólios de Markowitz, William Sharpe desenvolveu em 1964 o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), um modelo que busca relacionar o retorno esperado de um ativo com o seu risco sistemático, que ficou comumente conhecido como beta, e é aquele cujo a diversificação não é capaz de anular (Gomes, 2024). A Equação 3 destaca a representação matemática do modelo CAPM, enquanto a Equação 4 descreve a representação matemática do beta em si:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i \cdot (E(R_m) - R_f) \quad (3)$$

Onde:  $E(R_i)$ : retorno esperado do ativo.

$R_f$ , taxa livre de risco.

$E(R_m)$ : retorno esperado do mercado.

$\beta_i$ : coeficiente beta do ativo i, que mede a sensibilidade do ativo em relação ao mercado.

$(E(R_m) - R_f)$ : prêmio de risco do mercado.

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{Var(R_m)} \quad (4)$$

Onde:  $Cov(R_i, R_m)$ : covariância entre o retorno do ativo i e o retorno da carteira de mercado.

$Var(R_m)$ : variância do retorno da carteira de mercado.

Adicionalmente, em 1965, John Lintner aprofundou o modelo de precificação ao introduzir o modelo em firmas e aplicando ele em grandes portfólios e não apenas em ativos individuais (Gomes, 2024). E ao fazer isso, ele comprovou que o retorno esperado de um ativo

é a sua taxa livre de risco mais o beta multiplicado pelo prêmio de risco de mercado.

Continuando os aprofundamentos no modelo de precificação, Jan Mossin trouxe para o CAPM, em 1966, o contexto de um ambiente de equilíbrio total de mercado, onde o beta define o valor dos ativos, e mostrou que sob certas regras todos os ativos perigosos são mantidos em proporções iguais pelos investidores inteligentes, colocando o CAPM como um modelo de equilíbrio (Assaf Neto, 2018).

O alfa de Jensen, por sua vez, foi um dos últimos e mais importantes amplificações do modelo de precificação, criado por Michael Jensen em 1968. Esse alfa é uma medida de performance e representa o retorno excedente de um ativo em relação ao retorno esperado do CAPM, ajustado pelo beta (Costa, 2025). A representação matemática do alfa de Jensen está descrita na Equação 5.

$$\alpha_i = (R_i - R_f) - \beta_i \times (R_m - R_f) \quad (5)$$

Onde:  $R_i$ : retorno realizado do ativo ou carteira i.

$R_f$ : taxa livre de risco.

$R_m$ : retorno esperado do mercado.

$\beta_i$ : coeficiente beta do ativo i, que mede a sensibilidade do ativo em relação ao mercado.

$(R_m - R_f)$ : prêmio de risco do mercado.

$\beta_i \times (R_m - R_f)$ : prêmio de risco esperado pelo CAPM.

Em suma, o CAPM é um o modelo particularmente útil para medir a sensibilidade dos FIAs ao mercado durante crises, permitindo discernir se suas perdas ou ganhos foram predominantemente guiados pelo movimento geral do mercado ou por fatores sistemáticos (Costa, 2025).

Outrossim, em 1966, William Sharpe desenvolveu complementarmente ao modelo de precificação outra ferramenta para análise de ativos que calcula o retorno excedente (acima da taxa livre de risco) dividido pela volatilidade (desvio padrão) dos retornos, fornecendo uma medida de desempenho ajustado ao risco (Tavares; Araújo Júnior, 2025). Essa ferramenta ficou conhecida como índice Sharpe. Um índice Sharpe mais elevado indica uma melhor performance ajustada ao risco, significando que o investidor foi mais compensado por cada unidade de volatilidade suportada (Tavares; Araújo Júnior, 2025).

A representação matemática desse índice está descrita na Equação 6:

$$IS_i = \frac{R_i - R_f}{\sigma_i} \quad (6)$$

Onde:  $R_i$ : retorno realizado da carteira i.

$R_f$ : taxa livre de risco.

$R_i - R_f$ : retorno em excesso da carteira i.

$\sigma_i$ : desvio padrão do retorno da carteira i.

Diferentemente do índice Sharpe, o *drawdown* máximo é uma medida focada puramente no risco de baixa que captura a maior perda percentual do valor das cotas dos fundos no caso dessa pesquisa, observada do ponto mais alto do gráfico de rentabilidade até o ponto mais baixo seguinte, antes que um novo ponto alto seja alcançado (Silva; Monteiro, 2024). Desse modo, permitindo observar o tamanho da perda que um investidor poderia ter experimentado se tivesse investido no pior momento possível (Silva, Monteiro, 2024).

Assim, o CAPM, por meio do beta e do alfa, decompõe a performance dos FIAs: um beta durante o *drawdown* do mercado significativamente inferior a 1 implica que a estratégia defensiva funcionou, enquanto um alfa positivo robusto indica que o gestor pôde gerar altos retornos positivos no meio de um momento de estresse, se beneficiando desse *timing* do mercado (Henrique *et al.*, 2023).

O índice Sharpe oferece uma visão consolidada dessa performance, premiando os fundos que entregaram retorno ajustado ao risco superior, enquanto o *drawdown* máximo expõe a vulnerabilidade máxima de cada estratégia, separando fundos que sofreram colapsos temporários daqueles que preservaram capital de forma consistente.



### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Caracterização da pesquisa

A presente pesquisa possui abordagem quantitativa e descritiva, a qual se enquadra nas metodologias científicas da área de administração e finanças. A escolha da metodologia quantitativa deve-se à necessidade de se medir variáveis como retornos, risco e resiliência de fundos de investimentos em ações durante o período pandêmico, comparados aos dados pré-crise, a fim de se entender a real influência da crise nos ativos estudados (Creswell, 2021; Proddanov; Freitas, 2013).

Complementarmente à abordagem quantitativa, também será feita uma análise interpretativa dos resultados, fazendo uma relação entre as informações quantitativas encontradas com fatores contextuais, como estratégias de alocação e *benchmarks*, para então encontrar um melhor entendimento sobre a resiliência dos ativos estudados. Essa integração mista enriquece a compreensão, permitindo não apenas quantificar o desempenho numérico, mas também a influência de estratégias em crises, alinhando-se aos objetivos da pesquisa.

A pesquisa é descritiva, pois busca descrever padrões de resiliência em uma amostra intencional, sem manipulação experimental, e exploratória na medida em que testa modelos em um contexto pandêmico recente (Proddanov; Freitas, 2013).

#### 3.2 Seleção da amostra

A amostra foi intencionalmente composta por FIAs com histórico consolidado de alta performance na década anterior (2010-2020), identificados através de um *ranking* da *Morningstar* divulgado pela *InvestNews* (Ribeiro, 2021). Tal critério é fundamental para isolar e testar a resiliência de fundos já reconhecidos por sua excelência em condições de mercado normais.

Conforme o artigo divulgado por Ribeiro (2021), dez fundos de investimentos em ações podem ser destacados por sua rentabilidade na década entre 2010 e 2020. Dentre esses dez, foram selecionados 9 fundos, destacando a diversidade de estratégias e *benchmarks* para garantir uma amostra representativa. Deve-se destacar que não foi possível encontrar informações confiáveis sobre um dos fundos presentes no *ranking* e é possível que o fundo em questão tenha sido descontinuado, portanto, ele foi excluído da amostra.

Os elementos da amostra selecionada possuem suas estratégias e *benchmarks* definidos nos seus próprios regulamentos individuais de gestão dos fundos, e tais informações são abertas

ao público e descritas no Quadro 1. Assim sendo, esses dados auxiliam na contextualização e interpretação dos resultados quantitativos obtidos, permitindo inferências tanto quantitativas quanto qualitativas sobre resiliência dos fundos durante a pandemia de COVID-19.

**Quadro 1** - Dados Descritivos dos Elementos da Amostra

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark          |
|------------------------------------|-------------------------------|--------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL               |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + Yield IMA-B |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa           |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa           |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa           |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

### 3.3 Coleta de dados

Todos os fundos de investimento, por regra, possuem uma gestora responsável por seu funcionamento, e um dos deveres mais importantes dessa gestora é liberar informações sobre os acontecimentos e desempenho referentes ao fundo, comumente tendo o formato de relatórios mensais, desse modo, fazendo com que os cotistas permaneçam atualizados sobre a performance do fundo no qual investem, bem como permitindo que o mercado acompanhe suas atividades. Ademais, tais resultados devem ser compartilhados com o principal órgão regulador do mercado financeiro no Brasil, a Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

A coleta de dados teve como foco fontes públicas e confiáveis, de modo a garantir a factibilidade e reprodutibilidade dos resultados encontrados. Primariamente, utilizou-se a linguagem *Python* no ambiente *VS Code* para facilitar e automatizar a extração e o tratamento dos dados, conforme recomendado em aplicações financeiras (Caetano, 2021). Os dados históricos dos FIAs, mais especificamente a variação do valor das cotas dos fundos, foram obtidos via o portal de dados abertos da CVM, que disponibiliza informes diários e mensais.

Complementarmente, dados de *benchmarks* como o Ibovespa, SMLL, IPCA, CDI e a taxa Selic foram extraídos da plataforma online do Banco Central do Brasil (BCB) e da plataforma “*Investing.com*”. Essas fontes são de acessibilidade pública, e contam com uma

razoável precisão e atualização regular, garantindo a factibilidade da pesquisa. Os códigos completos usados na extração dos dados, bem como aqueles usados para realização de todos os cálculos, estão disponíveis no Apêndice A.

### 3.4 Análise dos dados

A análise dos dados foi conduzida predominantemente por meio da linguagem *Python*, integrando cálculos quantitativos mensais para atender aos objetivos específicos. Após a coleta e tratamento inicial, os dados foram processados para gerar métricas alinhadas aos objetivos da pesquisa, permitindo uma avaliação empírica do impacto da crise da COVID-19 em riscos e retornos, e correlacionando esses resultados com as estratégias de alocação adotadas pelos fundos.

Os modelos financeiros aplicados na pesquisa incluem a teoria de portfólio de Markowitz para encontrar a fronteira eficiente de uma carteira com os ativos da amostra, o CAPM para calcular o beta e o alfa de Jensen de cada ativo individualmente, o índice Sharpe e o *drawdown* máximo, ferramentas amplamente validadas para avaliar investimentos em renda variável sob estresse (Zanini, 2005; Henrique *et al.*, 2023).

A rentabilidade média mensal e o desvio padrão médio mensal foram calculados para demonstrar os efeitos do estresse pandêmico nos ativos através de uma comparação desses dados antes da pandemia e durante a pandemia. Para a fronteira eficiente, o modelo de média variância foi montado dentro do *Python* de modo a otimizar a alocação de portfólios para identificar alocações ideais e inferir qualitativamente como a diversificação se comporta em cenários de alta correlação entre ativos durante crises (Zanini, 2005).

O índice *Sharpe*, por sua vez, quantificou o retorno ajustado ao risco, permitindo assim analisar a eficiência das estratégias em resistir a grandes volatilidades. Ademais, o *drawdown* máximo mediu as perdas percentuais mais graves, facilitando encontrar os fundos com maior capacidade de preservar o seu capital em momentos de pânico de mercado, e correlacionando esses resultados com abordagens defensivas.

Para beta e alfa de Jensen, o modelo CAPM foi usado para mostrar o tamanho da exposição dos ativos em relação ao risco sistemático, bem como o desempenho excedente de cada ativo, interpretando como bons betas, aqueles menores que 1, indicando resiliência e como aqueles com alto retorno excedente mostram oportunidades de altos ganhos financeiros.

Por fim, o teste de estresse que simula o cenário de um *circuit breaker* ao calcular qual seria a perda possível de cada fundo no cenário estipulado levando em conta apenas o seu risco

sistemático, desse modo, expondo como os fundos iriam se comportar dado um choque grande e rápido no mercado.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo foram agrupados os resultados e discussões, incluindo as análises e ponderações dos dados coletados. Sendo assim, para fins de melhor compreensão, ele foi dividido em subseções.

Isto posto, a divisão se mostra do seguinte modo: 4.1: Mensurar o impacto da pandemia na rentabilidade e volatilidade dos fundos; 4.2: Avaliar a alocação ótima de ativos; Seção 4.3: Quantificar o retorno ajustado ao risco; 4.4: Identificar as perdas máximas possíveis; 4.5: Avaliar o desempenho acima do esperado e a sensibilidade ao mercado; 4.6: Identificar o fundo mais resiliente durante um *circuit breaker*.

### 4.1 Mensurar o impacto da pandemia na rentabilidade e volatilidade dos fundos

A rentabilidade média mensal e o desvio padrão médio mensal (volatilidade) dos fundos da amostra, foram calculadas com base nos dados históricos da variação dos preços das cotas. No período pré-pandêmico, entre 2010 e 2020, conforme demonstrado pela Tabela 1, as rentabilidades médias mensais variaram entre 1,10% e 2,11%, refletindo um ambiente de mercado estável onde estratégias *Long Only*/Nacional, como as de Atmos, Dynamo e Bresser, com Ibovespa como *benchmarks*, beneficiaram-se de ciclos de alta no índice, impulsionados por crescimento econômico e baixa inflação.

O fundo com foco em small/mid caps, AZ Quest, exibiu uma rentabilidade sólida por sua maior concentração em setores emergentes. Fundos com viés exterior, como IP Value e Squadra, exibiram rentabilidades moderadas, mas consistentes, graças à diversificação que capturou oportunidades globais além das flutuações locais.

**Tabela 1** - Rentabilidade Mensal Média dos FIAs da Amostra Entre 2010 e 2020

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark                 | Rentabilidade Mensal Média |
|------------------------------------|-------------------------------|---------------------------|----------------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 1,76%                      |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL                      | 2,11%                      |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 1,43%                      |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 1,49%                      |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + <i>Yield</i> IMA-B | 1,38%                      |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa                  | 1,50%                      |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                       | 1,10%                      |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa                  | 1,16%                      |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa                  | 1,35%                      |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A Tabela 2, por sua vez, apresenta o desvio padrão médio mensal no mesmo período pré-pandêmico. As volatilidades oscilam de 1,56% (IP Value) a 4,75% (AZ Quest), indicando um risco controlado em geral. Estratégias *Long Biased*/Exterior, como IP Value cujo *benchmark* é o CDI, e o Squadra, cujo *benchmark* é o Ibovespa, mantiveram volatilidades baixas devido a *hedges* e exposição internacional, que amorteceram correções de mercado. Fundos focados em *small/mid caps*, como AZ Quest, mostraram maior volatilidade, refletindo a sensibilidade inerente a setores emergentes e menos líquidos, enquanto abordagens nacionais *Long Only*, como IP Participações e Dynamo, exibiram níveis intermediários, alinhados ao comportamento estável do Ibovespa em tempos normais.

**Tabela 2** - Desvio Padrão Mensal Média dos FIAs da Amostra Entre 2010 e 2020

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark                 | Desvio Padrão Mensal Médio |
|------------------------------------|-------------------------------|---------------------------|----------------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 3,65%                      |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL                      | 4,75%                      |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 3,79%                      |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | 4,16%                      |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + <i>Yield</i> IMA-B | 3,98%                      |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa                  | 3,88%                      |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                       | 1,56%                      |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa                  | 2,72%                      |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa                  | 3,26%                      |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Passando para o período intra pandêmico, a Tabela 3 ilustra a rentabilidade média mensal, que caiu para uma faixa de 0,0017% (Bogari) a 1,24% (Squadra). Essa redução reflete o impacto dos choques econômicos da COVID-19, com fundos *Long Only* nacionais como Atmos, Bogari e Bresser sofrendo mais devido à dependência do Ibovespa, que registrou quedas acentuadas durante o período pandêmico. Em contraste, estratégias com flexibilidade, como IP Value (*Long Biased/Exterior*), IP Participações (*Long Biased/Exterior*) e Squadra (*Long Biased/Exterior*) mantiveram rentabilidades mais altas, beneficiando-se de seleções resilientes ou diversificação global que capturou recuperações em mercados internacionais menos afetados.

**Tabela 3** - Rentabilidade Mensal Média dos FIAs da Amostra Entre 2020 e 2023

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark          | Rentabilidade Mensal Média |
|------------------------------------|-------------------------------|--------------------|----------------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 0,57%                      |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL               | 0,34%                      |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 0,0017%                    |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 0,28%                      |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + Yield IMA-B | 0,26%                      |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa           | 0,58%                      |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                | 0,70%                      |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa           | 0,80%                      |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa           | 1,24%                      |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Finalmente, a Tabela 4 destaca o desvio padrão médio mensal intra pandêmico, com aumentos significativos na volatilidade, apresentando uma nova faixa de 3,78% (IP Value) a 8,91% (Bogari). Esse aumento na volatilidade ilustra o pânico de mercado, com fundos nacionais *Long Only* como Atmos e Bogari exibindo picos mais altos devido à correlação elevada com o Ibovespa. Estratégias *Long Biased*, como IP Value e IP Participações, controlaram melhor a volatilidade graças a *hedges*, reforçando os benefícios da exposição exterior em amortecer riscos sistêmicos exacerbados pela pandemia.

**Tabela 4** - Desvio Padrão Mensal Média dos FIAs da Amostra Entre 2020 e 2023

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark          | Desvio Padrão Mensal Médio |
|------------------------------------|-------------------------------|--------------------|----------------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 8,65%                      |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL               | 8,02%                      |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 8,91%                      |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | 6,20%                      |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + Yield IMA-B | 8,29%                      |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa           | 8,64%                      |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                | 3,78%                      |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa           | 6,09%                      |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa           | 7,21%                      |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Em suma, os resultados indicam um aumento na volatilidade média dos FIAs durante o período intra-pandêmico, alinhando-se a evidências internacionais que mostram que fundos de ações com estratégias de timing de volatilidade exibem maior resiliência, com retornos ajustados ao risco superiores em crises como a COVID-19 (Mirza et al., 2021).

Do período pré-pandêmico para o intra pandêmico, a inversão no desempenho entre as estratégias é evidente. Enquanto estratégias *Long Only*/Nacional, como as de Atmos e Dynamo, dominaram em termos de rentabilidade média mensal antes de 2020, impulsionadas por um mercado em expansão com baixa correlação setorial, elas exibiram a maior contração relativa durante a crise, com volatilidades superiores a 8%.

Por outro lado, abordagens *Long Biased*/Exterior, exemplificadas por IP Value e Squadra, que apresentavam rentabilidades mais moderadas em tempos estáveis, demonstraram uma resiliência superior, com reduções na rentabilidade média mais limitadas, sugerindo que a incorporação de *hedges* e exposição global atua como um amortecedor efetivo contra grandes choques.

## 4.2 Avaliar a alocação ótima de ativos

A base central da análise de portfólios é a utilização do modelo de média-variância proposto por Harry Markowitz, pois permite a construção da fronteira eficiente, que corresponde à área de todos os portfólios possíveis com o maior retorno para um nível dado de risco. Ao aplicar essa modelagem em dois períodos diferentes, um pré pandemia e outro intra



pandemia, foi possível obter uma visão bastante robusta sobre a resiliência dos FIAs.

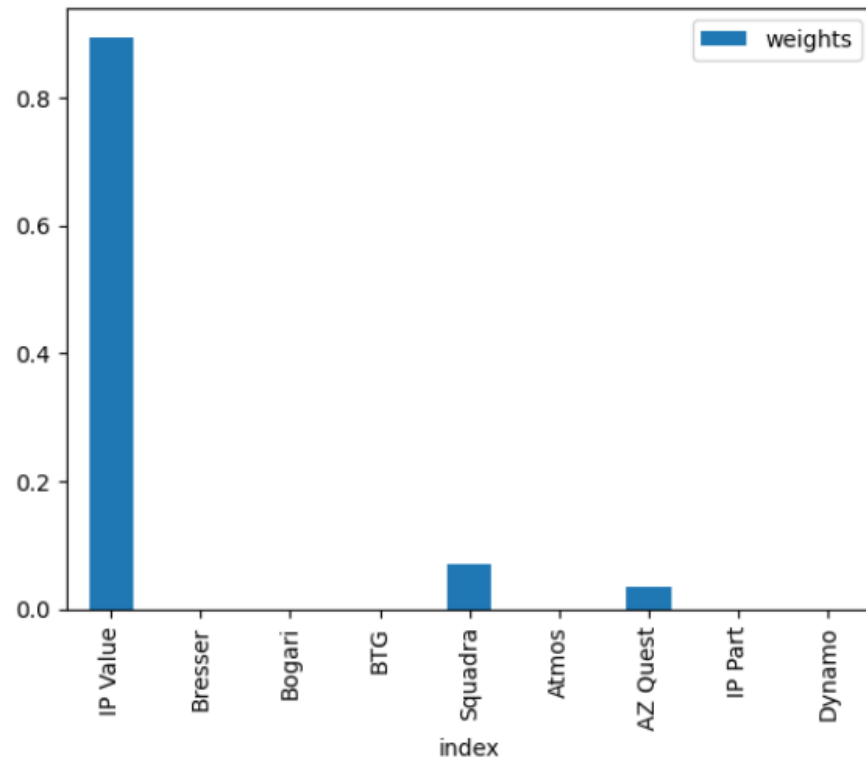
A Imagem 1 apresenta a matriz de covariância dos fundos entre 2010 e 2020. Os valores, em sua maioria, são baixos, indicando que a correlação entre os fundos era relativamente fraca. Isso sugere que os movimentos de preços das cotas dos fundos não eram perfeitamente sincronizados, o que é uma condição ideal para que a diversificação de carteira funcione efetivamente. Essa baixa covariância é a razão pela qual o modelo de Markowitz consegue reduzir o risco total de um portfólio.

**Figura 1** - Covariância Entre os FIAs Durante o Período Pré Pandêmico (2010 a 2020)

|          | IP Value | Bresser  | Bogari   | BTG      | Squadra  | Atmos    | AZ Quest | IP Part  | Dynamo   |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| IP Value | 0.000012 | 0.000014 | 0.000015 | 0.000017 | 0.000010 | 0.000015 | 0.000017 | 0.000017 | 0.000018 |
| Bresser  | 0.000014 | 0.000083 | 0.000058 | 0.000063 | 0.000040 | 0.000053 | 0.000076 | 0.000031 | 0.000059 |
| Bogari   | 0.000015 | 0.000058 | 0.000069 | 0.000062 | 0.000045 | 0.000058 | 0.000074 | 0.000033 | 0.000060 |
| BTG      | 0.000017 | 0.000063 | 0.000062 | 0.000076 | 0.000046 | 0.000060 | 0.000074 | 0.000038 | 0.000066 |
| Squadra  | 0.000010 | 0.000040 | 0.000045 | 0.000046 | 0.000051 | 0.000046 | 0.000052 | 0.000021 | 0.000042 |
| Atmos    | 0.000015 | 0.000053 | 0.000058 | 0.000060 | 0.000046 | 0.000064 | 0.000067 | 0.000031 | 0.000057 |
| AZ Quest | 0.000017 | 0.000076 | 0.000074 | 0.000074 | 0.000052 | 0.000067 | 0.000108 | 0.000037 | 0.000070 |
| IP Part  | 0.000017 | 0.000031 | 0.000033 | 0.000038 | 0.000021 | 0.000031 | 0.000037 | 0.000035 | 0.000037 |
| Dynamo   | 0.000018 | 0.000059 | 0.000060 | 0.000066 | 0.000042 | 0.000057 | 0.000070 | 0.000037 | 0.000072 |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

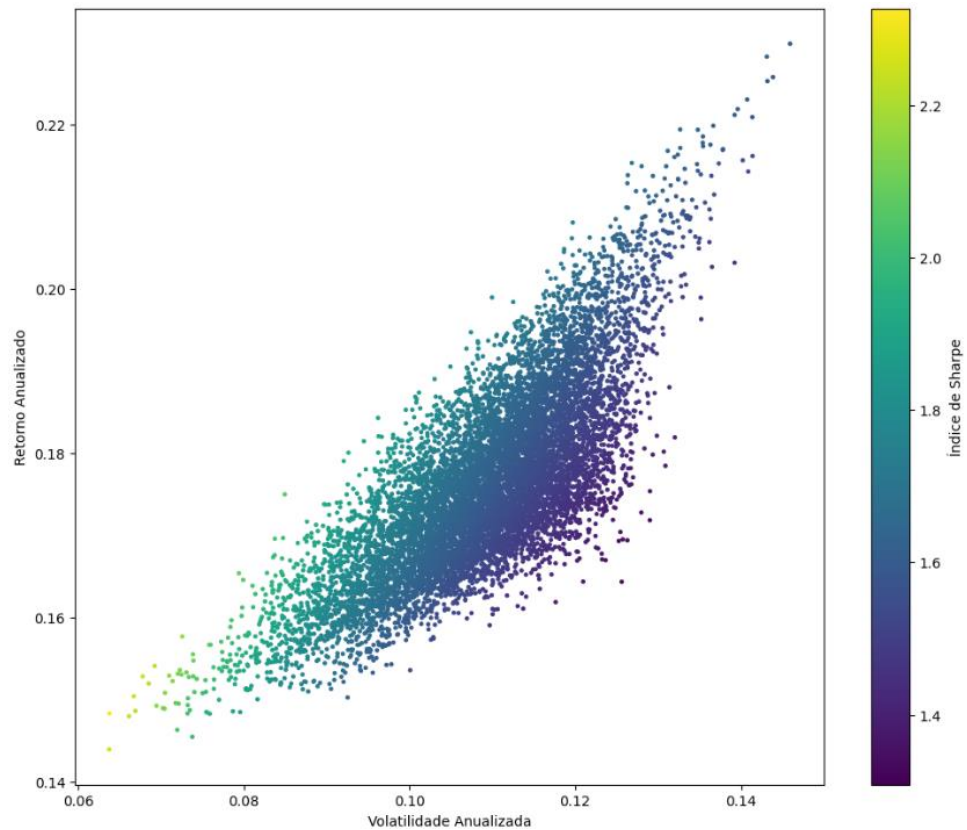
O Gráfico 1, por sua vez, mostra a alocação ideal de uma carteira fictícia com os ativos da amostra, atribuindo o peso ideal que cada fundo deveria ter nessa carteira, com a restrição de que nenhum peso seja negativo. A carteira otimizada concentra quase 90% do capital no fundo IP Value, com participações menores em Squadra e AZ Quest. A alta concentração em um único fundo sugere que, durante este período, o IP Value possuía a melhor relação de risco-retorno individual para a amostra, e os outros fundos contribuíram minimamente para a otimização da carteira.

**Gráfico 1** - Pesos da carteira ótima pelo modelo média-variância no período pré-pandêmico (2010 a 2020)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Complementarmente, o Gráfico 2 mostra um gráfico de dispersão com um formato "achatado", ou seja, com menor dispersão, e isso acontece, pois, uma economia mais saudável permite que se atinja um retorno esperado maior com um aumento de risco proporcionalmente menor. O formato dessa dispersão, permite ainda que seja postulada uma curva ascendente na parte de cima da dispersão, que vai então indicar o ponto, que representa uma carteira teórica, e que melhor entrega uma relação de risco e retorno, ou seja, maior retorno dado risco.

**Gráfico 2** - Gráfico de dispersão das carteiras baseadas na relação de risco e retorno no período prè-pandêmico (2010 a 2020)



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Essa baixa correlação é o motor da diversificação de acordo com a teoria de Markowitz, pois permite que a variação total do portfólio seja menor do que a soma das variações individuais dos ativos. Em um ambiente de mercado mais calmo, os benefícios da diversificação são maximizados, resultando em uma fronteira mais "eficiente", ou seja, oferecendo uma melhor relação de risco e retorno.

Isto posto, introduz-se o período pandêmico que foi marcado por volatilidade e estresse de mercado, o que, conforme esperado pela teoria de portfólios, trouxe uma mudança na alocação ideal da carteira fictícia criada para o período pré-pandêmico.

A Imagem 2 apresenta a matriz de covariância, referente a 2020-2023, e mostra uma clara mudança. A maioria dos valores de covariância é significativamente maior do que no período anterior. Este aumento é um reflexo direto do pânico de mercado. Em cenários de crise, a correlação entre os ativos tende a convergir para 1, o que significa que todos os fundos se movem na mesma direção (neste caso, de queda).

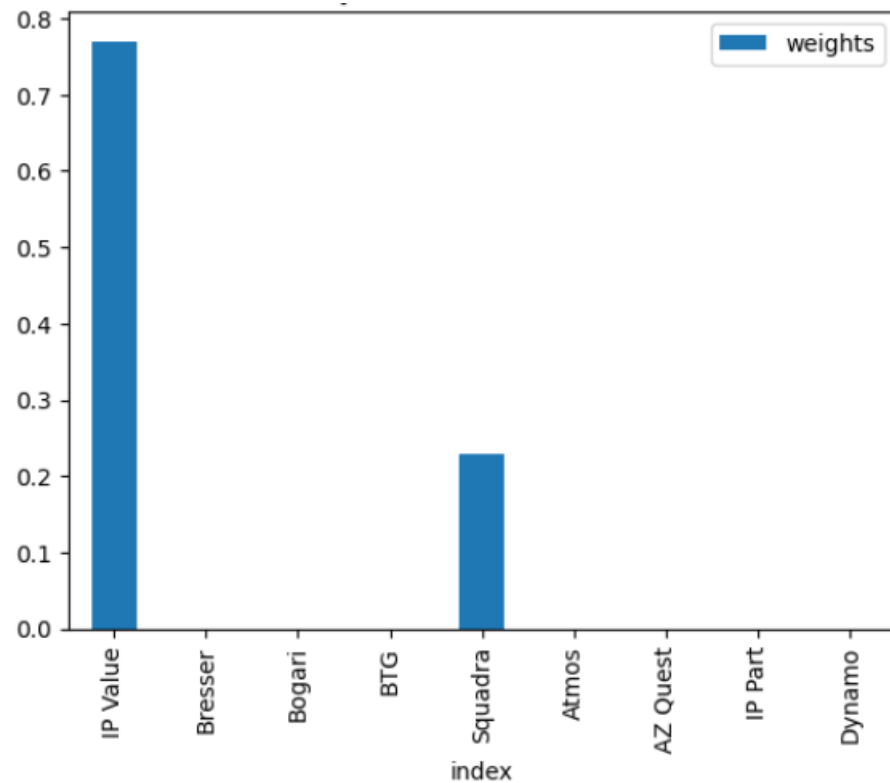
**Figura 2** - Covariâncias Entre os FIAs Durante o Período Intra Pandêmico (2020 a 2023)

|          | IP Value | Bresser  | Bogari   | BTG      | Squadra  | Atmos    | AZ Quest | IP Part  | Dynamo   |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| IP Value | 0.000068 | 0.000073 | 0.000118 | 0.000115 | 0.000100 | 0.000128 | 0.000107 | 0.000105 | 0.000121 |
| Bresser  | 0.000073 | 0.000183 | 0.000204 | 0.000198 | 0.000168 | 0.000198 | 0.000203 | 0.000115 | 0.000211 |
| Bogari   | 0.000118 | 0.000204 | 0.000378 | 0.000330 | 0.000280 | 0.000347 | 0.000308 | 0.000192 | 0.000341 |
| BTG      | 0.000115 | 0.000198 | 0.000330 | 0.000328 | 0.000264 | 0.000321 | 0.000292 | 0.000184 | 0.000324 |
| Squadra  | 0.000100 | 0.000168 | 0.000280 | 0.000264 | 0.000248 | 0.000272 | 0.000247 | 0.000158 | 0.000273 |
| Atmos    | 0.000128 | 0.000198 | 0.000347 | 0.000321 | 0.000272 | 0.000357 | 0.000301 | 0.000209 | 0.000335 |
| AZ Quest | 0.000107 | 0.000203 | 0.000308 | 0.000292 | 0.000247 | 0.000301 | 0.000307 | 0.000169 | 0.000299 |
| IP Part  | 0.000105 | 0.000115 | 0.000192 | 0.000184 | 0.000158 | 0.000209 | 0.000169 | 0.000177 | 0.000196 |
| Dynamo   | 0.000121 | 0.000211 | 0.000341 | 0.000324 | 0.000273 | 0.000335 | 0.000299 | 0.000196 | 0.000356 |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

A otimização de Markowitz para o período da pandemia, demonstrada pelo Gráfico 3, mostra que a carteira ótima ainda concentra a maior parte do capital no fundo IP Value, mas a participação do Squadra aumenta consideravelmente em relação ao período anterior. Essa mudança sugere que, em um ambiente de alto estresse, o modelo identificou que o fundo Squadra oferecia uma contribuição superior na mitigação do risco ou na preservação do retorno, tornando-o uma componente mais valiosa da carteira otimizada, mesmo com o aumento da correlação. A alocação mais concentrada reflete a dificuldade de encontrar ativos não correlacionados em meio a uma crise sistêmica.

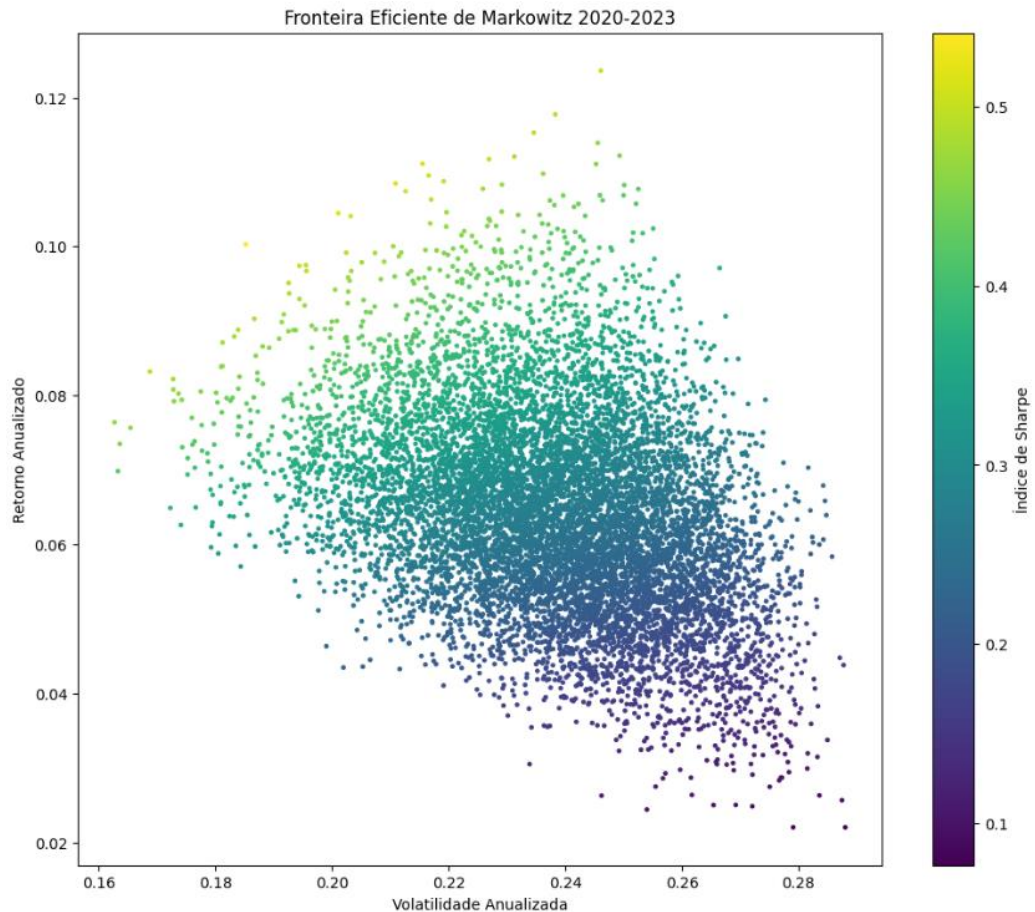
**Gráfico 3** - Pesos da carteira ótima pelo modelo média-variância no período intra pandêmico (2020 a 2023)



Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

O Gráfico 4 possui um formato mais disperso e com uma curva mais horizontal mostrando os pontos que entregam o maior retorno dado o risco. Nota-se que os retornos são menores para maiores medidas de volatilidade em comparação com o Gráfico 2. Durante a pandemia, o pânico generalizado no mercado financeiro fez com que a correlação entre os fundos de investimento aumentasse drasticamente, desse modo, diminuindo o benefício da diversificação e adicionando volatilidade na relação de risco e retorno.

**Gráfico 4** - Gráfico de dispersão das carteiras baseadas na relação de risco e retorno no período intra pandêmico (2020 a 2023)



Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

A fronteira eficiente mais dispersa mostra que, para obter um retorno um pouco maior, o investidor teve de assumir um nível de risco (volatilidade) muito mais elevado. Isso reflete a dificuldade de encontrar uma carteira que mitigue o risco em um cenário de alta volatilidade e correlações elevadas, evidenciando a fragilidade do conceito de diversificação em crises sistêmicas.

### 4.3 Quantificar o retorno ajustado ao risco

Os índices Sharpe calculados para o período intra pandêmico são destacados na Tabela 5 e permitem identificar padrões de eficiência risco-retorno que destacam a influência das estratégias de alocação e *benchmarks* na resiliência dos fundos durante a crise da COVID-19. Agrupando os resultados por estratégia, observa-se que fundos com abordagem *Long*

*Only*/Nacional, como Atmos (-0,0286), Bogari (-0,2517), Bresser (-0,2010), Dynamo (-0,0261) e AZ Quest (-0,1308), exibiram sharpes negativos, refletindo a forte dependência dos fundos em relação ao mercado acionário brasileiro e a ausência de *hedges* para mitigar a volatilidade sistêmica.

**Tabela 5** - Índice Sharpe Anualizado dos FIAs Durante o Período Intra Pandêmico (2020 a 2023)

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark          | Sharpe Anualizado |
|------------------------------------|-------------------------------|--------------------|-------------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | -0,0286           |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL               | -0,1308           |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | -0,2517           |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa           | -0,2010           |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + Yield IMA-B | -0,1609           |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa           | -0,0261           |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                | 0,0452            |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa           | 0,0887            |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa           | 0,2831            |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Essa estratégia, que prioriza posições compradas exclusivas em ações para valorização de longo prazo, alinhada principalmente ao *benchmark* Ibovespa, para a maioria, ou SMLL para o AZ Quest, resultou em desempenhos impactados pelo estresse econômico, com os fundos Atmos e Dynamo apresentando sinais de recuperação pós- crise, enquanto Bogari sofreu mais com a sensibilidade a quedas generalizadas. Como discutido por Moura (2021), estratégias *Long Only* tendem a performar bem em fases de recuperação, mas enfrentam desafios em ambientes voláteis como a pandemia, onde o alinhamento ao Ibovespa amplificou riscos sistêmicos, limitando a eficiência risco-retorno em fundos com menor seleção setorial.

Em contraste, o único fundo *Long Biased*/Nacional da amostra, o BTG, apresentou um índice sharpe de -0,1609, demonstrando uma eficiência abaixo do esperado para um fundo que possui a flexibilidade para realizar *hedges* possivelmente ligados ao seu *benchmark* IPCA + IMA-B, fornecendo a capacidade teórica de integrar proteção inflacionária e rendimentos de títulos.

De acordo com Melotti (2023), a estratégia ‘*biased*’ oferece maior adaptabilidade em crises e mitigando volatilidade, e desse modo, pode-se inferir que a incapacidade do fundo em gerar um sharpe positivo dado sua estratégia pode ser decorrente de *hedges* mal estruturados,

falhas em identificar os movimentos do mercado, entre outros possíveis fatores.

Já as estratégias com viés exterior apresentaram os sharpes mais consistentes e elevados, com IP Value possuindo uma estratégia *Long Biased/Exterior* e sharpe de 0,0452, IP Participações sendo *Long Only/Exterior* e com um Sharpe de 0,0887, e Squadra sendo também *Long Biased/Exterior* e tendo um sharpe de 0,2831. Desse modo, pode-se argumentar que esses fundos se beneficiaram da diversificação geográfica para amortecer impactos locais.

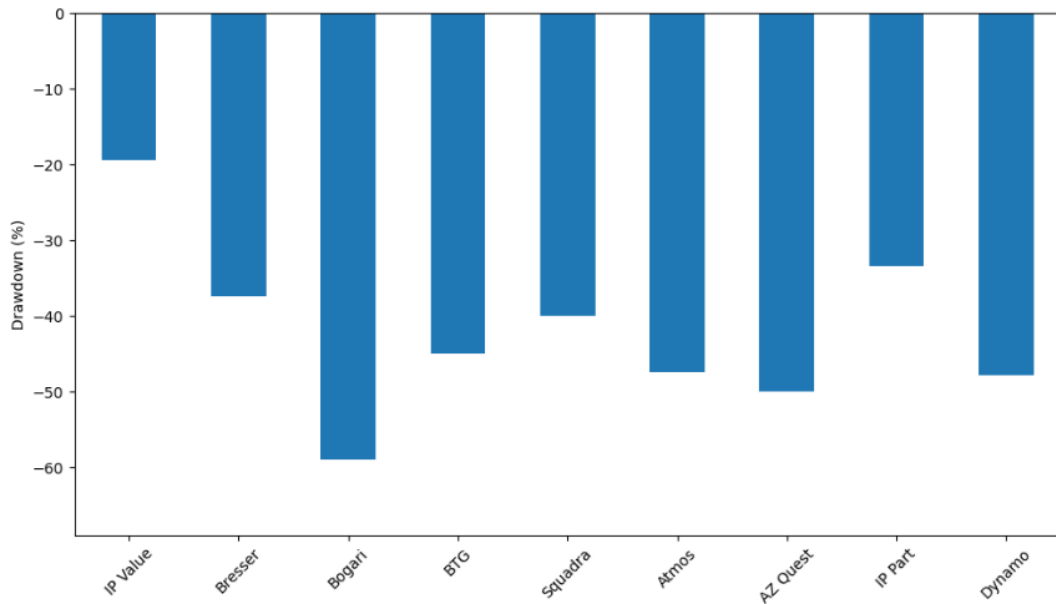
O *benchmark* CDI para o IP Value demonstra que o fundo prioriza a estabilidade no lugar de retornos atípicos, enquanto os demais têm o Ibovespa como *benchmarks*, desse modo, se expondo a mais riscos. Tais estratégias resultaram em retornos ajustados superiores via *hedges* internacionais e captura de oportunidades globais. Como enfatizado por Oliveira Filho (2019), a exposição exterior em FIAs aumenta a resiliência em crises sistêmicas, reduzindo dependência de mercados domésticos voláteis.

Em síntese, os índices Sharpe revelam que estratégias *Long Biased*, especialmente com viés exterior, como IP Value e Squadra, tenderam a apresentar maior eficiência risco-retorno em comparação às *Long Only* nacionais, refletindo a capacidade de *hedges* e diversificação geográfica em mitigar a volatilidade pandêmica. Fundos atrelados a *benchmarks* como Ibovespa ou SMLL mostraram variabilidade, com performances superiores quando aliadas a seleções ativas, enquanto aqueles com referências como CDI ou IPCA beneficiaram-se de estabilidade. Essa análise reforça a importância da adequação estratégica ao contexto de crise para maximizar retornos ajustados, alinhando-se à literatura sobre gestão de portfólios em ambientes incertos (Henrique *et al.*, 2023).

#### 4.4 Identificar as perdas máximas possíveis

O *drawdown* máximo, calculado para o período intra pandêmico, captura a maior perda percentual das cotas dos fundos da amostra, de um extremo positivo até um extremo negativo subsequente, permitindo avaliar a vulnerabilidade das estratégias em momentos de estresse de mercado. De acordo com o Gráfico 5 existe de fato uma significativa diferença entre os níveis de resiliência encontrados em os fundos.



**Gráfico 5** - Drawdown máximo dos fundos no período intra pandêmico (2020 a 2023)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Com base nos resultados, observou-se que fundos *Long Only*/Nacional, como Atmos (-47.32%), AZ Quest (-49.90%), Bogari (-58.96%), Bresser (-37.32%) e Dynamo (-47.88%), exibiram *drawdowns* elevados, refletindo a exposição direta ao mercado acionário brasileiro sem mecanismos de *hedge* para mitigar quedas abruptas. Assim sendo, as estratégias de viés de compra demonstraram perdas significativas nos ativos que as possuíam durante os picos de pânico do período pandêmico, especialmente em 2020, com Bogari destacando-se negativamente devido à dependência de ações de crescimento sensíveis a choques de mercado. Como discutido por Silva e Monteiro (2024), *drawdowns* elevados em *Long Only* nacional durante crises sistêmicas evidenciam a limitação em preservar capital sem diversificação, amplificando impactos de volatilidade elevada, conforme observado em estudos sobre risco de baixa em pandemias.

Por sua vez, o fundo *Long Biased*/Nacional, representado pelo BTG (-44.89%), apresentou *drawdown* elevado também, mostrando que as posições do fundo em proteção inflacionária por meio de títulos, não amorteceu em grande medida as flutuações negativas que ocorreram no período. Tal fato serve para exemplificar que em um contexto de choques e incertezas econômicas, mesmo estratégias defensivas podem sofrer.

As estratégias com viés exterior demonstraram maior resiliência, com IP Value (*Long Biased*/Exterior, -19.42%), IP Participações (*Long Only*/Exterior, -33.36%) e Squadra (*Long Biased*/Exterior, -39.98%) registrando *drawdowns* menores, graças à diversificação

geográfica e *hedges* internacionais que diluíram impactos locais. Oliveira Filho (2019) enfatiza que exposições em ativos no exterior em FIAs reduzem *drawdowns* em crises domésticas, promovendo preservação de capital via menor sensibilidade a choques sistêmicos, o que se alinha aos achados aqui, validando a superioridade dessas abordagens em ambientes voláteis (Zanini, 2005).

#### 4.5 Avaliar o desempenho acima do esperado e a sensibilidade ao mercado

Os betas e os alfas de Jensen, calculados via CAPM e demonstrados na Tabela 8, revelam os padrões de sensibilidade ao risco sistêmico e a geração de retornos excedentes, agrupados por estratégia, destacando como as abordagens de alocação influenciaram a resiliência durante a pandemia. Vale destacar que como a fórmula do CAPM exige um retorno de mercado focado em renda variável, e alguns dos fundos tinham *benchmarks* mais neutros, usou-se o Ibovespa como *benchmark* geral do retorno de mercado para calcular o beta e o alfa de Jensen de todos os fundos.

**Tabela 6** - Beta e Alfa de Jensen no Período Intra Pandêmico (2020 a 2023)

| Nome do Fundo                      | Estratégia             | Benchmark          | Beta   | Alfa de Jensen |
|------------------------------------|------------------------|--------------------|--------|----------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | Long Only / Nacional   | Ibovespa           | 0,9536 | -0,538%        |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | Long Only / Nacional   | SMLL               | 0,8955 | -3,354%        |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | Long Only / Nacional   | Ibovespa           | 0,9770 | -7,689%        |
| Bresser Ações FIC FIA              | Long Only / Nacional   | Ibovespa           | 0,6737 | -3,433%        |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | Long Biased/Nacional   | IPCA + Yield IMA-B | 0,9225 | -4,403%        |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | Long Only              | Ibovespa           | 0,9782 | -0,394%        |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | Long Biased / Exterior | CDI                | 0,3576 | 2,006%         |
| IP Participações FIC FIA RL        | Long Only / Exterior   | Ibovespa           | 0,5515 | 2,948%         |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | Long Biased / Exterior | Ibovespa           | 0,7990 | 7,712%         |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Os fundos com estratégia *Long Only*/Nacional, como Atmos (beta igual a 0,9536, alfa de 0,538%), Bogari (0,9770, -7,689%), Bresser (0,6737, -3,439%), Dynamo (0,9782, 0,394%) e AZ Quest (0,7854, 2,511%), exibiram betas inferiores e relativamente próximos a 1, indicando sensibilidade alta ao Ibovespa, e moderada no caso do Bresser. Por sua vez, os alfas variaram bastante, desse modo, refletindo desafios em gerar excedentes sem *hedges*, onde as habilidades

de gestão e timing vão ser diferenciais no resultado dos alfas.

Essa estratégia, focada em posições compradas exclusivas no mercado brasileiro, resultou em betas defensivos para Bresser e AZ Quest, mitigando parcialmente quedas sistêmicas via seleções setoriais. No entanto, alfas negativos em vários casos sugerem uma performance relativa abaixo do esperado em um cenário de volatilidade elevada. Como apontado por Gomes (2024), betas próximos a 1 em *Long Only* amplificam riscos de mercado em crises, limitando resiliência sem diversificação, enquanto alfas positivos isolados, como o do AZ Quest, tendem a indicar habilidade gerencial em setores emergentes.

Na estratégia *Long Biased/Nacional*, o fundo BTG, que apresenta um beta próximo de 0,9225 e alfa de -4,403%, demonstrou uma alta sensibilidade a inflação e títulos, o que distorce a interpretação ao não representar risco acionário puro. Essa abordagem, com flexibilidade para *hedges* parciais, amplificou exposições em um contexto pandêmico de pressões inflacionárias, refletindo desafios de resiliência apesar da adaptabilidade. Melotti (2023) discute que betas elevados em estratégias *Long biased* nacional surgem de ajustes táticos em volatilidade, mas alfas negativos ainda podem ocorrer.

Estratégias com viés exterior destacaram-se pela resiliência, com o IP Value (*Long Biased/Exterior*, beta próximo de 0,3576 e alfa de 2,006%), o IP Participações (*Long Only/Exterior*, beta próximo de 0,5515 e alfa de 2,948%) e Squadra (*Long Biased/Exterior*, beta próximo de 0,7990 e alfa de 7,712%) exibindo betas defensivos e alfas positivos substanciais, refletindo menor correlação com riscos locais e geração de excedentes via *hedges* e posições internacionais. Como enfatizado por Costa (2025), betas inferiores a 1 em estratégias com foco em exterior promovem preservação de capital em crises sistêmicas, com alfas positivos validando a diversificação geográfica no CAPM.

Em síntese, os betas e alfas revelam que estratégias *Long Biased/Exterior*, como IP Value e Squadra, exibiram maior resiliência com betas defensivos e alfas elevados, mitigando riscos pandêmicos, enquanto *Long Only* nacionais tenderam a betas alinhados ao mercado e alfas variáveis, destacando dependência de *benchmarks* locais. Distorções em fundos com referências não acionárias, como o BTG e IP Value, enfatizam a necessidade de interpretações contextualizadas e alinhadas à literatura estudada.

#### 4.6 Identificar o fundo mais resiliente durante um *circuit breaker*

A Tabela 9 apresenta os resultados do teste de estresse simulado, modelando um *circuit breaker* com queda de 10% no mercado (baseado em betas do CAPM). Esse cenário reproduz

choques abruptos como os de março de 2020, quando o Ibovespa ativou *circuit breakers* múltiplos, permitindo avaliar perdas potenciais e resiliência.

**Tabela 7 - Drawdown Máximo dos FIAs Durante um Circuit Breaker Simulado**

| Nome do Fundo                      | Estratégia                    | Benchmark                 | Drawdown Máximo |
|------------------------------------|-------------------------------|---------------------------|-----------------|
| Atmos Ações FIC FIA                | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | -9,54%          |
| AZ Quest Small Mid Caps FIC FIA    | <i>Long Only</i> / Nacional   | SMLL                      | -8,96%          |
| Bogari Value FIC FIF Ações RL      | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | -9,77%          |
| Bresser Ações FIC FIA              | <i>Long Only</i> / Nacional   | Ibovespa                  | -6,74%          |
| BTG Pactual Absoluto FIF Cotas FIA | <i>Long Biased</i> /Nacional  | IPCA + <i>Yield</i> IMA-B | -9,22%          |
| Dynamo Cougar FIC FIA              | <i>Long Only</i>              | Ibovespa                  | -9,78%          |
| IP Value Hedge FIC FIM IE          | <i>Long Biased</i> / Exterior | CDI                       | -3,58%          |
| IP Participações FIC FIA RL        | <i>Long Only</i> / Exterior   | Ibovespa                  | -5,52%          |
| Squadra Long-Biased FIC FIA        | <i>Long Biased</i> / Exterior | Ibovespa                  | -7,99%          |

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Os resultados destacam o IP Value como o mais resiliente, registrando o menor beta e refletindo sua estratégia *Long Biased*/Exterior com *hedges* que invertem correlações em quedas sistêmicas, alinhando-se ao *benchmark* CDI para estabilidade. Fundos *Long Only* nacionais como Bogari e Dynamo exibiram perdas próximas a 10%, espelhando o Ibovespa e expondo vulnerabilidades sem proteção. Estratégias defensivas e com foco no exterior, como Squadra e IP Participações, limitaram perdas abaixo de 8%, beneficiando-se de seleções resilientes ou diversificação geográfica.

No contexto do trabalho, esse teste reforça que fundos com flexibilidade (*Long Biased*/Exterior) superaram os tradicionais em choques rápidos, validando a resiliência via *hedges* e diversificação, e auxiliando decisões de alocação em cenários de alta volatilidade.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa investigou a resiliência de fundos de investimentos em ações (FIAs) durante o período pandêmico (2020-2023), comparando-a com o desempenho pré-pandêmico (2010-2020) para contextualizar os impactos do estresse econômico. O objetivo geral foi analisar como esse estresse afetou FIAs de alta performance histórica, identificando estratégias resilientes. Os achados revelam que, em cenários de alta volatilidade, estratégias flexíveis como *Long Biased* com viés exterior superaram as tradicionais *Long Only* nacionais, destacando a importância de *hedges* e diversificação geográfica para mitigar riscos sistêmicos.

Tais resultados reforçam e estendem a teoria moderna de portfólios de Markowitz, demonstrando que, embora a diversificação funcione em períodos estáveis, sua eficácia diminui em crises em que correlações entre ativos convergem para 1, como observado no comportamento dos fundos da amostra na pandemia do COVID-19. Isso valida críticas à otimização média-variância como único mecanismo de análise em contextos de eventos de grande estresse econômico, sugerindo a necessidade de integrar outras medidas de risco, como o índice Sharpe que neste estudo demonstrou que as estratégias defensivas apresentaram melhores índices de excesso de retorno por medida de risco e o *drawdown* máximo que exibiu as perdas possíveis que cada fundo poderia gerar, ao repertório de cálculos a serem feitos no processo decisório de um investimento.

Da mesma forma, o CAPM, e extensões como o alfa de Jensen, provaram-se úteis para decompor o desempenho individual dos ativos, onde no contexto dessa pesquisa foram capazes de apontar a sensibilidade ao risco de mercado e retorno esperado acima do mercado, mas revelaram limitações em fundos de investimentos com *benchmarks* não acionários, onde betas podem subestimar riscos inflacionários. Esses *insights* contribuem para o debate sobre adaptações de modelos financeiros clássicos a ambientes incertos, alinhando-se à literatura recente sobre resiliência em mercados emergentes como o brasileiro.

Do ponto de vista prático, os achados oferecem orientações valiosas para investidores e gestores. Para investidores individuais, especialmente os jovens (19-39 anos) que representam a maioria no mercado de renda variável brasileiro, priorizar os fundos de investimentos em ações com estratégias *Long Biased*/Exterior pode reduzir vulnerabilidades em crises, promovendo preservação de capital sem sacrificar retornos de longo prazo. Gestores de fundos, por sua vez, devem incorporar *hedges* internacionais e análises de estresse em suas políticas de investimento, para então buscar superar *benchmarks* como o Ibovespa em períodos voláteis.

Apesar das contribuições, a pesquisa apresenta limitações inerentes. A amostra

intencional, baseada em um *ranking* da *Morningstar*, foca em fundos de alta performance pré-pandêmica, o que pode introduzir viés de sobrevivência (excluindo fundos falidos ou descontinuados). Além disso, o foco no mercado brasileiro limita a generalização para contextos internacionais, e os dados mensais podem subestimar volatilidades intradiárias. A abordagem mista, embora enriquecedora, depende de premissas como distribuição normal de retornos, que não capturam plenamente eventos imprevisíveis como a COVID-19.

Em suma, esta pesquisa não apenas preenche lacunas sobre FIAs em crises, mas também incentiva uma gestão de investimentos mais segura, contribuindo para um aprofundamento no conhecimento de estratégias adaptáveis para maximizar retornos ajustados ao risco em crises, com implicações para futuras pesquisas em volatilidade pós-pandêmica.

## REFERÊNCIAS

ANBIMA. **Cartilha da nova classificação de fundos**. ANBIMA, 2023a. Disponível em: [https://www.anbima.com.br/data/files/B4/B2/98/EF/642085106351AF7569A80AC2/Cartilha\\_da\\_Nova\\_Classificacao\\_de\\_Fundos\\_1\\_.pdf](https://www.anbima.com.br/data/files/B4/B2/98/EF/642085106351AF7569A80AC2/Cartilha_da_Nova_Classificacao_de_Fundos_1_.pdf). Acesso em: 17 ago. 2025.

ANBIMA. CPA-10: capítulo 5 – **Fundos de investimento**. ANBIMA, 2023b. Disponível em: <https://www.anbima.com.br/data/files/D7/B6/AD/5E/369EC8104606BDC8B82BA2A8/CPA-10- Cap5.pdf>. Acesso em: 17 ago. 2025.

ARAÚJO, Lucas Machado Braga de. Composição de fundo de fundos multimercado – Otimização de carteira pelo método de média – CVaR. 2009. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia Empresarial) – Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, São Paulo, 2009. Disponível em: <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/2633>. Acesso em: 15 set. 2025.

ASSAF NETO, Alexandre. Mercado financeiro. 12. ed. São Paulo: Atlas, 2018. Disponível em: <https://www.amazon.com.br/Mercado-Financeiro-Alexandre-ASSAF-NETO/dp/8597028157>. Acesso em: 15 set. 2025.

BARCELLOS, Tuany Esthefany et al. Aplicação do modelo de Markowitz na otimização de carteiras de investimento de risco. *International Journal of Scientific Management and Tourism*, Curitiba, v. 9, n. 6, p. 3531-3542, 2023. DOI: 10.55905/ijsmtv9n6-016. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/375066394\\_Aplicacao\\_do\\_modelo\\_de\\_Markowitz\\_na\\_otimizacao\\_de\\_carteiras\\_de\\_investimento\\_de\\_risco](https://www.researchgate.net/publication/375066394_Aplicacao_do_modelo_de_Markowitz_na_otimizacao_de_carteiras_de_investimento_de_risco). Acesso em: 15 set. 2025.

BOSSAN, Victoria; PIMENTEL, Renê Coppe. Fundos de investimentos em ações no Brasil: análise de desempenho e seus determinantes. *RACEF – Revista de Administração, Contabilidade e Economia da Fundace*, v. 13, n. 2, p. 1-21, 2022. DOI: 10.4270/ruc.2019431. Disponível em: <https://bu.furb.br/ojs/index.php/universocontabil/article/view/8547>. Acesso em: 15 set. 2025.

B3. Número de investidores na B3 cresce 34% em renda fixa e 23% em renda variável em 12 meses. B3, 30 ago. 2023. Disponível em: [https://www.b3.com.br/pt\\_br/noticias/numero-de-investidores-na-b3-cresce-34-em-renda-fixa-e-23-em-renda-variavel-em-12-meses.htm](https://www.b3.com.br/pt_br/noticias/numero-de-investidores-na-b3-cresce-34-em-renda-fixa-e-23-em-renda-variavel-em-12-meses.htm). Acesso em: 21 nov. 2024.

B3. Book pessoa física – 2T2024. B3, 2024. Disponível em: [https://www.b3.com.br/data/files/E8/53/50/73/74EB19104FE62719AC094EA8/Book%20Pesoa%20Fisica%20-%202T2024%20\\_final\\_.pdf](https://www.b3.com.br/data/files/E8/53/50/73/74EB19104FE62719AC094EA8/Book%20Pesoa%20Fisica%20-%202T2024%20_final_.pdf). Acesso em: 12 dez. 2024.

CAETANO, Marco Antonio Leonel. **Python e mercado financeiro**: Programação para estudantes, investidores e profissionais da área financeira. São Paulo: Novatec, 2021. Disponível em: [https://storage.blucher.com.br/book/pdf\\_preview/9786555062403-amostra.pdf](https://storage.blucher.com.br/book/pdf_preview/9786555062403-amostra.pdf). Acesso em: 18 ago. 2025.

CARVALHAIS, Emilio Ricardo; DUARTE JÚNIOR, Antônio Marcos. Indexação de

carteiras de renda fixa ao IMA-B. BBR – Brazilian Business Review, Vitória, v. 12, n. 3, p. 122-152, 2015. DOI: 10.15728/bbr.2015.12.3.1. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/bbr/a/3kQ3n3fZxYpZqZfQvKz3pYQ/?lang=pt>>. Acesso em: 15 set. 2025.

COSTA, Daniel de Sena. Análise de risco de investimentos no contexto das eleições presidenciais no Brasil: uma aplicação do modelo CAPM. 2025. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciências Atuariais) – Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2025. Disponível em: <<https://repositorio.ufc.br/handle/riufc/81573>>. Acesso em: 15 set. 2025.

CRESWELL, John W. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. 5. ed. Porto Alegre: Artmed, 2021.

FERNANDES, Amanda Gabriella de Souza. Análise de uma carteira otimizada de risco e retorno usando o modelo de Markowitz (2023-2024). 2025. Monografia (Graduação em Ciências Econômicas) – Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Goiânia, 2025. Disponível em: Não encontrado. Acesso em: 15 set. 2025.

GOMES, Danilo Rocha. Avaliação empírica de modelos preditivos: uma análise do CAPM e do modelo de três fatores aplicados a B3. 2024. Monografia (Bacharelado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2024. Disponível em: Não encontrado. Acesso em: 15 set. 2025.

HENRIQUE, Marcelo Rabelo; COLARES, Rafael Pereira; SAPORITO, Antonio. Análise de risco: uma aplicação no mercado de ações brasileiro. Revista Controladoria e Gestão – RCG, v. 4, n. 2, p. 907-929, 2023. DOI: 10.32566/rcg.v4i2.18731. Disponível em: <<https://periodicos.ufs.br/rcg/article/view/18731>>. Acesso em: 15 set. 2025.

MARINO, Marcelo Giannobile. Fundos de investimento. Revista Acadêmica da Lusofonia, v. 2, n. 7, p. 1-24, 2025. DOI: 10.69807/2966-0785.2025.109. Disponível em: <<https://revistaacademicadalusofonia.com/index.php/lusofonia/article/view/109>>. Acesso em: 15 set. 2025.

MELOTTI, Lucas Tomazin. Análise comparativa entre estratégias de fundos: uma avaliação do desempenho no mercado brasileiro. 2023. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Finanças) – Insper, São Paulo, 2023. Disponível em: <<https://repositorio.insper.edu.br/handle/11238/32012>>. Acesso em: 15 set. 2025.

MIRZA, N. et al. The resilience of Islamic equity funds during COVID-19: Evidence from risk adjusted performance, investment styles and volatility timing. International Review of Economics & Finance, v. 77, p. 276-295, 2021. DOI: 10.1016/j.iref.2021.09.019.

MUELLER, Werner; MESNIK, Frederico. A trigonometria dos investimentos. São Paulo: Editora Gente, 2020. Disponível em: <<https://www.amazon.com.br/Trigonometria-dos-Investimentos-Ensinaamentos-Insights-ebook/dp/B095Z1WM9D>>. Acesso em: 15 set. 2025.

MOURA, Daniel Santos. Arbitragem estatística em estratégias de long-short: as metodologias de cointegração e de correlação condicional dinâmica aplicadas ao mercado



acionário brasileiro. 2021. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021. Disponível em: <<https://www.bdttd.uerj.br/handle/1/1234>>. Acesso em: 15 set. 2025.

OLIVEIRA FILHO, Bolivar Godinho de. Gestão de fundos de investimento: o seu guia para gestão de carteiras. São Paulo: Saint Paul, 2019.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE (OPAS). OMS declara fim da emergência de saúde pública de importância internacional referente à COVID-19. Washington: OPAS, 2023. Disponível em: <<https://www.paho.org/pt/noticias/5-5-2023-oms-declara-fim-da-emergencia-saude-publica-importancia-internacional-referente>>. Acesso em: 15 set. 2025.

PASTOR, L.; VORSATZ, M. B. Mutual fund performance and flows during the COVID-19 crisis. NBER Working Paper, n. 27551, 2020. Disponível em: <<https://www.nber.org/papers/w27551>>. Acesso em: 26 nov. 2025.

PINHEIRO, Juliano Lima. Mercado de capitais. 9. ed. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2019. Disponível em: <<https://www.amazon.com.br/Mercado-Capitais-Juliano-Lima-Pinheiro/dp/8597021436>>. Acesso em: 15 set. 2025.

POLESE, Anderson Paulo. Mercado de capitais - análise comparativa da performance de uma carteira de investimentos utilizando a metodologia de valor intrínseco de Benjamin Graham em relação ao melhor fundo de investimentos long only de 2021. Passo Fundo: IFRS, 2021. Disponível em: <<https://dspace.ifrs.edu.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/2315/1234567892315.pdf>>. Acesso em: 15 set. 2025.

PRODDANOV, Cleber; FREITAS, Ernani Cesar. **Metodologia do trabalho científico:** métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013.

RENNER, Marcio Cardoso. Teoria de portfólio de Markowitz em momentos de crise. 2010. Monografia (Especialização em Mercado de Capitais) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010. Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/60625>>. Acesso em: 15 set. 2025.

RIBEIRO, Janaína. Conheça os 10 melhores fundos de ações da década, segundo a Morningstar. São Paulo: InvestNews, 26 jan. 2021. Disponível em: <<https://investnews.com.br/financas/conheca-os-10-melhores-fundos-de-acoes-da-decada-segundo-a-morningstar/>>. Acesso em: 15 set. 2025.

ROSS, S.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. Administração financeira. Tradução de Antonio Zoratto Sanvicente. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2010. Disponível em: <<https://www.aabbportoalegre.com.br/biblioteca/detalhes/administracao-financeira/5326>>. Acesso em: 15 set. 2025.

ROSS, Stephen A.; WESTERFIELD, Randolph; JORDAN, Bradford D.; LAMB, Roberto. Fundamentos de administração financeira. 13. ed. Porto Alegre: Bookman, 2022. Disponível

em: <<https://loja.grupoa.com.br/fundamentos-de-administracao-financeira-13ed-p1018634>>. Acesso em: 15 set. 2025.

SILVA, Danilo Cesar; MONTEIRO, Augusto de Oliveira. Sustentabilidade é sinônimo de rentabilidade? Uma análise de desempenho dos índices sustentáveis da B3. *Revista Gestão e Planejamento*, Salvador, v. 25, p. 169-187, jan./dez. 2024.

TAVARES, Luiz Augusto Pereira; ARAÚJO JÚNIOR, José Bonifácio de. Desempenho dos fundos de investimento no Brasil: avaliação multiclasse ajustada ao risco. *Revista Processus de Estudos de Gestão, Jurídicos e Financeiros*, [S.l.], v. 16, n. 51, p. 1-17, 2025.

VARANDA NETO, José Monteiro; SANTOS, José Carlos de Souza; MELLO, Eduardo Morato. O mercado de renda fixa no Brasil: conceitos, precificação e riscos. São Paulo: Saint Paul Editora, 2019. 271 p. E-book.

XP INVESTIMENTOS. B3: renda fixa atrai 4 milhões de novos investidores em um ano; renda variável também cresce. São Paulo: XP Investimentos, 30 nov. 2023. Disponível em: <<https://conteudos.xpi.com.br/conteudos-gerais/b3-investidores-renda-fixa-variavel-fiis-dez-2023/>>. Acesso em: 15 set. 2025.

ZANINI, F. A. M. As teorias de carteira de Markowitz e de Sharpe: uma perspectiva histórica e crítica. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, v. 40, n. 3, p. 100-114, 2005. DOI: Não encontrado. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/ram/a/4yt63HmBc8K9bRLdqNcdzJp/?lang=pt>>. Acesso em: 15 set. 2025.

## APÊNDICE A – Códigos em linguagem Python usados para extração, tratamento, cálculo e análise dos dados.

#PARTE 1 - EXTRAÇÃO DOS DADOS DOS FUNDOS EM QUESTÃO - COM ESSES CÓDIGOS SERÁ POSSÍVEL EXTRAIR OS DADOS DA CVM E TRANSFORMAR ELES EM ARQUIVOS CSV – VALE DESTACAR QUE ESSE LINK EXTRAÍ UMA GRANDE VARIEDADE DE DADOS DE TODOS OS FUNDOS REGISTRADOS NA CVM E É PRECISO MUDAR O LINK DE ACORDO COM O PERÍODO QUE QUEREMOS EXTRAIR E EXTRAIR MÊS A MÊS OU ANO A ANO DEPENDENDO DA DISPONIBILIDADE DOS DADOS DA CVM

```
import requests
import zipfile
```

```
response =
requests.get("https://dados.cvm.gov.br/dados/FI/DOC/INF_DIARIO/DADOS/HIST/inf_diario_fi_201001.zip")
```

```
with open ("inf_diario_fi_201001.zip", "wb") as file:
    file.write(response.content)
```

```
zipfile.ZipFile("inf_diario_fi_201001.zip", "r").extractall("Pasta Teste Historicos")
```

#PARTE 2 - SELECIONAR E EXTRAIR APENAS OS DADOS DE VARIAÇÃO DAS COTAS DOS FUNDOS ESTUDADOS IDENTIFICANDO ELES PELO SEU CNPJ - TRATAR OS DADOS E MOSTRAR ELES NUMA TABELA - ESSE CÓDIGO PODE SER USADO TANTO PARA O PERÍODO PRÉ QUANTO INTRA PANDÊMICO BASTANDO MUDAR A PASTA QUE CONTÉM OS DADOS DE CADA PERÍODO

```
#Bibliotecas
import pandas as pd
import glob
import os
import riskfolio as rp
import numpy as np
```

```
# Configuração do código
```

```
pasta = r"C:\Users\gusta\OneDrive\Documents\PYTHON\Pasta Teste Historicos"
```

```
fundos_desejados = [
```

```
    "29.544.764/0001-20",
```

```
    "05.936.530/0001-60",
```

```
    "11.145.320/0001-56",
```

```
    "73.232.530/0001-39",
```

```
    "09.285.146/0001-03",
```

```
    "06.070.574/0001-12",
```

```
    "09.120.774/0001-20",
```

```
    "08.323.402/0001-39",
```

```
    "11.403.884/0001-41"
```

```
    # adicione mais CNPJs aqui
```

```

]

# Lista para armazenar todos os DataFrames
lista_dfs = []

# Loop em todos os CSVs da pasta
for arquivo in glob.glob(os.path.join(pasta, "*.csv")):
    try:
        df = pd.read_csv(arquivo, sep=";", encoding="latin1", dtype=str)

        # Normalizar colunas
        df.columns = df.columns.str.strip().str.upper()

        # Identificar a coluna de CNPJ
        if "CNPJ_FUNDO" in df.columns:
            cnpj_col = "CNPJ_FUNDO"
        elif "CNPJ_FUNDO_CLASSE" in df.columns:
            cnpj_col = "CNPJ_FUNDO_CLASSE"
        else:
            print(f'Arquivo {arquivo} ignorado: sem coluna de CNPJ')
            continue

        # Garantir que a data seja datetime
        df["DT_COMPTC"] = pd.to_datetime(df["DT_COMPTC"], errors="coerce")

        # Filtrar apenas fundos desejados
        df = df[df[cnpj_col].isin(fundos_desejados)]

        # Selecionar colunas de interesse
        df = df[["DT_COMPTC", cnpj_col, "VL_QUOTA"]]

        # Padronizar nome da coluna de CNPJ
        df = df.rename(columns={cnpj_col: "CNPJ_FUNDO"})

        # Filtrar período desejado (inclui dez/2019 até dez/2023)
        df = df[(df["DT_COMPTC"] >= "2009-12-31") & (df["DT_COMPTC"] <= "2019-12-29")]

        lista_dfs.append(df)

    except Exception as e:
        print(f'Erro ao processar {arquivo}: {e}')

# Concatenar todos os DataFrames
df_temp = pd.concat(lista_dfs, ignore_index=True)

# Remover linhas sem data válida
df_temp = df_temp.dropna(subset=["DT_COMPTC"])

# Garantir que está em datetime

```

```

df_temp["DT_COMPTC"] = pd.to_datetime(df_temp["DT_COMPTC"])

# Pivotar: data como índice, CNPJ como colunas, VL_QUOTA como valores
df_final = df_temp.pivot_table(
    index='DT_COMPTC',
    columns='CNPJ_FUNDO',
    values='VL_QUOTA',
    aggfunc='first'
).reset_index()

# Renomear colunas para ficar mais limpo
df_final.columns.name = None

# Ordenar por data
df_final = df_final.sort_values('DT_COMPTC')

# Salvar resultado
df_final.to_csv("cotas_fundos_2010_2020.csv", index=False)

Cotas = pd.read_csv("cotas_fundos_2010_2020.csv")

# 1) Higienizando os nomes das colunas
Cotas.columns = Cotas.columns.astype(str).str.strip()

# 2) Renomeando as colunas existentes (ignora as que não estiverem no DF)
mapa = {
    "05.936.530/0001-60": "IP Value",
    "06.070.574/0001-12": "Bresser",
    "08.323.402/0001-39": "Bogari",
    "09.120.774/0001-20": "BTG",
    "09.285.146/0001-03": "Squadra",
    "11.145.320/0001-56": "Atmos",
    "11.403.884/0001-41": "AZ Quest",
    "29.544.764/0001-20": "IP Part",
    "73.232.530/0001-39": "Dynamo",
}
Cotas.rename(columns={k: v for k, v in mapa.items() if k in Cotas.columns}, inplace=True)

# 3) Renomeando o NOME DO ÍNDICE para "Data" (é isso que aparece na primeira coluna
do Data Wrangler)
Cotas.set_index("DT_COMPTC", inplace=True)

Cotas.index.name = 'Data'

Retornos2 = Cotas.pct_change()

Cotas.iloc[0] = 0

Retornos2 = Retornos2.dropna()

```

Retornos2

#PARTE 3 - CALCULANDO A RENTABILIDADE E DESVIO PADRÃO MÉDIOS MENSALIS PARA O PERÍODO PRÉ PANDÊMICO - ESSE CÓDIGO PODE SER USADO TANTO PARA O PERÍODO PRÉ QUANTO INTRA PANDÊMICO DEPENDENDO APENAS DE QUAL PÉRIODO ESTÁ SENDO ANALISADO NO MOMENTO

DIAS\_UTEIS\_MES = 21

# Média Diária

retorno\_diario\_mean = Retornos2.mean()

# Rentabilidade Mensalizada

rentabilidade\_mensal = ((1 + retorno\_diario\_mean)\*\*DIAS\_UTEIS\_MES - 1) \* 100

rentabilidade\_mensal

DIAS\_UTEIS\_MES = 21

# Desvio Padrão Diário

desvio\_padrao\_diario = Retornos2.std()

# Volatilidade Mensalizada (Desvio Padrão Mensal)

volatilidade\_mensal = (desvio\_padrao\_diario \* np.sqrt(DIAS\_UTEIS\_MES)) \* 100

volatilidade\_mensal

#PARTE 4 - CALCULANDO O MODELO DE MÉDIA VARIÂNCIA - ESSE CÓDIGO PODE SER USADO TANTO PARA O PERÍODO PRÉ QUANTO INTRA PANDÊMICO DEPENDENDO APENAS DE QUAL PÉRIODO ESTÁ SENDO ANALISADO NO MOMENTO

Retornos2.cov().style.background\_gradient(cmap="YlGn")

port = rp.Portfolio(Retornos2)

port.assets\_stats(method\_mu="hist", method\_cov="hist")

pesos = port.optimization(model="Classic", rm="MV", obj="Sharpe", hist=True)

# 1. Filtrando apenas os pesos positivos antes de plotar

pesos\_positivos = pesos[pesos['weights'] > 0]

# 2. Resetando o índice para transformar os nomes dos ativos em uma coluna

# O inplace=True faz a alteração no próprio DataFrame

pesos\_positivos.reset\_index(inplace=True)

# 3. Plotando o gráfico de barras

pesos\_positivos.plot.bar(x='index', y='weights', title='Otimização de Markowitz 2010-2020')

import numpy as np

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# --- Dados de entrada ---
```

```
# Retornos já contém os retornos diários dos fundos
```

```
media_retorno = Retornos2.mean() * 252      # retornos médios anuais
```

```
cov = Retornos2.cov() * 252                # matriz de covariância anualizada
```

```
# --- Simulação de portfólios ---
```

```
n_port = 10000
```

```
pesos = np.random.dirichlet(np.ones(len(Retornos2.columns)), n_port)
```

```
retornos = pesos @ media_retorno.values
```

```
vols = np.sqrt(np.einsum('ij,jk,ik->i', pesos, cov.values, pesos))
```

```
# --- Fronteira eficiente ---
```

```
plt.figure(figsize=(12,10))
```

```
plt.scatter(vols, retornos, c=retornos/vols, cmap="viridis", s=5)
```

```
plt.xlabel("Volatilidade Anualizada")
```

```
plt.ylabel("Retorno Anualizado")
```

```
plt.title("Fronteira Eficiente de Markowitz 2010-2020")
```

```
plt.colorbar(label="Índice de Sharpe")
```

```
plt.show()
```

## #PARTE 5 - CALCULANDO O DRAWDOWN MÁXIMO DOS ATIVOS DA AMOSTRA NO PERÍODO PANDÊMICO

```
# Supondo que 'Retornos' é uma série de retornos
```

```
# O valor acumulado do fundo é calculado como um fator de crescimento
```

```
fundo_valor = (1 + Retornos).cumprod()
```

```
# Calcular o drawdown a partir do valor acumulado
```

```
drawdowns = (fundo_valor - fundo_valor.cummax()) / fundo_valor.cummax()
```

```
# Obter o drawdown máximo de cada fundo
```

```
drawdowns_maximos = drawdowns.min() * 100
```

```
print("Drawdown Máximo de Cada Fundo (%):")
```

```
print(drawdowns_maximos)
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# 1. Calculando o valor acumulado do fundo
```

```
fundo_valor = (1 + Retornos).cumprod()
```

```
# 2. Calculando o drawdown a partir do valor acumulado
```

```
drawdowns = (fundo_valor - fundo_valor.cummax()) / fundo_valor.cummax()
```

```
# 3. Encontrando o drawdown máximo (o valor mínimo da série de drawdown)
```

```
drawdowns_maximos = drawdowns.min() * 100 # Multiplicar por 100 para ter em  
porcentagem
```

```
# 4. Plotando o drawdown máximo em um gráfico de barras
drawdowns_maximos.plot(kind='bar', figsize=(10, 6), title='Drawdown Máximo dos Fundos
da Amostra 2020-2023', ylabel='Drawdown (%)', rot=45)
```

```
plt.axhline(0, color='grey', linewidth=0.8) # Adiciona uma linha no zero para referência
plt.ylim(min(drawdowns_maximos) - 10, 0) # Ajusta o limite inferior do eixo Y para ser um
pouco abaixo do menor drawdown e o superior para 0
```

```
plt.tight_layout()
plt.show()
```

#PARTE 6 - EXTRAINDO E ALINHANDO OS DADOS DA TAXA LIVRE DE RISCO JUNTAMENTE COM OS DADOS DA INFLAÇÃO (CRIANDO O ÍNDICE IMA-B) E EXTRAINDO TAMBÉM OS DADOS DO CDI PARA SEREM USADOS NOS CÁLCULOS DO SHARPE BEM COMO DOS BETAS E ALFAS

```
from bcb import sgs
```

```
Selic = sgs.get(("Taxa livre de risco", 4189))
```

```
Selic = Selic.loc["2020-01-01":"2023-12-31"]
```

```
Selic
```

```
from bcb import sgs
```

```
IPCA = sgs.get(("Taxa de inflação", 1635))
```

```
IPCA = IPCA.loc["2020-01-01":"2023-12-31"]
```

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

```
# 1. Converter a taxa percentual (% a.m.) para decimal (r_m)
# A coluna original contém o valor em percentual. Dividimos por 100.
IPCA['Taxa_mensal_decimal'] = IPCA['Taxa de inflação'] / 100
```

```
# 2. Obter o número de dias no respectivo mês (n)
# O índice (Date) tem o primeiro dia do mês.
# Usamos o 'is_month_end' e 'days_in_month' para obter o número total de dias.
IPCA['Dias_no_mes'] = IPCA.index.days_in_month
```

```
# 3. Aplicar a fórmula de conversão para a Taxa Diária Efetiva (r_d)
#  $r_d = (1 + r_m)^{(1/n)} - 1$ 
IPCA['Taxa_diaria_efetiva'] = (1 + IPCA['Taxa de inflação']) ** (1 / IPCA['Dias_no_mes']) - 1
```

```
# 4. Ajuste Final: Criar a coluna que será usada no Merge
# Renomeamos a taxa diária para a coluna que seu código espera.
IPCA['Taxa de inflação'] = IPCA['Taxa_diaria_efetiva']
```



```

# 5. Opcional: Manter apenas a coluna relevante e os índices de datas
IPCA = IPCA[["Taxa de inflação"]]

import pandas as pd

# 1. Limpeza e Preparação do DataFrame
IPCA_df = IPCA.copy()
# Limpa nomes de colunas e define 'Date' como índice, garantindo o tipo datetime
IPCA_df.columns = IPCA_df.columns.str.strip().str.replace('#', '').str.strip()
IPCA_df = IPCA_df.rename(columns={"Taxa de inflação": "Taxa_mensal"})

# Trata a coluna 'Date' de forma robusta
try:
    IPCA_df['Date'] = pd.to_datetime(IPCA_df['Date'])
    IPCA_df = IPCA_df.set_index('Date')
except KeyError:
    IPCA_df.index = pd.to_datetime(IPCA_df.index)

# 2. Cálculo dos Dias no Mês
proximo_mes = IPCA_df.index.to_series().shift(-1)
dias_no_mes = (proximo_mes - IPCA_df.index).dt.days.fillna(31).astype(int)

# 3. Aplicação da Fórmula de Capitalização
#  $(1 + r_m)^{(1/n) - 1}$ 
IPCA_df['IPCA_diaria_efetiva'] = (1 + IPCA_df['Taxa_mensal']) ** (1 / dias_no_mes) - 1

# A Series 'IPCA_diaria_efetiva' agora contém a taxa diária efetiva de inflação
IPCA_diaria_efetiva = IPCA_df['IPCA_diaria_efetiva'].rename('IPCA_Diario')

IPCA_diaria_efetiva

# Ler o CSV já convertendo a coluna Data em datetime e como índice
IMAB = pd.read_csv("Dados Históricos IMAB.csv",
                    parse_dates=["Date"],
                    dayfirst=True,
                    index_col="Date")

IMAB = IMAB.iloc[::-1]

IMAB = IMAB.drop(columns=["Price", "Open", "High", "Low", "Vol."])

# rápido — funciona se não houver separador de milhares (ex: "1.234,56%")
IMAB = IMAB.copy()
IMAB["Change %"] = (
    IMAB["Change %"]
    .str.replace("%", "", regex=False) # tira o %
    .str.replace(",", ".", regex=False) # transforma vírgula em ponto
    .astype(float) / 100
)

```

```

# 1. Recuperar a Series IPCA_diaria_efetiva (o resultado do seu último código)
# Assumindo que você tem essa Series do código anterior.

# 2. Preparar o IMAB para usar o índice de datas úteis
# O código definitivo do IMAB é:
IMAB_df = IMAB.reset_index(names=['Date'])
IMAB_df.columns = IMAB_df.columns.str.strip().str.replace('#', '').str.strip()
IMAB_df = IMAB_df.rename(columns={'Change %': 'Retorno_IMAB'})
IMAB_df['Date'] = pd.to_datetime(IMAB_df['Date'])
IMAB_df = IMAB_df.set_index('Date')['Retorno_IMAB']

# 3. ALINHAMENTO E PREENCHIMENTO (Geração da Frequência Diária)
# Isso reindexa o IPCA_diaria_efetiva para o índice diário do IMAB,
# e usa 'ffill' para replicar o valor mensal (em taxa diária) para todos os dias úteis.

IPCA_diario_final = IPCA_diaria_efetiva.reindex(IMAB_df.index, method='ffill').dropna()

# 4. SOMA FINAL (Criação do Benchmark Composto)
IPCA_IMAB = IPCA_diario_final + IMAB_df

# Se IPCA_IMAB for uma Series
IPCA_IMAB = IPCA_IMAB.rename('Var%')

# Para visualizar como um DataFrame com a coluna nomeada
IPCA_IMAB_df = IPCA_IMAB.to_frame()

IPCA_IMAB

from bcb import sgs
CDI = sgs.get(("Taxa do CDI", 4391))

CDI = CDI.loc["2020-01-01":"2023-12-31"]

import pandas as pd
import numpy as np

# 1. Converter a taxa percentual (% a.m.) para decimal (r_m)
# A coluna original contém o valor em percentual. Dividimos por 100.
CDI['Taxa_mensal_decimal'] = CDI['Taxa do CDI'] / 100

# 2. Obter o número de dias no respectivo mês (n)
# O índice (Date) tem o primeiro dia do mês.
# Usamos o 'is_month_end' e 'days_in_month' para obter o número total de dias.
CDI['Dias_no_mes'] = CDI.index.days_in_month

# 3. Aplicar a fórmula de conversão para a Taxa Diária Efetiva (r_d)
#  $r_d = (1 + r_m)^{(1/n)} - 1$ 
CDI['Taxa_diaria_efetiva'] = (1 + CDI['Taxa_mensal_decimal']) ** (1 / CDI['Dias_no_mes']) - 1

# 4. Ajuste Final: Criar a coluna que será usada no Merge

```

```
# Renomeamos a taxa diária para a coluna que seu código espera.
CDI['Taxa do CDI'] = CDI['Taxa_diaria_efetiva']
```

```
# 5. Opcional: Manter apenas a coluna relevante e os índices de datas
CDI = CDI[['Taxa do CDI']]
```

```
import pandas as pd
```

```
# 1. Limpeza e Preparação do DataFrame
```

```
CDI_df = CDI.copy()
```

```
# Limpa nomes de colunas e define 'Date' como índice, garantindo o tipo datetime
```

```
CDI_df.columns = CDI_df.columns.str.strip().str.replace('#', '').str.strip()
```

```
CDI_df = CDI_df.rename(columns={'Taxa do CDI': 'Taxa_mensal'})
```

```
# Trata a coluna 'Date' de forma robusta
```

```
try:
```

```
    CDI_df['Date'] = pd.to_datetime(CDI_df['Date'])
```

```
    CDI_df = CDI_df.set_index('Date')
```

```
except KeyError:
```

```
    CDI_df.index = pd.to_datetime(CDI_df.index)
```

```
# 2. Cálculo dos Dias no Mês
```

```
proximo_mes = CDI_df.index.to_series().shift(-1)
```

```
dias_no_mes = (proximo_mes - CDI_df.index).dt.days.fillna(31).astype(int)
```

```
# 3. Aplicação da Fórmula de Capitalização
```

```
#  $(1 + r_m)^{1/n} - 1$ 
```

```
CDI_df['CDI_diaria_efetiva'] = (1 + CDI_df['Taxa_mensal']) ** (1 / dias_no_mes) - 1
```

```
# A Series 'IPCA_diaria_efetiva' agora contém a taxa diária efetiva de inflação
```

```
CDI_diaria_efetiva = CDI_df['CDI_diaria_efetiva'].rename('CDI_Diario')
```

```
#PARTE 7 - CALCULANDO O ÍNDICE SHARPE DOS ATIVOS DA AMOSTRA NO
PERÍODO PANDÊMICO
```

```
import pandas as pd
```

```
import numpy as np
```

```
from bcb import sgs
```

```
Retornos.index = pd.to_datetime(Retornos.index)
```

```
# Período pandêmico: 2020-01-01 a 2023-12-31
```

```
cdi = sgs.get({'CDI': 12}, start='2020-01-01', end='2023-12-31')
```

```
# Converter de % para decimal
```

```
cdi['CDI'] = cdi['CDI'] / 100
```

```
# Reindexar para dias úteis (B = business days) e preencher dias sem pregão
```

```

cdi = cdi.reindex(pd.date_range(start='2020-01-01', end='2023-12-31', freq='B'))
cdi['CDI'] = cdi['CDI'].ffill() # Forward fill para dias sem dado

# Renomear coluna para manter compatibilidade com o resto do código
cdi.rename(columns={'CDI': 'taxa_livre_risco_diaria'}, inplace=True)

# Garantir que só usamos dias em que ambos (fundo e CDI) têm dados
dados_alinhados = Retornos.join(cdi, how='inner')

taxa_livre_risco_alinhada = dados_alinhados['taxa_livre_risco_diaria']
retornos_fundos_alinhados = dados_alinhados.drop(columns=['taxa_livre_risco_diaria'])

excesso_retorno_diario = retornos_fundos_alinhados.subtract(taxa_livre_risco_alinhada,
axis='rows')

sharpe_anualizado = (
    excesso_retorno_diario.mean() * 252
) / (
    excesso_retorno_diario.std() * np.sqrt(252)
)

print("Índice de Sharpe Anualizado (corrigido e alinhado):")
print(sharpe_anualizado.round(4))

#PARTE 8 - CALCULANDO O BETA E O ALFA DE JENSEN DOS FUNDOS DA
AMOSTRA - ESSE CÁLCULO PRECISOU SER FEITO COM UM ATIVO POR VEZ
DESDE A EXTRAÇÃO DOS DADOS DOS FUNDOS E DOS OUTROS DADOS AO
CÁLCULO EM SI – DESSE MODO BASTA SUBSTITUIR AS INFORMAÇÕES DESDE
O CNPJ AO BENCHMARK DO FUNDO EM QUESTÃO

#Bibliotecas
import pandas as pd
import glob
import os
import riskfolio as rp

import pandas as pd
import glob
import os

# Configuração
pasta = r"C:\Users\gusta\OneDrive\Documents\PYTHON\Pasta Teste"
fundos_desejados = [
    "11.145.320/0001-56",
    # adicione mais CNPJs aqui
]

# Lista para armazenar DataFrames
lista_dfs = []

```

```

# Loop em todos os CSVs da pasta
for arquivo in glob.glob(os.path.join(pasta, "*.csv")):
    try:
        # Ler CSV com encoding e separador
        df = pd.read_csv(arquivo, sep=";", encoding="latin1", dtype=str)

        # Normalizar colunas
        df.columns = df.columns.str.strip().str.upper()

        # Identificar coluna de CNPJ
        cnpj_col = next((col for col in ["CNPJ_FUNDO", "CNPJ_FUNDO_CLASSE"] if col in
df.columns), None)
        if not cnpj_col:
            print(f'Arquivo {arquivo} ignorado: sem coluna de CNPJ')
            continue

        # Garantir que VL_QUOTA seja float64
        df["VL_QUOTA"] = pd.to_numeric(df["VL_QUOTA"],
errors="coerce").astype("float64")

        # Garantir que DT_COMPTC seja datetime
        df["DT_COMPTC"] = pd.to_datetime(df["DT_COMPTC"], errors="coerce")

        # Filtrar fundos desejados
        df = df[df[cnpj_col].isin(fundos_desejados)]

        # Selecionar colunas de interesse
        df = df[["DT_COMPTC", cnpj_col, "VL_QUOTA"]]

        # Renomear coluna de CNPJ
        df = df.rename(columns={cnpj_col: "CNPJ_FUNDO"})

        # Filtrar período desejado (2019-12-31 a 2023-12-29)
        df = df[(df["DT_COMPTC"] >= "2019-12-31") & (df["DT_COMPTC"] <= "2023-12-
29")]

        # Adicionar à lista se houver dados
        if not df.empty:
            lista_dfs.append(df)

    except Exception as e:
        print(f'Erro ao processar {arquivo}: {e}')

# Concatenar DataFrames
if lista_dfs:
    df_temp = pd.concat(lista_dfs, ignore_index=True)

    # Remover linhas sem data válida
    df_temp = df_temp.dropna(subset=["DT_COMPTC"])

```

```

# Garantir datetime
df_temp["DT_COMPTC"] = pd.to_datetime(df_temp["DT_COMPTC"])

# Pivotar: data como índice, CNPJ como colunas, VL_QUOTA como valores
df_final = df_temp.pivot_table(
    index="DT_COMPTC",
    columns="CNPJ_FUNDO",
    values="VL_QUOTA",
    aggfunc="first"
)

# Remover nome da coluna de índice
df_final.columns.name = None

# Ordenar por data
df_final = df_final.sort_index()

# Verificar tipos de dados
if not df_final.empty:
    for col in df_final.columns:
        df_final[col] = df_final[col].astype("float64")

# Salvar resultado
df_final.to_csv("Atmos_cotas_fundos_2020_2023.csv")

# Informações do output
print(f'Dados extraídos: {len(df_final)} registros (datas)')
print(f'Fundos encontrados: {len(df_final.columns)}')
print(f'Período: {df_final.index.min()} a {df_final.index.max()}')
print(f'Colunas: {list(df_final.columns)}')

Cotas = pd.read_csv("Atmos_cotas_fundos_2020_2023.csv")

# 1) Higienizando nomes de colunas
Cotas.columns = Cotas.columns.astype(str).str.strip()

# 2) Renomeando as colunas existentes (ignora as que não estiverem no DF)
mapa = {
    "11.145.320/0001-56": "Atmos",
}
Cotas.rename(columns={k: v for k, v in mapa.items() if k in Cotas.columns}, inplace=True)

# 3) Renomeando o NOME DO ÍNDICE para "Data" (é isso que aparece na primeira coluna
do Data Wrangler)
Cotas.set_index("DT_COMPTC", inplace=True)

Cotas.index.name = "Data"
Cotas.index = pd.to_datetime(Cotas.index)

Atmos = Cotas.pct_change()

```

```

Cotas.iloc[0] = 0
Atmos = Atmos.dropna()

#Bibliotecas
import pandas as pd
import glob
import yfinance as yf
import os
import riskfolio as rp
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Ler o CSV já convertendo a coluna Data em datetime e como índice
Ibovespa = pd.read_csv("Dados Históricos - Ibovespa.csv",
                      parse_dates=["Data"],
                      dayfirst=True,
                      index_col="Data")

Ibovespa = Ibovespa.iloc[::-1]

Ibovespa = Ibovespa.drop(columns=["Último", "Abertura", "Máxima", "Mínima", "Vol."])

# Funciona se não houver separador de milhares (ex: "1.234,56%")
Ibovespa = Ibovespa.copy()
Ibovespa["Var%"] = (
    Ibovespa["Var%"]
    .str.replace("%", "", regex=False) # tira o %
    .str.replace(",", ".", regex=False) # transforma vírgula em ponto
    .astype(float) / 100
)

from bcb import sgs
Selic = sgs.get(("Taxa livre de risco", 4390))
Selic = Selic.loc["2020-01-01":"2023-12-31"]

import pandas as pd
import numpy as np
# Assumindo que o seu DataFrame Selic (código 4390) está carregado e indexado por 'Date'
# Exemplo de como seu DataFrame Selic se parece:
# Date | Taxa livre de risco (Selic 4390, % a.m.)
# 2020-01-01| 0.38
# 2020-02-01| 0.29
# ...

# 1. Converter a taxa percentual (% a.m.) para decimal (r_m)
# A coluna original contém o valor em percentual. Dividimos por 100.
Selic["Taxa_mensal_decimal"] = Selic["Taxa livre de risco"] / 100

```

```

# 2. Obter o número de dias no respectivo mês (n)
# O índice (Date) tem o primeiro dia do mês.
# Usamos o 'is_month_end' e 'days_in_month' para obter o número total de dias.
Selic['Dias_no_mes'] = Selic.index.days_in_month

# 3. Aplicar a fórmula de conversão para a Taxa Diária Efetiva (r_d)
#  $r_d = (1 + r_m)^{(1/n)} - 1$ 
Selic['Taxa_diaria_efetiva'] = (1 + Selic['Taxa_mensal_decimal']) ** (1 /
Selic['Dias_no_mes']) - 1

# 4. Ajuste Final: Criar a coluna que será usada no Merge
# Renomeamos a taxa diária para a coluna que seu código espera.
Selic['Taxa livre de risco'] = Selic['Taxa_diaria_efetiva']

# 5. Opcional: Manter apenas a coluna relevante e os índices de datas
Selic = Selic[['Taxa livre de risco']]

# 1. Unindo os DataFrames, ajustando a Selic com o calendário do Ibovespa
Selic_alinhada = Selic.reindex(Ibovespa.index).ffill()
df_merged = pd.merge(Atmos, Ibovespa, left_index=True, right_index=True)
df_merged = pd.merge(df_merged, Selic_alinhada, left_index=True, right_index=True,
how='inner')

# 2. Calculando o beta usando os retornos brutos
covariance = df_merged['Atmos'].cov(df_merged['Var%'])
variance_Ibov = df_merged['Var%'].var()
beta = covariance / variance_Ibov

# 3. Calculando o Alfa de Jensen com base no beta correto
retorno_medio_ativo = df_merged['Atmos'].mean()
retorno_medio_Ibov = df_merged['Var%'].mean()
taxa_livre_risco = df_merged['Taxa livre de risco'].mean()

alfa = retorno_medio_ativo - (taxa_livre_risco + beta * (retorno_medio_Ibov -
taxa_livre_risco))

# Anualização do Alfa de Jensen
alfa_anual = alfa * 252

print(f'Beta: {beta}')
print(f'Alfa de Jensen: {alfa}')
print(f'Alfa de Jensen (anual): {alfa_anual}')

#PARTE 9 - CALCULANDO O TESTE DE ESTRESSE POSTULANDO UM CIRCUIT
BREAKER USANDO O IBOVESPA COMO O BENCHMARK DE TODOS OS FUNDOS

import pandas as pd
import numpy as np

```



```

# --- 1. Dados e Parâmetros (Inserção Manual de Betas) ---

# Betas dos fundos contra o IBOVESPA
betas_reais = {
    'Atmos': 0.9536,
    'AZ Quest': 0.8955,
    'Bogari': 0.9770,
    'Bresser': 0.6737,
    'BTG': 0.9225,
    'Dynamo': 0.9782,
    'IP Value': 0.3576,
    'IP Part': 0.5515,
    'Squadra': 0.7990
}

# Criar a Série de Betas
betas = pd.Series(betas_reais)

# Cenário de Estresse (Queda de 10% no IBOVESPA - circuit breaker)
choque_ibovespa = -0.10 # -10% em formato decimal

# --- 2. Simulação e Análise ---

# Cálculo da Perda Hipotética (Drawdown Simulado)
# Perda do Fundo = Beta * Choque do IBOVESPA
perda_hipotetica = betas * choque_ibovespa

# Converter para DataFrame, ordenar e transformar em Porcentagem
resumo_estresse = pd.DataFrame({
    'Beta vs BENCHMARK': betas.round(4),
    'Drawdown Simulado (%)': (perda_hipotetica * 100).round(2)
})

# Ordenar para análise (quem cai mais está no topo)
resumo_estresse = resumo_estresse.sort_values(
    by='Drawdown Simulado (%)',
    ascending=True
)

print("--- Teste de Estresse: Drawdown Simulado (Choque -10% IBOV) ---")
print(resumo_estresse)

```