

Análise da Viabilidade da Seleção de Fundos de Investimentos em Ações Baseado no Alfa: um estudo de caso do mercado brasileiro

Feasibility Analysis of Equity Fund Selection Based on Alpha: a case study of the Brazilian market

Análisis de la Viabilidad de la Selección de Fondos de Inversión en Renta Variable Basada en el Alfa: um 53stúdio de caso del mercado brasileño

Como citar:

Tanuri, João P. B.; Corrêa, Ana C. C.; Abreu, Daniel P. A. de (2024). Análise da Viabilidade da Seleção de Fundos de Investimentos em Ações Baseado no Alfa: um estudo de caso do mercado brasileiro. Revista Gestão & Tecnologia, v. 24, nº 3, p. 53-84

João Pedro Barbato Tanuri

Engenheiro de Controle e Automação pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Consultor estratégico na The Boston Consulting Group (BCG)
<https://orcid.org/0000-0002-6585-6796>

Ana Carolina Costa Corrêa

Professora Adjunta na Universidade Federal de Minas Gerais
<https://orcid.org/0000-0001-6574-3495>

Daniel Pereira Alves de Abreu

Pós-Graduado em Gestão de Negócios pelo CEGE da UFMG.
<http://orcid.org/0000-0002-9820-8453>

Editor Científico: José Edson Lara
Organização Comitê Científico
Double Blind Review pelo SEER/OJS
Recebido em 17/10/2023
Aprovado em 14/08/2024



This work is licensed under a Creative Commons Attribution – Non-Commercial 3.0 Brazil

RESUMO

Objetivo do Estudo: Tendo em vista a relevância de estudos acerca de opções de elaboração de investimentos com uma eficiência superior ao *benchmark* de mercado, o propósito deste trabalho é apresentar uma forma sistemática de investimento em fundos de ações no mercado brasileiro a partir da utilização do alfa de Jensen e do Índice de Sharpe em um período anterior como sinalizador de performance futura de fundos.

Metodologia: Para as análises, foram filtrados 1.778 fundos, dentre os em atividade, durante os anos de 2010 a 2021, sendo posteriormente aplicadas regressões utilizando modelo de 4 fatores, proposto por Cahart (1997), no intuito de selecionar os melhores fundos para investimento.

Originalidade/Relevância: Destaca-se a proposta de uma estratégia de fácil replicabilidade no mercado nacionais bem como a preocupação de alinhamento entre resultados empíricos do estudo com sua aplicação prática. Além disso, o estudo fornece como contribuição teórica a verificação da aplicabilidade de medidas tradicionais de Finanças para avaliação de fundos e seu desempenho efetivo na seleção de fundos de ações.

Principais Resultados: Os resultados corroboram a utilização do Índice de Sharpe e Alfa de Jensen com preditores de desempenho futuro dos fundos de ações, corroborando a Moderna Teoria Financeira. Ademais, as estratégias elaboradas apresentaram performance superior ao mercado, refletindo assim sua validade para fins de arbitragem. Por fim, a partir de 50.000 simulações, foi constatada a robustez dos resultados e, por consequência, a validação da estratégia elaborada.

Palavras-chave: Índice de Sharpe; Fundo de Investimento; *Factor Investing*.

ABSTRACT

Study objective: Considering the relevance of studies on investment preparation options with efficiency higher than the market benchmark, the purpose of this study is to present a systematic way of investing in stock funds in the Brazilian market based on the use of Jensen's alpha and Sharpe ratio in a previous period as a signal of future fund performance.

Methodology: For the analyses, 1,778 funds were filtered, among those in activity, during the years 2010 to 2021, being subsequently applied regressions using the 4-factor model, proposed by Cahart (1997), in order to select the best funds for investment.

Originality/Relevance: The proposal of a strategy that is easily replicable in the domestic market stands out, as does the concern with aligning the empirical results of the study with its practical application. In addition, the study provides as theoretical contribution the verification of the applicability of traditional measures of Finance for fund evaluation and its effective performance in the selection of equity funds.

Main Results: The results corroborate the use of the Sharpe Index and Jensen's Alpha as predictors of future performance of stock funds, corroborating the Modern Financial Theory. Furthermore, the strategies elaborated presented a performance superior to that of the market, thus reflecting their validity for arbitrage purposes. Finally, after 50,000 simulations, the

robustness of the results was verified and, consequently, the validation of the elaborated strategy.

Keywords: Sharpe Index; Investment Fund; Factor Investing.

Resumen

Objetivo del estudio: Considerando la relevancia de los estudios sobre las opciones de preparación de inversiones con eficiencia superior al benchmark del mercado, el objetivo de este estudio es presentar una forma sistemática de invertir en fondos de acciones en el mercado brasileño basada en el uso del alfa de Jensen y del ratio de Sharpe en un período anterior como señal del rendimiento futuro del fondo.

Metodología: Para los análisis se filtraron 1.778 fondos, entre los que estaban en actividad, durante los años 2010 a 2021, aplicándose posteriormente regresiones mediante el modelo de 4 factores, propuesto por Cahart (1997), para seleccionar los mejores fondos para invertir.

Originalidad/Relevancia: Destaca la propuesta de una estrategia fácilmente replicable en el mercado nacional, así como la preocupación por alinear los resultados empíricos del estudio con su aplicación práctica. Además, el estudio aporta como contribución teórica la comprobación de la aplicabilidad de las medidas tradicionales de Finanzas para la evaluación de fondos y su rendimiento efectivo en la selección de fondos de renta variable.

Resultados principales: Los resultados corroboran el uso del índice de Sharpe y del alfa de Jensen como predictores del rendimiento futuro de los fondos de acciones, corroborando la Teoría Financiera Moderna. Además, las estrategias elaboradas presentaron un rendimiento superior al del mercado, lo que refleja su validez a efectos de arbitraje. Finalmente, tras 50.000 simulaciones, se comprobó la robustez de los resultados y, en consecuencia, la validación de la estrategia elaborada.

Palabras clave: Índice de Sharpe; fondo de inversión; inversión en factores.

1 INTRODUÇÃO

Entre os anos de 2005 e 2021, o mercado brasileiro passou de 626 para 3.634 fundos de investimento em ações. Com a diminuição da taxa de juros básica do país, a SELIC, e a performance recente do último quinquênio do mercado de renda variável (2015-2019), os investidores brasileiros têm aumentado seu interesse por ativos de maior risco, alocando parte do patrimônio em ações. De 2018 a 2021, mais de 3 milhões de CPF's abriram contas em corretoras, de acordo com a bolsa de valores do Brasil (B3) e o patrimônio líquido dos fundos de investimento cresceu vertiginosamente, como pode ser visto na Figura 1.

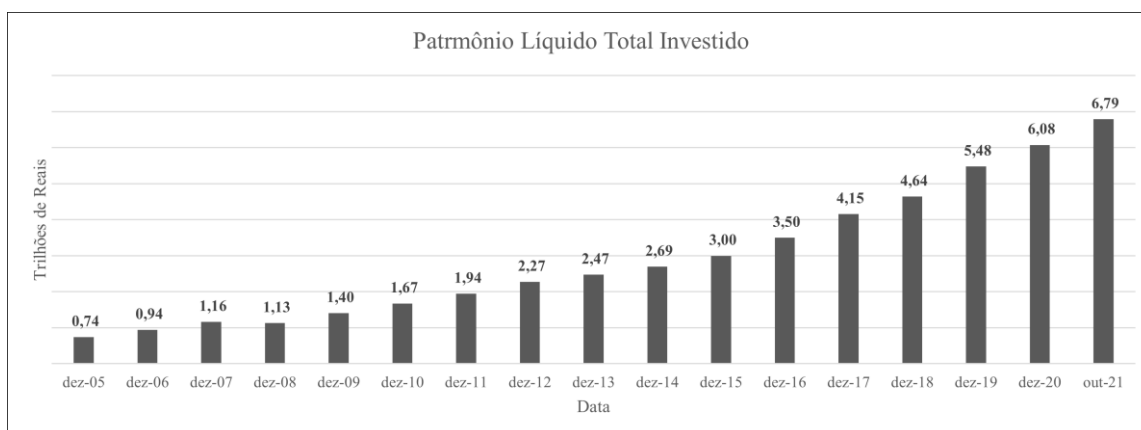


Figura 1 - Histórico do valor aplicado em fundos de investimento no Brasil de 2005 a 2021

Fonte: ANBIMA

Com o maior interesse dos brasileiros por investimentos em renda variável, os fundos de ações passaram a ficar em voga, por proporcionar uma forma prática de investir. O valor financeiro investido nesse tipo de veículo aumentou 588% nas últimas 2 décadas, chegando a um montante de 715 bilhões de reais em 2019, de acordo com os relatórios da Anbima.

Os fundos de ações são veículos de investimentos estruturados na forma de condomínios, com cada investidor possuindo o direito econômico-financeiro de sua participação por meio de cotas, que oscilarão de acordo com o preço dos ativos investidos pelo veículo. Além do benefício de uma gestão profissional, os fundos de investimento em ações (FIA's) são interessantes para otimizar os efeitos de tributação, fazendo com que o cotista só pague os impostos devidos quando fizer o resgate das cotas.

Com uma maior transparência da indústria de fundos, resultado de uma competição mais acirrada tanto entre gestoras de recursos quanto entre plataformas de distribuição digitalizadas, o acesso a produtos, cuja possibilidade de investir era inimaginável, foram facilitados. Graças a democratização dos investimentos fomentada pelas instituições financeiras e pela Internet, o investidor pessoa física tem acesso a diversos FIA's.

Na atual literatura de finanças, existe um empasse acerca da eficiência dos mercados financeiros, sobretudo no que tange as possibilidades de arbitragem e gestão ativa de portfólios. Neste sentido, diversos estudos, como Cedeburg et al. (2020), Moreira e Muir (2017) e Borges e Martelanc (2015), tiveram como objetivo propor estratégias de elaboração de investimentos que conseguisse, de forma sistemática, a obtenção de lucros superiores ao *benchmark* de mercado.

Desta forma, reconhecendo as ineficiências do mercado financeiro nacional, o presente estudo tem como objetivo principal propor uma estratégia de gestão ativa sistematizada para escolha de fundos de ações baseada em modelos de precificação de ativos. Neste sentido, destacam-se três objetivos específicos deste trabalho. Primeiramente, verificar a qualidade da gestão de FIA's nacionais, tendo como principais parâmetros o alfa de Jensen e o Índice de Sharpe. Ademais, buscou-se também a elaboração de estratégias de investimento com base nestas medidas de desempenho para obtenção de carteiras mais eficientes na relação de risco e retorno. Por fim, utilizando simulações, foi feito um estudo da viabilidade do uso do alfa e do IS como filtro para portfólios ingênuos, tendo também como finalidade comparar a robustez dos resultados e sua facilidade de aplicabilidade, na prática.

Como justificativa do estudo, destaca-se a proposta de uma estratégia de fácil aplicação para investimento no mercado de FIA's nacionais bem como a preocupação de alinhamento entre resultados empíricos do estudo com sua aplicação prática, tendo em mente que esta é uma das limitações mais usuais em estudos de finanças, conforme destaca Zingales (2015). Além disso, este trabalho pretende fornecer, como contribuição teórica, a verificação da aplicabilidade de medidas tradicionais de Finanças para avaliação de fundos e seu desempenho efetivo na seleção de FIA's.

Este documento está dividido em cinco partes. A primeira delas introduz o problema e aborda o contexto em que este está inserido. Em seguida, encontra-se descrita a revisão bibliográfica. Neste trecho, são descritas as pesquisas e trabalhos de outros autores que servirão de embasamento teórico para o desenvolvimento do trabalho. Na seção de metodologia, são

apresentados os métodos e as etapas empregadas para alcançar o resultado descrito, além de análises e descrições sobre a base de dados utilizada para realizar o estudo. A quarta parte do trabalho traz as análises e discussões dos dados a partir da aplicação da metodologia proposta. Por último, tem-se a conclusão do projeto, discorrendo sobre os resultados encontrados, os possíveis impasses para a aplicação do método e sugestões para pesquisas futuras.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Diversificação e Teoria do Portfólio

O princípio básico da Teoria do Portfólio está na redução de uma parcela do risco de investimentos por meio da diversificação. Esse fato é explicado ao considerar as correlações (ρ) entre os retornos dos ativos. Com correlações não perfeitas, isto é, $\rho \neq 1$, ao combinar diferentes ativos, é possível realizar uma redução do risco do portfólio como um todo, sendo este risco expresso pelo desvio padrão (σ). Dessa forma, a seleção das carteiras eficientes partiria da identificação do nível de aversão ao risco do investidor, sendo posteriormente possível identificar a carteira que maximizasse a relação entre retorno dos ativos e risco aceitável pelo agente (Markowitz, 1952).

Inicialmente, um portfólio com N ativos pode ser construído de acordo com pesos w_i que compõem um vetor coluna W' . Dessa forma, o retorno do portfólio R_i pode ser calculado pela multiplicação dos pesos de cada ativo pelos retornos de cada ativo. Já quanto ao risco esperado do portfólio, sendo Σ a matriz NxN de covariâncias dos ativos da carteira, cada elemento da diagonal principal, isto é, σ_{ii} identifica a variância do i-ésimo ativo, e os demais elementos a covariância do ativo i com o ativo j, isto é, σ_{ij} . Segundo o autor, o risco, mensurado pela variância, da carteira é descrito como $\sigma_p^2 = \sum_i w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_j \sum_{i \neq j} w_j w_i \rho_{i,j} \sigma_j \sigma_i$, ou matricialmente, obtido por $W' \Sigma W$.

Na equação da variância, um primeiro termo capta a média ponderada da variância dos ativos pelos seus respectivos pesos na carteira. Já na segunda parte da equação, há um somatório dos efeitos da correlação dos ativos. Assim, com correlações maiormente negativas, observa-

se que o segundo termo se tornaria negativo, de forma que ao ser somado ao primeiro, obtém um valor para σ_p^2 inferior aos dos ativos isoladamente. Desse modo, o problema proposto pelo autor para identificar carteiras eficientes estava em minimizar os riscos das carteiras para um determinado nível de retorno esperado, tendo como pressuposto a aversão ao risco do investidor.

O problema básico de Markovitz é, portanto, identificar o portfólio que maximize a função de utilidade do investidor dada de acordo com a Equação 1. Nela, μ representa um vetor de média excesso de retornos dos ativos e δ indica o grau de aversão ao risco dos agentes. Realizando o processo de maximização de $U(W, \delta)$, chega-se ao valor de pesos ótimos segundo a Equação 2.

$$U(W, \delta) = \mu'W - \frac{\delta}{2}W'\Sigma W \quad [1]$$

$$W = \frac{1}{\delta}\Sigma^{-1}\mu \quad [2]$$

Alinhado com princípios corroborados pela Hipótese de Eficiência de Mercado (HEM), Sharpe (1964) introduz uma nova medida para avaliação do risco sistêmico, o β , o qual é mensurado pela razão entre a correlação dos retornos de um ativo R_i retorno do mercado R_m e o a variância do mercado $\sigma_{R_m}^2$. O risco sistêmico, mensurado pelo β corresponde ao risco inerente ao mercado e estaria associado a fatores macroeconômicos. Já o risco diversificável seria referente ao risco relativo a um ativo específico, sendo, portanto, passível de ser eliminado via diversificação.

2.1 Modelos Fatoriais de Precificação de Ativos

A partir da Teoria do Portfólio e dos estudos de Sharpe (1964), Treynor (1961), Lintner (1965) e Mossin (1966) origina-se o Modelo de Precificação de Ativos Financeiros (*Capital Asset Pricing Model* - CAPM), um modelo de precificação que associa o excesso de retorno de

um ativo, isto é, R_i subtraído de uma taxa de retorno de um ativo livre de risco R_f com o excesso de retorno do mercado, conforme Equação 3.

$$R_i - R_f = \beta(R_m - R_f) \quad [3]$$

É importante, todavia, destacar as limitações desta métrica, devido aos seus pressupostos. Dentre os mais relevantes destacam-se: os investidores são racionais e estão dispostos a realizar um *trade-off* entre retorno e risco; os investidores são avessos ao risco, isto é, buscam minimizar o risco dado um patamar desejado de retorno; os mercados são competitivos e, devido ao grande número de vendedores e compradores, nenhum destes consegue influenciar individualmente o mercado; ausência de custos de transação; e existência de uma taxa de retorno básica livre de risco, a qual investidores podem tomar e pegar dinheiro emprestado. Desta forma, fica-se evidente o alinhamento desta modelagem tanto com a ideia de mercados perfeitos como também da eficiência de mercado, formalizada por Fama (1970).

Posteriormente, Jensen (1968) ao analisar 115 fundos no período de 1945 a 1964 com o CAPM concluiu que, em média, os fundos analisados não tiveram capacidade suficiente para prever preços de ativos, de forma a superar a performance de uma estratégia passiva. Deste modo, o autor desenvolveu uma medida para mensurar a relação entre o retorno real de um ativo ou carteira e sua esperança, visando assim auxiliar a seleção de melhores ativos pelo índice denominado de alfa de Jensen - α , o qual é obtido pela diferença entre o retorno real de um ativo e seu retorno esperado, ou seja, $\alpha_i = R_i - E(R_i)$. Posteriormente, esta métrica é assimilada ao CAPM como o intercepto da regressão. Vale ressaltar que esta métrica também é utilizada para mensurar o desempenho de ativos financeiros, visto que valores positivos indicam uma média incondicional positiva dos retornos dos ativos.

Mais de uma década se passa e Ross (1976) propõe o modelo *Arbitrage Pricing Theory* (APT). Ele afirma que os retornos podem ser desmembrados em diversas variáveis que podem ser explicativas. Diferente do CAPM, o APT é um modelo multifatorial, sendo composto por j fatores risco, conforme descrito pela Equação 4.

$$R_i - R_f = \alpha + \beta_1(R_1 - R_f) + \beta_2(R_2 - R_f) + \dots + \beta_j(R_j - R_f) \quad [4]$$

Ademais, é relevante destacar que Ross (1976) identifica falhas na eficiência de mercado, tida como pressuposto para a metodologia do CAPM. Deste modo, corroborado posteriormente por Roll (1977) e Roll e Ross (1980), a fragilidade para aplicação do CAPM na prática, limitações estas que conseguem ser contornadas através do modelo APT ao se considerar múltiplos fatores.

No início da década de 90, Fama e French (1992, 1993), partindo das ideias de múltiplos fatores do APT, divulgaram um estudo expandindo o poder explicativo do modelo CAPM propondo outros dois fatores para serem incluídos no modelo: tamanho e valor. Seu modelo está descrito na Equação 5.

$$R_i - R_f = \alpha + \beta_1(R_1 - R_f) + \beta_2(SML) + \beta_3(HML) \quad [5]$$

O primeiro fator implementado trata-se do *Small minus Big* – SMB. Compreendido como fator tamanho, este é calculado como sendo a diferença entre o retorno de um portfólio *long* em ações com baixa capitalização de mercado e short em um portfólio de ações com alta capitalização de mercado. Os portfólios são computados sempre no primeiro mês de cada ano. As ações são separadas em 3 quartis, sendo o 1º quartil as ações com o menor valor de mercado e o 3º quartil as posições com o maior valor de mercado utilizando os dados do último mês do ano t-1. Ambos os portfólios com as ações igualmente distribuídas em termos percentuais.

Já o outro fator identificado trata-se do *High minus Low* – HML, explica a tendência de empresas com altos múltiplos de valor patrimonial sobre o preço performarem melhor que empresas com um baixo indicador. De forma semelhante ao SMB, seu cálculo se dá pela diferença de retornos entre um portfólio *long* em ações com um alto índice *book-to-market short* em um portfólio contendo ações com um baixo valor deste índice, ambos os portfólios com as ações igualmente distribuídas em termos percentuais.

Já no final da mesma década em que Fama e French (1993) divulgaram o *paper*, Cahart (1997) adicionou ao modelo de 3 fatores o fator Momentum (WML), conforme Equação 6. Documentado pela primeira vez por Jagadeesh e Titman (1993), este fator capta a diferença entre o retorno do portfólio de ações com os maiores retornos e o retorno do portfólio com as ações de menor retorno dos últimos 12 meses.

$$R_i - R_f = \alpha + \beta_1(R_1 - R_f) + \beta_2(SML) + \beta_3(HML) + \beta_4(WML) \quad [6]$$

Em 2015, o modelo batizado como *q-factor model* foi apresentado por Hou *et al.* (2015). Sua diferença frente a lógica do modelo CAPM foi analisar os fatores pelo lado de investimento de uma firma e não pela ótica do consumo, isto é, dos investidores. Desta forma, o modelo estipula que as firmas continuariam investindo até que o custo marginal se iguale ao benefício marginal do investimento, o qual se associando com o Q de Tobin desenvolvido por Tobin (1969)

Posteriormente, este modelo é assimilado por Fama e French (2015), o qual considera tanto a relação do prêmio de risco do mercado e SMB do modelo anterior, como também adiciona o efeito do prêmio que o investidor capta por estar investido em empresas com baixa taxa de investimento e vendido em empresas com altas taxas de investimento (CMA) e do prêmio que o investidor capta por estar investido em empresas com alta taxa de lucratividade e vendido em empresas com baixas taxas de lucratividade (RWM) conforme Equação 7.

$$R_i - R_f = \alpha + \beta_1(R_1 - R_f) + \beta_2(SML) + \beta_3(CMA) + \beta_4(RWM) \quad [7]$$

2.3 Métricas de Análise de Performance

Dentro do escopo de ferramentas de análise de desempenho financeiro de portfólios, Brigham e Ehrhardt (2016) identificam três grupos de indicadores. O primeiro corresponde a métricas de rentabilidade, tais como média ou mediana dos retornos e retorno acumulado.

O segundo grupo corresponde a métricas de análise de risco. A primeira ferramenta deste grupo trata-se do desvio padrão, o qual mensura a dispersão dos retornos tendo como base sua

média. Outra medida comum encontrada na literatura é o próprio β do CAPM, o qual reflete, comparativamente com o mercado, o grau de risco de um ativo.

Além da computação via fórmula do CAPM, o β pode ser igualmente calculado pela relação da correlação de um ativo com o mercado ($\rho_{i,M}$) com a variância do mercado (σ_M^2), conforme Equação 8. Deste modo, caso $\beta > 1$, o ativo é mais arriscado que o mercado, visto que um incremento/decaimento unitário do *benchmark* do mercado gera um incremento/decaimento superior no ativo, ao passo que com $\beta < 1$, menos arriscado (Sharpe, 1964; Treynor, 1961).


$$\beta = \rho_{i,M} / \sigma_M^2 \quad [8]$$

Por fim, existe o terceiro grupo, composto por medidas de retornos ajustada ao risco. Uma métrica simples que capta tal efeito é o coeficiente de variação, que nada mais é do que a divisão de σ por μ , gerando assim com coeficiente que reflete o risco tomada por cada unidade de retorno (Brigham & Ehrhardt, 2016). Existe também o Índice de Sharpe (IS), proposto originalmente por Sharpe (1966) e reformulado por Sharpe (1994), cuja fórmula do índice é dada conforme Equação 9, sendo R_p o retorno do portfólio e σ_p o seu desvio padrão. Assim sendo, tal índice capta a relação entre o excesso de retorno de um ativo por seu grau de risco

$$IS = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad [9]$$

Posteriormente esta métrica é adaptada por Treynor (1995), considerando não o σ_p para a construção do índice mais sim o β . Esta substituição se deu pois, segundo o autor, o σ_p representa o somatório total do fundo, o qual pode ser reduzido com a diversificação. Deste modo, utilizar o β o índice passa a captar a relação de retorno por unidade de risco sistêmico do ativo, isto é, risco inerente ao mercado. Tal índice leva o nome de Índice de Treynor (IT).

2.4 Fundos de Investimento

De acordo com a Comissão de valores Mobiliários (CVM), fundos de investimento são condomínios constituídos de passivos (recursos de investidores do fundo) e ativos (ações,  **Journal of Management & Technology, Vol. 24, n. 3, p.53-84, 2024** , 2024

títulos de renda fixa, derivativos, etc.). Esta estrutura apresenta diversos objetivos, sendo o principal deles a profissionalização da gestão de recursos financeiros para obtenção de portfólios de títulos ou valores mobiliários (CVM, 2014).

Segundo a Nova Classificação de Fundos da ANBIMA (2015), existem quatro grandes categorias de fundos de investimento no Brasil, sendo: renda fixa, cujo percentual mínimo de investimento em ativos de renda fixa é de 80%; ações, cujo percentual mínimo de investimento em ações ou outras aplicações financeiras de renda variável, tais como bônus de subscrição e certificados de depósito de ações, é de 67%; cambial, com uma exigência de aplicações de ao menos 80% da carteira em moeda estrangeira, seja diretamente ou sintetizados via derivativos; e multimercados, fundos com uma política de investimento mais flexível, podendo investir, conforme estatuto, em renda fixa, ações e câmbio.

Todavia, os fundos podem se diferenciar pelo tipo de gestão, sendo essa passiva ou ativa. Os fundos de gestão passiva, tem como objetivo sintetizar o comportamento de algum índice ou carteira de mercado. Já os fundos de gestão ativa, por outro lado, têm como escopo a obtenção de um resultado superior ao do *benchmark* (Castro & Minardi, 2009). Além disso, fundos podem ser abertos, permitindo ingresso e saída de cotistas a qualquer tempo; fechados, cujas cotas são resgatáveis somente pela liquidação ou termino de prazo do fundo; restritos, constituídos para receber como cotistas apenas um grupo restrito de investidores; e exclusivos, os quais possuem um único cotista, que por sua vez necessita ser investidor qualificado ou profissional (CVM, 2014)

No intuito de encontrar uma forma de explicar os retornos de fundos de investimento de forma sistemática, o meio acadêmico aborda de forma ampla o tema, aplicando os modelos de precificação supracitados com o objetivo de identificar os gestores com os melhores desempenhos que não sejam explicados por fatores de risco.

2.4.1 Estudos no Mercado Internacional

Carhart (1997) utilizou o modelo de 4 fatores em um total de 16.109 fundos entre os anos de 1962 a 1993 e encontrou evidências de que os fundos com melhores performances conseguiram, em média, manter bons retornos apenas para o ano seguinte, destacando assim a relevância do fator *momentum*. Essa conclusão foi corroborada posteriormente por estudos como o de Cedeberg *et al.* (2020) e Moreira e Muir (2017), os quais desenvolveram estratégias para obtenção de ganhos superiores ao mercado com base neste fator.

Fama e French (2010) concluíram que gestores de fundos ativos, entre os anos de 1984 e 1986 em agregado, não geraram retorno em excesso quando regredido aos modelos CAPM, três fatores de Fama e French (1993) e o de quatro fatores de Carhart (1997), após descontar as taxas de administração. Esta questão posteriormente é discutida por Arnott *et al.* (2018), o qual cita que tanto taxas de performances quanto taxas de administração e custos de transações devem ser levados em consideração ao se analisar propostas de investimentos.

Os modelos de fatores também são empregados em estudos acadêmicos no intuito de validar estratégias de investimentos. Tao *et al.* (2021) propuseram um mecanismo de avaliação de fundos baseado em métricas quantitativas como IS e retorno dos fundos analisados. Para avaliar o desempenho da estratégia, os autores utilizaram análises com diversos modelos de fatores, concluindo que o desempenho da mesma é eficaz a partir dos resultados das regressões de fatores.

Ademais, na atualidade o fator sustentabilidade, representado pelo fator ESG, vem sendo considerado também na calibração de carteiras. Neste contexto, Jacobsen *et al.* (2019) analisaram como se comportam portfólios com ações de empresas com altos índices ESG se compradas com portfólios sem esta preocupação com a sustentabilidade. Seus resultados apontam que o desempenho equiparado entre portfólios ESG e tradicionais com α positivos. Já para os casos de portfólios sem α estatisticamente diferentes de 0, os portfólios ESG apresentaram uma melhor relação risco-retorno, sinalizando assim a importância deste fator para composição de investimentos.

2.4.2 Estudos no Mercado Nacional

Castro e Minardi (2009) avaliaram o desempenho de gestão ativa e passiva de fundos nacionais entre 1996 e 2006. Como resultado, os autores não encontraram evidências de *market timing* dos fundos ativos, visto que estes obtiveram resultados inferiores aos fundos passivos. Tal resultado vai ao encontro das conclusões de Casaccia *et al.* (2011) e Gomes e Cresto (2010).

Leusin e Brito (2008), partindo de 248 fundos de investimento, analisaram a capacidade de *market timing* de gestores nacionais. Suas conclusões apontam que tal habilidade é percebida. Todavia, tal capacidade é limitada para um grupo pequeno e não consistente de gestores, e que a maior parte das gestões ativas consegue resultados superiores ao mercado em valores pequenos, destacando ainda que uma parte dos resultados da gestão ativa decorrem mais da sorte do que realmente da habilidade do gestor. Posteriormente, Silva e Ferreira (2017) corroboram tal estudo, destacando que a ineficiência de mercado também é um fator que corrobora para a existência de gestão ativas de portfólios.

Já estudos como o de Artuso e Cahves Neto (2010), partindo dos filtros de múltiplos de Graham e Dodd (1951), desenvolveram uma estratégia para investimento em ações de crescimento de 1998 a 2009. Como resultado, os autores identificaram não apenas a validação da estratégia para obtenção de resultados superiores ao Ibovespa, como também foi verificado um alfa de Jensen de 26,26% a.a.

Borges e Martelanc (2015), utilizando o modelo de 4 fatores, desenvolveram um estudo para avaliar se o desempenho do retorno dos fundos de ações estudados, entre os períodos de 2000 e 2013, podem ser atribuídos à sorte ou habilidade dos gestores. A proporção de fundos com desempenho superior encontrado foi maior do que a esperada por sorte, levando a crer que os gestores são capazes de gerar α .

Mendonça *et al.* (2017) propõem um estudo para encontrarem características comuns entre fundos de investimento em ações que apresentaram alfa de Jensen positivos e significativos. O estudo indica que a variável mais importante para discriminar fundos com α positivos é o IS.

Por fim, é interessante destacar o estudo de Civiletti *et al.* (2020), o qual analisa o comportamento de portfólios igualmente ponderados de 2009 a 2018. Seus resultados corroboram a validade da estratégia, sobretudo ao considerar os custos de transações elevados presentes em abordagens mais sofisticadas, corroborando a conclusão de Fama e French (2010).

Conforme exposto anteriormente, de forma geral, o consenso é que, em média, após as taxas, os gestores de fundos ativos não conseguem obter retornos superior ao do *benchmark*. Contudo, os resultados de artigos são conflitantes quando aplicados em mercados de países emergentes. No caso brasileiro, é interessante destacar que os resultados encontrados tendem a ser mais positivos ao compararmos com os da literatura internacional, sinalizando assim maior grau de ineficiência deste mercado se comparado com os de países desenvolvidos, abrindo margem para maior leque de opções para propostas de arbitragem.

3 METODOLOGIA

3.1 Seleção dos Fundos

Para a obtenção dos retornos mensais dos fundos, foi utilizada a base de dados do Quantum Axis®. A base inicial continha 6.506 fundos entre os anos de 2010 a 2021 e após os filtros aplicados, chega-se a um universo de 1.778. Para este trabalho, foram considerados todos os fundos de gestão caracterizada como ativa pela ANBIMA, excluindo apenas aqueles que são restritos para investimentos em setores específicos, pois limita a atuação do gestor, inviabilizando a geração de retornos não explicados pelos fatores dos modelos. Com isso, foram utilizadas as seguintes classificações ANBIMA (2015):

- Ações Dividendos: Fundos cuja carteira investe em ações com histórico de *dividend yield* consistente ou que, na visão do gestor, apresentem essas perspectivas.
- Ações Índice Ativo: Fundos que têm como objetivo superar o índice de referência do mercado acionário.

- Ações Livre: Fundos que não possuem obrigatoriamente o compromisso de concentração em uma estratégia específica. A parcela em caixa pode ser investida em quaisquer ativos, desde que especificados em regulamento.

- Ações Small Caps: Fundos cuja carteira de ações investe, no mínimo, 85% (oitenta e cinco por cento) em ações de empresas que não estejam incluídas entre as 25 maiores participações do IBrX - Índice Brasil, ou seja, ações de empresas com relativamente baixa capitalização de mercado.

- Ações Sustentabilidade/Governança: Fundos que investem em empresas que apresentam bons níveis de governança corporativa, ou que se destacam em responsabilidade social e sustentabilidade empresarial no longo prazo.

- Ações Valor/Crescimento: Fundos que objetivam buscar retorno por meio da seleção de empresas cujo valor das ações negociadas esteja abaixo do “preço justo” estimado (estratégia valor) e/ou aquelas com histórico e/ou perspectiva de continuar com forte crescimento de lucros, receitas e fluxos de caixa em relação ao mercado (estratégia de crescimento).

Foram eliminados todos os fundos exclusivos da amostra, pois esses são restritos para investidores profissionais e normalmente possuem apenas um cotista. Também foram excluídos os fundos *master's*, pois estes habitualmente não possuem taxas de administração e performance, uma vez que, são taxas detratoras de retorno. Por último, desconsiderou-se os fundos que nunca ultrapassaram mais de 10 cotistas, pois, apesar de não serem classificados como fundos exclusivos, estes veículos não estão acessíveis para grande parte dos investidores. A Figura 2 ilustra o número de fundos utilizados a cada ano após a aplicação dos filtros.

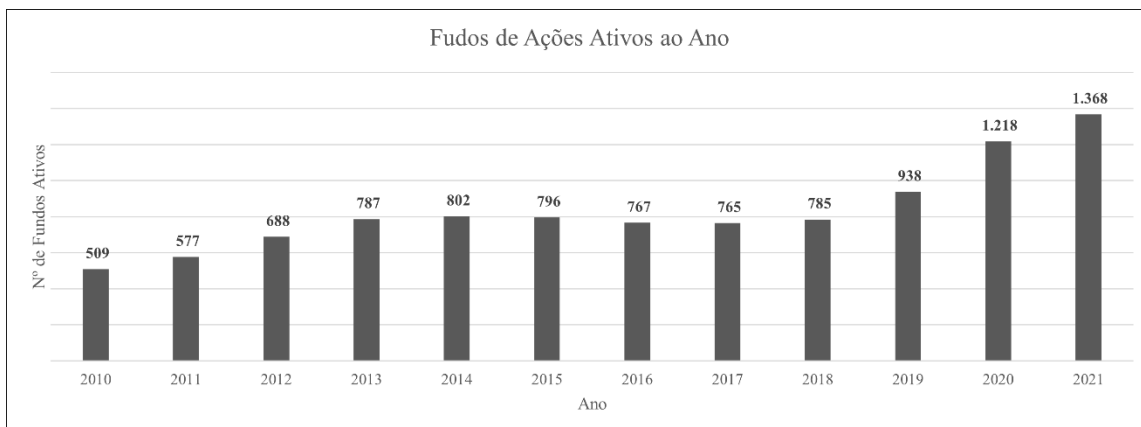


Figura 2 - Número de fundos de ações ativos entre 2010 e 2021 após aplicação dos filtros

Fonte: Adaptado de ANBIMA

Todavia, apesar do universo investível ser de 1.778 fundos, é importante ressaltar que ao longo do período da amostra ocorreram aberturas e fechamento de fundos, conforme a Figura 3. Dito isso, a base de dados é livre do viés de sobrevivência, apresentando 447 fundos que foram encerrados ao longo do período de simulação dos investimentos.

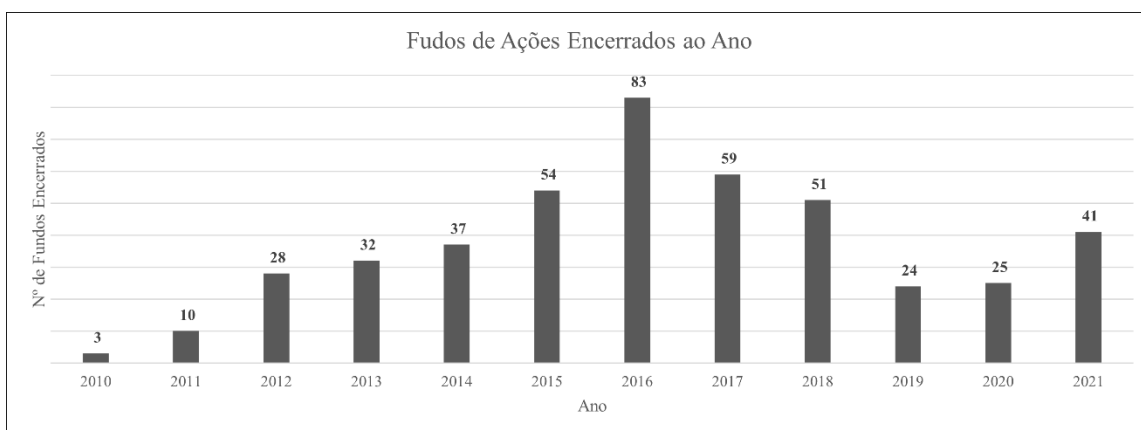


Figura 3 - Número de Fundos de Ações Encerrados entre 2010 e 2021

Fonte: Adaptado de ANBIMA

3.2 Fatores Utilizados

De forma simples, um fator pode ser considerado como uma característica de um grupo de ativos. São propriedades comuns a um amplo conjunto de ativos financeiros. No livro *Your Complete Guide to Factor Based Investing* (Berkin & Swedroe, 2016), são elencadas 7 características para que um fator possa ser investível:

1. Poder explicativo do modelo;
2. Entregar um prêmio ao investidor;
3. Ser persistente: entregar retornos superiores em diferentes regimes econômicos e por longos períodos;
4. Ser universal: existir em diferentes mercados, classe de ativos e setores;
5. Ser robusto: o fator pode ser definido de várias formas tais como fator valor, que pode ser mensurado tanto pelo $\frac{\text{Preço}}{\text{Valor Patrimonial}}$ como pelo múltiplo $\frac{\text{Preço}}{\text{Lucro}}$ por exemplo;
6. Ser *Investible*: atritos como taxas de corretagem, limitações para arbitragem não devem ser um impedimento para que a estratégia entregue retornos superiores;
7. Ser intuitivo: o prêmio pode ser explicado pelo risco incorrido pelo investidor.

No presente estudo, foi utilizada uma modelagem multifatorial de quatro fatores proposta por Carhart (1997), isto é, considerando além do fator de prêmio pelo risco de mercado, os fatores tamanho, valor e *momentum*. Os fatores do modelo, bem como a taxa livre de risco, aqui utilizado como *proxy* o contrato SWAP de DI de 30 dias, foram coletados via NEFIN, o centro de pesquisa em finanças econômicas da Universidade de São Paulo (NEFIN, 2017).

Todos os fatores foram calculados utilizando uma base de dados de ações que são elegíveis e adequadas aos seguintes critérios: a ação com o maior volume de negociação de uma firma foi utilizada; o cálculo do indicador de volume financeiro considera o fluxo financeiro do último ano; a ação foi negociada mais de 80% dos dias no ano t-1 com um volume financeiro acima de 500 mil reais por dia; e a ação deve ser listada antes do último mês do ano t-1.

Foi utilizado o método dos mínimos quadrados ordinários (*ordinary least squares* - OLS) para calcular os α dos fundos com base no modelo multifatorial descrito conforme Equação 4. Os fundos de ações foram regredidos com os fatores utilizando retornos mensais. A cada regressão acrescentava mais um ano de retornos mensais na série de dados. As observações começam no ano de 2005 e se estendem até o ano de 2020. Os fundos elegíveis para comporem o portfólio foram apenas aqueles que apresentaram significância estatística para o intercepto através do teste t a 5% de significância. Assim, pode-se afirmar que o valor do α calculado na regressão possui uma probabilidade de 95% da constante ser diferente de zero.

Para a construção dos portfólios, foi utilizado como base o artigo publicado por Evans e Archer (1968), que concluíram que uma carteira bem diversificada de ações possui em média 10 ativos. Apesar de estar investindo em fundos de ações, que normalmente já são bem diversificados, para não incorrer no risco idiossincrático de um gestor, foram utilizados 10 fundos para compor os portfólios simulados. Ademais, visando levar em consideração os efeitos das taxas de administração dos fundos, neste estudo foram considerados os retornos líquidos de tais efeitos, tendo em mente tanto as ressalvas de Arnott *et al.* (2018) e Civiletti *et al.* (2020).

Por último, o IS foi utilizado como um filtro extra após encontrar os fundos com α positivo, utilizando a taxa livre de risco proposta pelo NEFIN (Swap de 30 dias da taxa DI) e os retornos mensais e volatilidades retirados do Quantum Axis®. A escolha do IS em detrimento de medidas de desempenho alternativas decorre da conclusão do estudo de Mendonça *et al.* (2017) sobre sua capacidade preditiva de desempenho futuro. A janela de simulação dos portfólios foi entre os anos de 2010 até 2021.

A partir dos fundos elegíveis, foram criados três portfólios distintos, sendo todos os fundos com proporções igualmente distribuídas. As estratégias foram balanceadas anualmente com os seguintes nomes e distinções, sendo o processo de escolha do portfólio retratado na Figura 4:

- Todos α positivos: portfólio inclui todos os fundos que geraram α significativo e positivo no ano anterior (t-1).

- Top 10: portfólio contendo os dez fundos com os maiores α em t-1.
- Top 10 Filtro Sharpe: portfólio com os dez fundos que apresentaram os maiores IS e que possuíam α positivo em t-1.

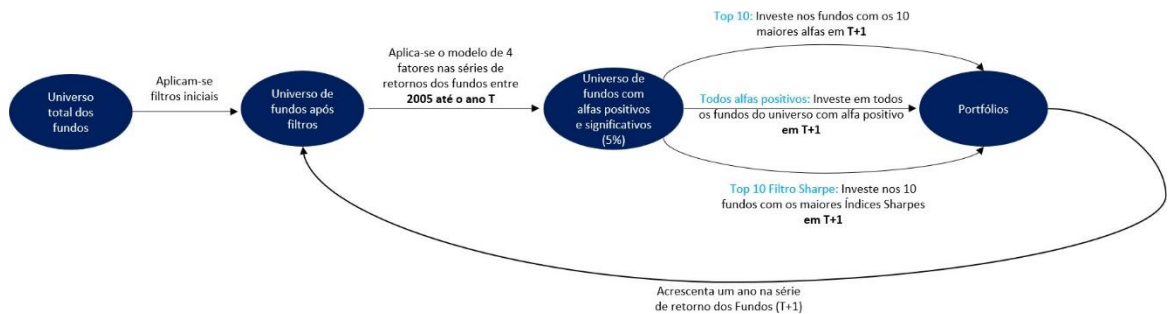


Figura 4 - Esquema de elaboração dos portfólios

Fonte: Elaborado pelos Autores

No intuito de averiguar se os resultados encontrados nas estratégias apresentadas acima poderiam ser obtidos aleatoriamente, foram simulados 50.000 portfólios para cada uma das duas estratégias. A primeira foi implementada com uma carteira contendo 10 fundos de ações escolhidos aleatoriamente em t-1 e investindo durante o período t. O procedimento foi implementado em todo começo de ano durante um período de 10 anos, começando no início de 2011 e findando em outubro de 2021 (mesmo período de análise e tamanho dos portfólios das estratégias supracitadas). Foi considerado todo o universo de fundos disponíveis na base de dados, com a única condição de que estivessem ativos, ou seja, divulgando cota no período t-1.

Para a segunda estratégia, foram escolhidos aleatoriamente portfólios contendo apenas fundos que apresentaram α positivo e significativo no período t-1. De forma similar, as carteiras simuladas contêm 10 ativos que são distribuídos com pesos iguais e balanceadas anualmente, seguindo o mesmo padrão de tempo de simulação do primeiro método, sendo este processo ilustrado pela Figura 5.

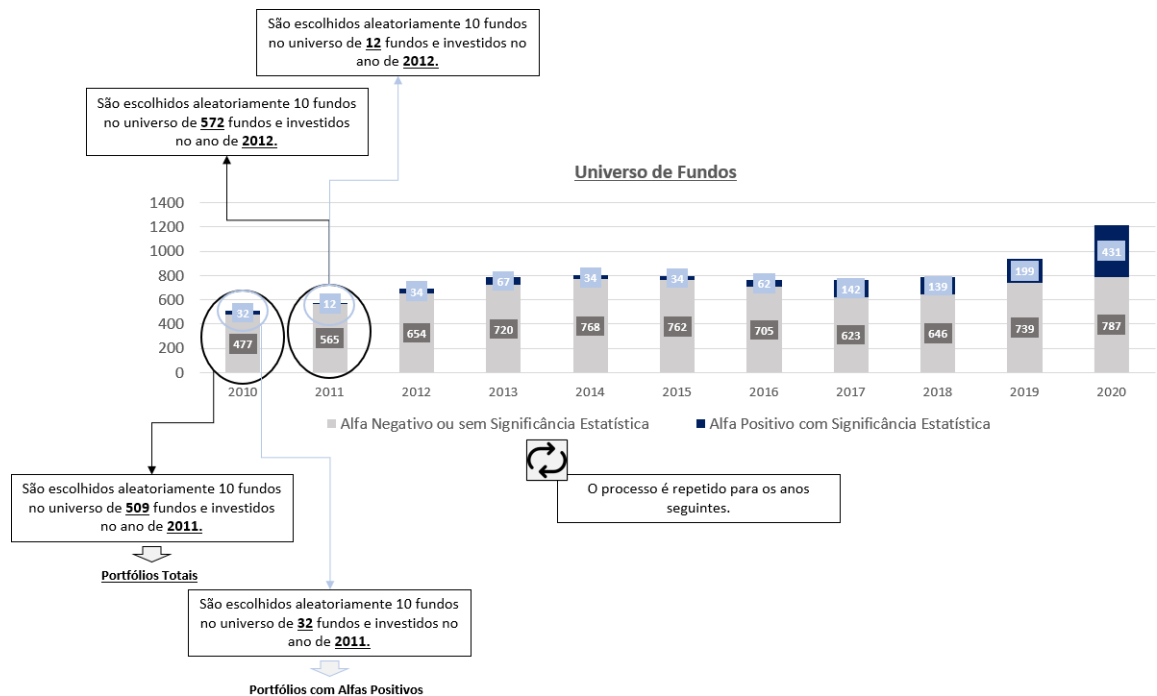


Figura 5 - Esquema da simulação das estratégias dos portfólios

Fonte: Elaborado pelos Autores

4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Portfólios Todos α positivos, Top 10 e Top 10 Filtro Sharpe

Na Tabela 1 pode-se observar o número de fundos que tiveram α significativa a 5% frente ao total de fundos analisados. O intercepto positivo demonstra que o fundo possui uma média incondicional de retornos positiva, isto é, possuem um valor positivo independente de fatores do mercado, indicando assim uma boa gestão de portfólio. Caso o intercepto fosse zero, a média incondicional dos retornos seria nula, indicando que a gestão foi feita de forma ordinária. Já com α negativos, indicam uma má gestão de carteiras, visto que a média incondicional indica prejuízos.

Tabela 1

Número de fundos que apresentaram α positivo no período de 2010 a 2020

Ano	Fundos com α Positivos	%
-----	-------------------------------	---

2010	32	6,29%
2011	13	2,25%
2012	34	4,94%
2013	67	8,51%
2014	34	4,24%
2015	34	4,29%
2016	62	8,08%
2017	142	18,56%
2018	139	17,71%
2019	199	21,22%
2020	431	35,39%
Total	1187	13,76%
Média	107,91	11,95%

Fonte: Elaborada pelos Autores

Com base nos resultados, verifica-se alguns pontos interessantes acerca da gestão ativa de portfólios nacionais. Primeiramente, destaca-se um total de cerca de 13,76% de fundos com α significativos e positivos e média de 11,95%. Foi verificado também uma tendência de crescimento para a gestão ativa de portfólios nos últimos anos, cujas médias e totais de fundos com α positivos são de, respectivamente, 227,5 fundos (23,22%) e 911 fundos (13,76%). Deste modo, pode-se não apenas corroborar a existência de *Market timing* nos gestores nacionais, corroborando estudos como os de Borges e Martelanc (2015) e Casaccia *et al.* (2011), como também ilustra a evolução desta capacidade ao longo do tempo, sobretudo em detectar ineficiências do mercado nacional, indo de encontro ao exposto por Silva e Ferreira (2017).

Com base nos descritos na seção 3.2, foram elaborados os 3 portfólios propostos. A Figura 6 ilustra o retorno acumulado das carteiras analisadas. Analisando apenas o retorno gerado, o melhor portfólio foi o “Top 10 filtro Sharpe”, seguido do “Todos α positivo” e “Top 10”. Uma possível explicação da diferença de retornos é a de que os fundos com os maiores α não são constantes, sinalizando assim evidências que corroboram certo grau de eficiência do mercado, visto que não é possível a obtenção de lucros anormais de forma consistente ao longo do tempo.

Normalmente, aparecem no filtro gerando α devido a uma alta exposição a riscos idiossincráticos. Dessa forma, o Índice Sharpe consegue capturar tal volatilidade e suavizar os resultados, pois leva em consideração o risco que o gestor ficou exposto para gerar o resultado.

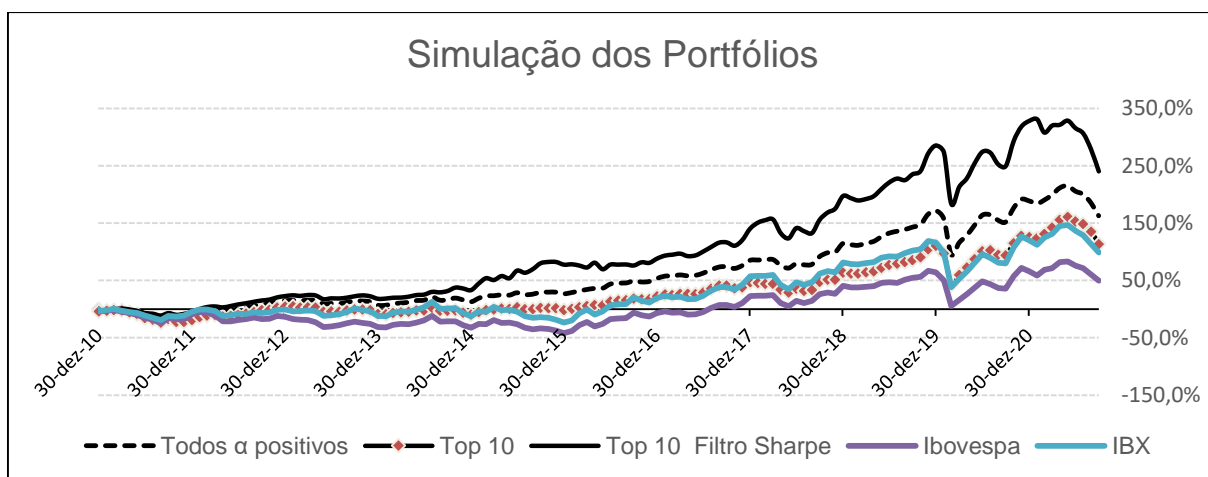


Figura 6 – Retorno Acumulado dos Portfólios Gerados
 Fonte: Elaborado pelos Autores

De maneira geral, quando comparados com o benchmark do mercado de renda variável brasileiro, o Ibovespa e o IBX, os resultados possuem uma melhor rentabilidade, principalmente para o portfólio que utiliza o Índice Sharpe para a alocação. Tal resultado pode ser visualizado na Tabela 2. É interessante destacar também que, ao ajustar o retorno pelo risco, mensurados tanto via IS quanto IT, o Portfólio “Top 10”, bem como o IBX e Ibovespa se mostram como não sendo eficientes, reforçando assim a eficiência da estratégia de “Top 10 filtro Sharpe” e “Todos α positivo”.

Tabela 2
Retorno, Volatilidade e Índice de Sharpe dos Portfólios Analisados

2	Portfólios	3	Retorno Anualizado	4	Volatilidade Anualizada	5	Índice de Sharpe	6	Beta	7	Índice de Treynor
	Top 10 Filtro Sharpe		0,120		0,153		0,222		2,828		0,0118
	Todos α positivos		0,093		0,134		0,052		1,808		0,0038
	Top 10		0,086		0,010		-0,082		1,344		-0,0103
	CDI		0,073		0,158		0,000		NA		NA

IBX	0,065	0,212	-0,099	1,395	-0,0151
Ibovespa	0,038	0,224	-0,214	1	-0,0487

Fonte: Elaborado pelos Autores

Deste modo, verifica-se três pontos importantes acerca dos portfólios gerados. Primeiramente, tem-se a validação da utilização do α positivo e IS como filtro em t-1 como estratégia de investimento para um período para frente, indicando assim uma manutenção de curto prazo do desempenho dos fundos. Ademais, tem-se que as estratégias baseadas no α e no IS apresentaram uma relação positiva entre excesso de retorno ajustado ao risco. Por fim, dada a conclusão anterior, é possível identificar a capacidade de *hedge* de tais fundos em, por exemplo, momento de crise, stress do mercado ou alta das taxas de juros.

4.2 Análise das Simulações

Para aumentar a confiabilidade dos resultados, foram feitas 50.000 simulações considerando subamostras dos portfólios totais e portfólios com α positivos para elaboração das carteiras. O resultado das simulações encontra-se na Tabela 3.

Tabela 3

Estatísticas Descritivas dos Retornos Acumulados Simulações

Estatística	Portfólios Totais	Portfólios com α Positivos
Média	0.868	1.634
Mediana	0.856	1.615
Desvio padrão	0.298	0.372
Coefficiente de Variação	0.343	0.228
Curtose	0,320	0,231
Assimetria	0,242	0,337
Mínimo	-0,327	0,337
Máximo	2,716	3,697

Fonte: Elaborado pelos Autores

Com base nos resultados, tem-se valores de média e mediana de retornos acumulados dos Portfólios com α Positivos superiores aos dos portfolios totais. Todavia, eles apresentaram também uma variância maior comparativamente, sendo interessante analisar a relação entre

risco e retornos das simulações. Tal coeficiente aponta para um maior grau de eficiência por parte dos Portfólios com α Positivos, refletindo que existe uma menor parcela de risco por unidade de retorno.

É interessante verificar também que para os Portfólios com α Positivos não foram identificados cenários com retornos acumulados negativos, o que reflete uma consistência na obtenção de resultados positivos para esta estratégia, corroborando assim mais uma vez a validação desta estratégia. Para ilustrar os resultados graficamente, foi gerada a Figura 7.

Os resultados gráficos ilustram as análises feitas anteriormente, identificando também que uma maior dispersão dos portfólios simulados com α positivos. Além disso, ao verificar a posição dos portfólios analisados na seção anterior, destacando a distância do “Top 10 Filtro Sharpe” dos demais e da ilustração gráfica de que tanto “Top 10 Filtro Sharpe” e “Todos α positivos” possuem uma distribuição estatisticamente distinta dos portfólios aleatórios, visto que se localizam fora do percentil 95% desta última distribuição.

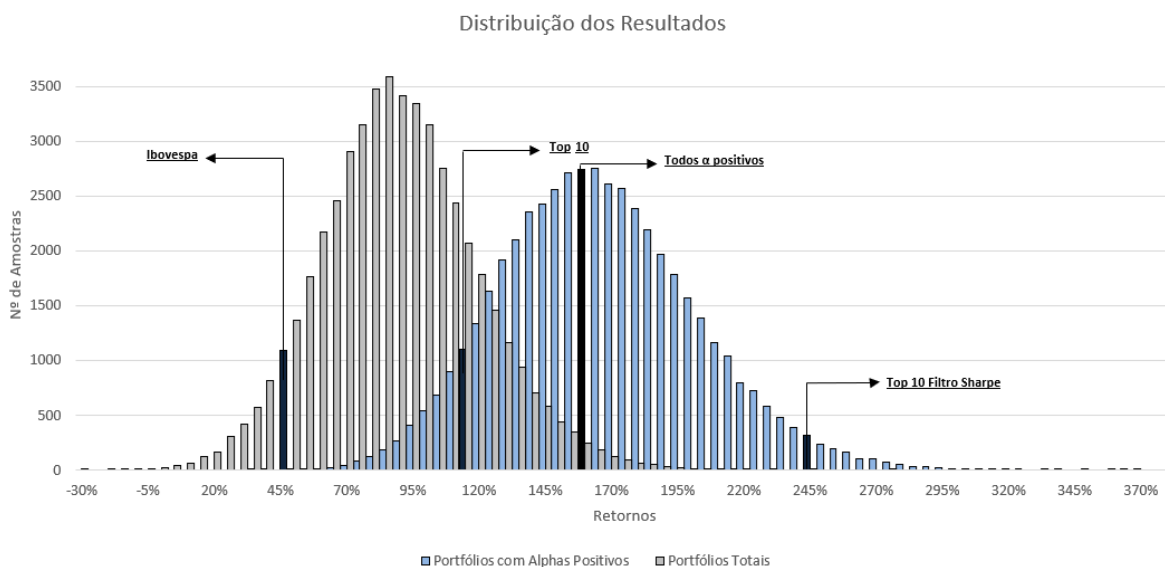


Figura 7 – Histograma dos resultados acumulados das simulações
Fonte: Elaborado pelos Autores

Ressalta-se também a localização do Ibovespa nos histogramas. Este encontra-se próximo do 1º quartil da distribuição dos portfólios totais simulados. Esta verificação vai ao encontro do

esperado de acordo com a inclusão de Civiletti *et al.* (2020) acerca da validade da estratégia ingênua como opção de investimento. Tal conclusão pode ser estendida também os portfólios simulados com α positivos, visto que toda esta distribuição se encontra a esquerda do resultado do Ibovespa.

Por fim, foram realizados testes estatísticos com base nos retornos dos portfólios para verificar a significância da diferença entre os resultados obtidos. Os resultados dos testes estão dispostos na Tabela 4.

Tabela 4
Testes estatísticos dos portfólios simulados

Teste Estatístico	Portfólios Totais	Portfólios com α positivos
Teste de Kolmogorov-Smirnov	0.0192***	0.0220***
Teste t	-359.1471***	
Teste de Mann-Whitney	127060663***	
Teste F	0.6415***	

Fonte: Elaborado pelos Autores

Nota: *** indica significância estatística a 1%

O primeiro deles trata-se do teste de diferença de médias. O Teste t confirmou a diferença entre as médias, embora o Teste de Kolmogorov-Smirnov não tenha confirmado a normalidade das distribuições. De acordo com Rochon *et al.* (2012), é possível aplicar o Teste t nas amostras, uma vez que, o número de observação é de 50.000, sendo assim, considerada uma grande amostra.

Todavia, para garantir a consistência de tais resultados, foi feito também o teste para diferenças de medianas, um teste não paramétrico e que não possui o pressuposto de normalidade dos dados. O resultado do Teste de Mann-Whitney aponta para diferença estatística da mediana das distribuições, corroborando assim uma mediana superior dos retornos acumulados dos Portfólios com α positivos simulados. Por fim, o teste F indica significância de diferenças de variância também. Assim pode-se concluir que de fato as duas simulações

possuem distribuições com parâmetros distintos, embora estas não sigam o esperado de um processo Gaussiano.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho, foram aplicados métodos de precificação de ativos em fundos de investimento em ações do Brasil (FIA), no intuito de averiguar se era possível obter uma metodologia sistemática de escolha dos FIA's que superasse os *benchmarks* Ibovespa e IBrX. O método empregado foi o modelo 4 fatores de Carhart proposto em 1997.

O período utilizado para análise dos fundos foi de janeiro de 2011 até outubro de 2021. Após serem aplicados os filtros abordados no capítulo 3 na base total de fundos, chegou-se a um universo de 1.778 fundos que, em algum momento, já divulgaram a cota entre os períodos estudados. Foram criados 3 portfólios distintos de investimento utilizando como filtro principal os fundos que geraram α positivos significativos (5%). Os portfólios foram nomeados “Top 10 filtro Sharpe”, seguido do “Todos α positivo” e “Top 10”. No primeiro portfólio, foram selecionados os dez fundos com os maiores índices de Sharpe dentro do universo dos α positivos. No segundo portfólio, foram incluídos todos os fundos do universo com alfa positivo. Já na terceira carteira, respectivamente, selecionados os dez fundos com os maiores valores de α .

Os resultados demonstraram que ao se investir em fundos de ações no Brasil filtrando pelo α gerado a partir do modelo de quatro fatores, as carteiras proporcionam retornos acima do Ibovespa e do IBrX. A melhor estratégia em termos de retorno ajustado ao risco foi a Top 10 Filtro Sharpe, que utilizou o índice Sharpe para filtrar quais seriam os fundos com α positivos que entrariam no portfólio. Ela utilizou os 10 fundos com os maiores IS e com α positivos e significativos. O portfólio foi rebalanceado anualmente, como já mencionado na seção de metodologia. A melhor estratégia identificada corrobora as conclusões de Mendonça *et al.*

(2017), que citam que a variável que melhor explica os fundos com alfa de Jensen positivo e significativo é o IS.

Este trabalho apresenta limitações, como o tempo de resgate dos fundos investidos até o capital do investidor ficar disponível para um novo aporte, dado que a metodologia proposta requer balanceamentos anuais de portfólio. Outra questão é a viabilidade de investimento nos fundos propostos, pois estes podem estar fechados para novos aportes, bem como a desconsideração dos efeitos das taxas e custos de transações.

Para trabalhos futuros, sugere-se analisar o desempenho de outros indicadores além do IS para seleção dos fundos de investimento dentro do universo de fundos com α positivo, no intuito de potencializar o ganho dos investimentos. Poder-se-ia empregar dados como o número de cotistas no fundo, patrimônio total e tempo de existência, seguindo dados propostos por Mendonça *et al.* (2017). Por fim, sugere-se também ampliar o escopo para analisar outras classes de ativos tendo em vista um maior grau de diversificação se incluir efeitos internacionais, cambiais e mesmo criptomoedas, por exemplo.

REFERÊNCIAS

- ANBIMA. (2015). *Cartilha da Nova Classificação de Fundos*. Disponível em: https://www.anbima.com.br/data/files/B4/B2/98/EF/642085106351AF7569A80AC2/Cartilha_da_Nova_Classificacao_de_Fundos_1_.pdf
- Arnott, R., Kalesnik, V., & Schuesler, T. (2018). Is Your Alpha Big Enough to Cover Its Taxes? A Quarter-Century Retrospective. *The Journal of Portfolio Management*, 44(5), 78–102.
- Artuso, A. R., & Chaves Neto, A. (2010). O uso de quartis para a aplicação dos filtros de Graham na Bovespa (1998-2009). *Revista Contabilidade & Finanças*, 21, 1–20.
- Berkin, A. L., & Swedroe, L. E. (2016). *Your Complete Guide to Factor-Based Investing: The Way Smart Money Invests Today* (1ª edição). BAM ALLIANCE Press.

- Borges, E. C., & Martelanc, R. (2015). Sorte ou habilidade: Uma avaliação dos fundos de investimento no Brasil. *Revista de Administração (São Paulo)*, 50, 196–207.
- Brigham, E., & Ehrhardt, M. (2016). *Administração financeira: Teoria e prática* (3a edição). Cengage Learning.
- Carhart, M. M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57–82.
- Casaccia, M. C., Galli, O. C., Macêdo, G. R. de, & Leitao, C. (2011). Análise do Desempenho de Fundos de Investimentos: Um Estudo em Ações Brasileiras no Período de Janeiro de 2004 a Agosto de 2009. *Revista Organizações em Contexto*, 7(13), 1–30.
- Castro, B. R., & Minardi, A. M. A. F. (2009). Comparação do Desempenho dos Fundos de Ações Ativos e Passivos. *Revista Brasileira de Finanças*, 7(2), 143–161.
- Cederburg, S., O’Doherty, M. S., Wang, F., & Yan, X. (Sterling). (2020). On the performance of volatility-managed portfolios. *Journal of Financial Economics*, 138(1), 95–117.
- Civiletti, F., Campani, C. H., & Roquete, R. (2020). Carteiras igualmente ponderadas e “efeito momentum”: Uma combinação interessante para investidores não sofisticados? *BBR. Brazilian Business Review*, 17, 506–522.
- CVM, Instrução CVM 555 (2014). Disponível em:
<https://conteudo.cvm.gov.br/legislacao/instrucoes/inst555.html>
- Evans, J. L., & Archer, S. H. (1968). Diversification and the Reduction of Dispersion: An Empirical Analysis. *The Journal of Finance*, 23(5), 761–767.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427–465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3–56.

- Fama, E. F., & French, K. R. (2010). Luck versus Skill in the Cross-Section of Mutual Fund Returns. *The Journal of Finance*, 65(5), 1915–1947.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 116(1), 1–22.
- Gomes, F. A. R., & Cresto, V. (2010). Avaliação do desempenho dos fundos Long-Short no Brasil. *Revista Brasileira de Finanças*, 8(4), 505–529.
- Graham, B., & Dodd, D. L. (1951). *Security Analysis: Principles and Technique, 3rd Edition* (3rd edition). McGraw-Hill.
- Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2015). Digesting Anomalies: An Investment Approach. *The Review of Financial Studies*, 28(3), 650–705.
- Jacobsen, B., Lee, W., & Ma, C. (2019). The Alpha, Beta, and Sigma of ESG: Better Beta, Additional Alpha? *The Journal of Portfolio Management*, 45(6), 6–15.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65–91.
- Jensen, M. C. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964. *The Journal of Finance*, 23(2), 389–416.
- Leusin, L. de M. C., & Brito, R. D. (2008). Market timing e avaliação de desempenho dos fundos brasileiros. *Revista de Administração de Empresas*, 48, 22–36.
- Lintner, J. (1965). Security Prices, Risk, and Maximal Gains From Diversification. *The Journal of Finance*, 20(4), 587–615.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
- Mendonça, J. A. de, Campani, C. H., & Leal, R. P. C. (2017). A Escolha de Fundos de Ações e o Investidor Individual. *Revista de Administração Contemporânea*, 21, 41–62.
- Moreira, A., & Muir, T. (2017). Volatility-Managed Portfolios. *The Journal of Finance*, 72(4), 1611–1644.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34(4), 768–783.

- NEFIN. (2017). *Metodologia*. FEA-USP. Disponível em:
https://nefin.com.br/resources/NEFIN_methodology.pdf
- Rochon, J., Gondan, M., & Kieser, M. (2012). To test or not to test: Preliminary assessment of normality when comparing two independent samples. *BMC Medical Research Methodology*, 12(1), 81.
- Roll, R. (1977). A critique of the asset pricing theory's tests Part I: On past and potential testability of the theory. *Journal of Financial Economics*, 4(2), 129–176.
- Roll, R., & Ross, S. A. (1980). An Empirical Investigation of the Arbitrage Pricing Theory. *The Journal of Finance*, 35(5), 1073–1103.
- Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13(3), 341–360.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425–442.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39(1), 119–138.
- Sharpe, W. F. (1994). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21(1), 49–58.
- Silva, A. C. da, & Ferreira, R. (2017). Market Timing of Equity Funds in Brazil. *Corporate Ownership and Control*, 15(1–1), 193.
- Tao, R., Su, C.-W., Xiao, Y., Dai, K., & Khalid, F. (2021). Robo advisors, algorithmic trading and investment management: Wonders of fourth industrial revolution in financial markets. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120421.
- Tobin, J. (1969). A General Equilibrium Approach To Monetary Theory. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(1), 15–29.
- Treynor, J. L. (1961). *Market Value, Time, and Risk* (SSRN Scholarly Paper ID 2600356). Social Science Research Network.
- Treynor, J. L. (1995). How to rate management investment funds. *Harvard Business Review*, 43(1), 63–75.

Zingales, L. (2015). *Does Finance Benefit Society?* (SSRN Scholarly Paper N° 2585194). Social Science Research Network.

Os autores declaram não haver conflito de interesses pessoais ou corporativos, em relação à esta investigação