

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

KERABAN ROCHA E CRUZ

FACTOR INVESTING NO BRASIL: MONTAGEM DE PORTFÓLIOS DE AÇÕES DE  
DOIS FATORES SOB CONDIÇÕES VARIADAS DE PERÍODO DE REMONTAGEM DE  
CARTEIRA E DE LIQUIDEZ

CURITIBA

2023

KERABAN ROCHA E CRUZ

FACTOR INVESTING NO BRASIL: MONTAGEM DE PORTFÓLIOS DE AÇÕES DE  
DOIS FATORES SOB CONDIÇÕES VARIADAS DE PERÍODO DE REMONTAGEM DE  
CARTEIRA E DE LIQUIDEZ

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em  
Métodos Numéricos em Engenharia, Área de  
Concentração em Programação Matemática, do  
Departamento de Matemática, Setor de Ciências Exatas e  
do Departamento de Construção Civil, Setor de  
Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como  
requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Carlos Matioli

CURITIBA

2023

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ  
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

Cruz, Keraban Rocha e.

Factor investing no Brasil : montagem de portfólios de ações de dois fatores sob condições variadas de período de remontagem de carteira e de liquidez. / Keraban Rocha e Cruz. – Curitiba, 2023.

1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia e Setor de Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Carlos Matioli.

1. Mercado brasileiro. 2. Finanças. 3. Métodos numéricos. 4. Liquidez. I. Matioli, Luiz Carlos. II. Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia. III. Título.

Bibliotecário: Nilson Carlos Vieira Júnior CRB-9/1797

## TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação MÉTODOS NUMÉRICOS EM ENGENHARIA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **KERABAN ROCHA E CRUZ** intitulada: **FACTOR INVESTING NO BRASIL: MONTAGEM DE PORTFÓLIOS DE AÇÕES DE DOIS FATORES SOB CONDIÇÕES VARIADAS DE PERÍODO DE REMONTAGEM DE CARTEIRA E DE LIQUIDEZ**, sob orientação do Prof. Dr. LUIZ CARLOS MATIOLI, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 27 de Fevereiro de 2023.

Assinatura Eletrônica

01/03/2023 11:34:36.0

LUIZ CARLOS MATIOLI

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

01/03/2023 08:57:10.0

ELÍAS ALFREDO GUDIÑO ROJAS

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

01/03/2023 08:54:51.0

LUCAS GARCIA PEDROSO

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

## RESUMO

Objetivou-se testar a performance de portfólios montados a partir de um e dois fatores sob variadas condições de periodicidade de remontagem, liquidez e *mix* de fatores no mercado de ações brasileiro no período entre dezembro/1999 até dezembro/2021, sendo a análise do comportamento dos fatores no mercado brasileiro uma das principais contribuições do presente estudo. Inicialmente é feita uma análise do comportamento geral, na qual identificamos que, mesmo sem considerar nenhum fator em específico, a periodicidade de remontagem da carteira e a liquidez do universo de ativos selecionado impactam na performance média. Na sequência, foram analisados cada um dos fatores individualmente, buscando identificar sob quais aspectos sua performance é satisfatória ou insuficiente. Também se concluiu que, ao incluir mais um fator na montagem dos portfólios, é possível obter melhorias nos pontos de performance insatisfatória dos portfólios de um só fator, demonstração essa realizada através de exemplos de portfólios de dois fatores. Por fim, observou-se que com exceção do fator size, todos os fatores apresentaram resultados similares aos obtidos na literatura quando observados os portfólios de fator único.

**Palavras-chave:** factor investing; ações; finanças; mercado brasileiro.

## ABSTRACT

The objective was to test the performance of portfolios selected from a factor investing perspective under various conditions, such as holding period, liquidity and factor mix on the Brazilian market from December/99 through December/21, being the analysis of factor behavior in Brazilian equity markets one of the main contributions of this work. Initially we held an analysis regarding the general behavior of the portfolios, on which we identified that, even without considering any specific factor, holding period and liquidity have an impact on the portfolios' average performance. After that, we analysed each one of the factors individually, looking to identify under which aspects they perform well and badly. We also concluded that, by including a second factor on the stock picking process for the portfolios, it is possible to obtain performance improvement where single factor portfolios fall short, and we do so by showing examples of two factor portfolios. At last, it was observed that most factors behaved the same way as previous findings in academic literature.

**Keyword:** factor investing; stocks; finance; Brazilian markets.

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Resumo de dados coletados.....	18
TABELA 2 - Performance geral dos portfólios em relação ao Ibovespa.....	26
TABELA 3 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com momentum como fator principal.....	38
TABELA 4 - Portfólios de fator principal momentum filtrados .....	38
TABELA 5 - Performance dos portfólios de fator principal momentum filtrados .....	39
TABELA 6 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com value como fator principal.....	43
TABELA 7 - Portfólios de fator principal <i>value</i> e métrica PL12M filtrados.....	44
TABELA 8 - Performance dos portfólios de fator principal <i>value</i> e métrica PL12M filtrados	44
TABELA 9 - Característica dos portfólios de fator principal value e métrica PVPA12M filtrados .....	45
TABELA 10 - Performance dos portfólios de fator principal value e métrica PVPA12M filtrados.....	45
TABELA 11 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com dividendos como fator principal.....	49
TABELA 12 - Características dos portfólios de fator principal dividendos filtrados.....	49
TABELA 13 - Performance dos portfólios de fator principal dividendos filtrados .....	50
TABELA 14 - Filtros aplicados nos portfólios de dois fatores cujo fator principal é volatilidade .....	56
TABELA 15 - Características dos portfólios de fator principal volatilidade filtrados.....	56
TABELA 16 - Performance dos portfólios de fator principal volatilidade filtrados.....	57
TABELA 17 - Filtros aplicados nos portfólios de dois fatores cujo fator principal é <i>size</i> .....	61
TABELA 18 - Características dos portfólios de fator principal <i>size</i> filtrados.....	61
TABELA 19 - Performance dos portfólios de fator principal <i>size</i> filtrados.....	62
TABELA 20 - Performance dos melhores quartis de cada fator .....	63

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 - Alfa por intervalo de volatilidade.....	27
FIGURA 2 - Alfa por intervalo de beta.....	28
FIGURA 3 - Alfa por intervalo de máximo drawdown.....	28
FIGURA 4 - Alfa por intervalo de alfa up.....	29
FIGURA 5 - Alfa por intervalo de alfa down.....	29
FIGURA 6 - Alfa por periodicidade de remontagem.....	30
FIGURA 7 - Percentual de portfólios de alfa negativo por periodicidade de remontagem.....	31
FIGURA 8 - Risco e Sharpe por periodicidade de remontagem.....	32
FIGURA 9 - Alfa por liquidez.....	33
FIGURA 10 - Risco e Sharpe por liquidez.....	34
FIGURA 11 - Percentual de portfólios com alfa negativo por liquidez.....	34
FIGURA 12 - Momentum - Alfa médio por métrica de em cada quartil.....	35
FIGURA 13 - Momentum - Volatilidade média por métrica em cada um dos quartis.....	36
FIGURA 14 - Momentum - Máximo drawdown médio por métrica em cada um dos quartis.....	36
FIGURA 15 - Momentum - Alfa up médio por métrica em cada um dos quartis.....	37
FIGURA 16 - Momentum - Alfa down médio por métrica em cada um dos quartis.....	37
FIGURA 17 - Value - Alfa médio por quartil e métrica.....	40
FIGURA 18 - Value - Volatilidade média por quartil e métrica.....	41
FIGURA 19 - Value - Máximo drawdown médio por quartil e por métrica.....	41
FIGURA 20 - Value - Alfa up médio por quartil e métrica.....	42
FIGURA 21 - Value - Alfa down médio por quartil e métrica.....	42
FIGURA 22 - Dividendos - Alfa médio por quartil e métrica.....	46
FIGURA 23 - Dividendos - Volatilidade média por quartil e métrica.....	47
FIGURA 24 - Dividendos - Máximo drawdown médio por quartil e métrica.....	47
FIGURA 25 - Dividendos - Alfa up médio por quartil e por métrica.....	48



FIGURA 26 - Dividendos - Alfa down médio por quartil e por métrica .....	48
FIGURA 27 - Volatilidade - Alfa gerado por quartil e pela métrica volatilidade absoluta .....	51
FIGURA 28 - Volatilidade - Alfa gerado por quartil e pela métrica beta .....	51
FIGURA 29 - Volatilidade - Volatilidade média por quartil e pela métrica volatilidade absoluta .....	52
FIGURA 30 - Volatilidade - Máximo drawdown médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta.....	52
FIGURA 31 - Volatilidade - Volatilidade média por quartil e pela métrica beta .....	53
FIGURA 32 - Volatilidade - Máximo drawdown médio por quartil e pela métrica beta.....	53
FIGURA 33 - Volatilidade - Alfa up médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta .	54
FIGURA 34 - Volatilidade - Alfa down médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta .....	54
FIGURA 35 – Volatilidade - Alfa up médio por quartil e pela métrica beta .....	55
FIGURA 36 - Volatilidade - Alfa down médio por quartil e pela métrica beta .....	55
FIGURA 37 - Size - Alfa médio gerado por quartil .....	58
FIGURA 38 - Size - Volatilidade média por quartil .....	58
FIGURA 39 - Size - Máximo drawdown médio por quartil.....	59
FIGURA 40 - Size - Alfa up médio por quartil.....	59
FIGURA 41 - Size - Alfa down médio por quartil .....	60
FIGURA 42 - <i>Size</i> - Sharpe médio por quartil .....	60

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>10</b>
1.1 MODELOS MATEMÁTICOS DE PRECIFICAÇÃO	10
1.2 FINANÇAS MATEMÁTICAS NOS DIAS ATUAIS	11
1.3 FACTOR INVESTING	12
<b>2 METODOLOGIA</b>	<b>12</b>
2.1 FATORES ESTUDADOS	13
2.1.1 MOMENTUM	13
2.1.2 VALUE	14
2.1.2.1 P/VPA	14
2.1.2.2 P/L	15
2.1.3 DIVIDENDOS	15
2.1.4 VOLATILIDADE	16
2.1.5 SIZE	17
2.2 DADOS	18
2.3 METODOLOGIA <i>DOUBLE SORTING</i>	18
2.3.1 ETAPAS DO MODELO	19
2.3.1.1 EXEMPLO DE APLICAÇÃO DA METODOLOGIA	21
<b>3 MÉTRICAS DE PERFORMANCE</b>	<b>22</b>
3.1 RETORNO DO PORTFÓLIO	22
3.2 RETORNO ANUALIZADO	22
3.3 VOLATILIDADE ANUALIZADA	22
3.4 RETORNO EM EXCESSO (ALFA)	23
3.5 ALFA UP E ALFA DOWN	23
3.6 BETA	24
3.7 MÁXIMO DRAWDOWN	24
3.8 ÍNDICE DE SHARPE	25

<b>4 RESULTADOS E ANÁLISES</b>	<b>25</b>
4.1 COMPORTAMENTO DOS PORTFÓLIOS	26
4.1.1 IMPACTO DA PERIODICIDADE DE REMONTAGEM	30
4.1.2 IMPACTO DA LIQUIDEZ	32
4.2 ANÁLISE DE FATORES	34
4.2.1 MOMENTUM	35
4.2.1.1 PERFORMANCE DO FATOR MOMENTUM COM INSERÇÃO DE FATORES SECUNDÁRIOS	38
4.2.2 VALUE	39
4.2.2.1 ANÁLISE DE PORTFÓLIOS VALUE COM FATOR SECUNDÁRIO	43
4.2.2.1.1 PL12M	43
4.2.2.1.2 PVPA12M	44
4.2.3 DIVIDENDOS	45
4.2.3.1 ANÁLISE DO FATOR DIVIDENDOS COM FATORES SECUNDÁRIOS	48
4.2.4 VOLATILIDADE	50
4.2.4.1 ANÁLISE DO FATOR VOLATILIDADE COM FATORES SECUNDÁRIOS	56
4.2.5 SIZE	57
4.2.5.1 ANÁLISE DE PORTFÓLIOS SIZE COM FATOR SECUNDÁRIO	60
<b>5 CONCLUSÃO</b>	<b>62</b>
<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>64</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 MODELOS MATEMÁTICOS DE PRECIFICAÇÃO

Essa seção é baseada no livro *The Myth of the Rational Markets: A History of Risk, Reward and Delusion on Wall Street*, de 2011, escrito por Justin Fox.

Ao longo da história, acadêmicos e profissionais da indústria de gestão de recursos buscam elementos capazes de explicar o retorno das ações. O mercado financeiro talvez seja um dos ramos da atividade econômica cujos praticantes, historicamente, mais são influenciados pela literatura acadêmica.

Um dos primeiros trabalhos a descrever o comportamento de ativos financeiros foi a tese de doutorado *A teoria da especulação*, de Louis Bachelier, publicada em 1900. Nela, Bachelier propõe o modelo geométrico browniano para descrever o comportamento de ativos financeiros. Embora vista como pioneira na época, a tese ficou esquecida até os anos 1970.

Poucos anos depois, em 1905, Irving Fisher, no seu livro *The Nature of Capital and Income*, partindo da noção de que o valor de um investimento deriva do seu fluxo de caixa futuro descontado a uma taxa de oportunidade, prática comum com ativos de renda fixa, propôs incorporar um elemento que possibilitou aplicar o mesmo princípio também às ações: a incerteza. Ele também acreditava que os participantes do mercado em conjunto possuíam perfeita capacidade de prever o futuro e que isso faria com o mercado tendesse a um equilíbrio. Fisher, juntamente com Bachelier, foi um dos precursores no uso intensivo de matemática no mercado financeiro.

Em 1952, Harry Markowitz, unindo conhecimentos de pesquisa operacional e teoria econômica, propôs o modelo da média-variância. Markowitz propôs que a média dos retornos históricos das ações seria a expectativa matemática para seus retornos no futuro e, de uma forma diferente do visto por praticantes da época, que consideravam risco simplesmente como a probabilidade de “algo ruim” acontecer, utilizou a variância desses retornos como métrica de medição do risco, sendo ela também uma medida da probabilidade do resultado futuro se desviar da expectativa. De maneira também inovadora, ele inseriu em seu modelo as correlações entre as ações individuais do portfólio no seu modelo, argumentando que a variância do portfólio como um todo depende dessas correlações.

No início da década de 70, a comunidade científica de finanças passou a adotar uma abordagem amplamente quantitativa, início daquilo que hoje conhecemos por *quantitative finance*. Os trabalhos de William Sharpe, John Lintner, Jack Treynor, dentre outros, deram base para o conhecido *Capital Asset Pricing Model*, ou simplesmente CAPM, uma das primeiras formas integralmente quantitativas de se calcular o retorno esperado de uma ação individual, tendo como principal *input* a correlação do ativo com o mercado. Fischer Black e Myron Scholes, também no início da década de 70, idealizaram o modelo de Black-Scholes para precificar opções de ações, derivativos financeiros que dão ao seu detentor o direito de comprar ou vender um ativo financeiro em uma determinada data e a um determinado preço.

Todos esses modelos matemáticos possuem em comum a premissa de que os retornos dos ativos seguem uma distribuição normal. Em 1960, Benoit Mandelbrot, um matemático da empresa de tecnologia IBM, observou que os retornos de contratos futuros de algodão possuíam as chamadas *fat tails*, característica de distribuições de probabilidade que possuem uma frequência de eventos de cauda (raros) maior do que o previsto pela curva de Gauss, além de notar que esses eventos raros também eram seguidos temporalmente um do outro, o que é chamado de dependência. Mais tarde, ele veio a desenvolver a teoria dos fractais como alternativa ao uso da distribuição normal, partindo das chamadas *power laws*, que preveem uma probabilidade maior para os eventos de cauda.

## 1.2 FINANÇAS MATEMÁTICAS NOS DIAS ATUAIS

No passado, obter dados era muito custoso e recursos computacionais eram limitados, de tal forma que os pesquisadores focavam nas hipóteses que faziam mais sentido teórico. Já no século XXI, a obtenção de dados é de baixo custo e os recursos computacionais são mais acessíveis, de tal forma que não é necessário nem mesmo que o pesquisador formule uma hipótese *a priori*, existem algoritmos que fazem com que padrões apareçam e, com técnicas do chamado *machine learning*, eles podem ser validados (Arnott, Harvey, & Markowitz, 2019).

Entretanto, existem riscos associados ao uso massivo de dados e *machine learning* em finanças. López de Prado e Lewis (2018) descrevem o chamado *backtest overfitting*, que é quando “o pesquisador faz uma descoberta falsa (falso positivo) por selecionar o melhor resultado após realizar uma multiplicidade de testes no mesmo conjunto de dados”. Eles também argumentam que o problema de se detectar falsos positivos é talvez o problema em aberto mais importante dentro das finanças matemática.

Dentro desse contexto de uso intensivo de dados e de recursos computacionais abundantes, estudos de portfólios de fatores, o chamado *factor investing*, uma forma sistemática de montagem de portfólios, ganha força.

### 1.3 FACTOR INVESTING

Estudos em *factor investing*, como é chamada mundialmente essa estratégia de investimentos, iniciaram em meados dos anos 30 com Graham & Dodd (Cerniglia & Fabozzi, 2018). Fatores, segundo Cerniglia & Fabozzi (2018), são “ativos que pertencem a grupos de características similares”. Como exemplos de características, podemos citar *value*, *size*, *momentum*, *volatilidade* e *liquidez* (Koedijk et al, 2016), sendo descritos mais de 400 fatores na literatura acadêmica (Cerniglia & Fabozzi, 2018).

A vasta produção acadêmica sobre o tema acabou trazendo mudanças e novos produtos financeiros para a indústria de gestão de recursos. Após décadas de pesquisas trazerem evidências empíricas de que alguns fatores são relevantes para explicar os retornos de instrumentos financeiros, como ações e títulos de dívida, concluiu-se que existe um prêmio de risco associado à exposição a esses fatores, estimulando a indústria a montar portfólios cuja seleção de ativos é sistematicamente associada a esses fatores (Blitz & Vidojevic, 2018). Segundo a revista *The Economist* (2018), estima-se que estejam alocados mundialmente um montante de US\$ 658 bilhões em ETFs (*exchange traded funds*) que replicam estratégias de investimento em fatores. Um exemplo de fator bastante testado na literatura é o fator *low volatility*, no qual pesquisadores concluem que ações de menor volatilidade histórica tendem a performar melhor que ações de maior volatilidade histórica, existindo, portanto, um prêmio de risco associado a deter ações com essa característica.

Esse elevado número de fatores e o impacto que esse tópico possui no mercado é naturalmente objeto de ceticismo, originando questões de relevância prática e mercadológica: quais fatores realmente geram retornos anormais? Sob quais condições eles geram esses retornos? Toda e qualquer estratégia que leve em consideração esses fatores é vencedora?

## 2 METODOLOGIA

No ramo de finanças não há algo como um laboratório no qual é possível realizar experimentos controlando e isolando condições ambientais ao testar uma hipótese. Assim, simulações de como um portfólio teria performado em um período histórico particular,

chamadas de *backtests*, acabam por ser uma ferramenta amplamente utilizada por pesquisadores (López de Prado & Lewis, 2019). Essa é a ferramenta que optamos por utilizar no presente trabalho.

## 2.1 FATORES ESTUDADOS

Os fatores que examinaremos são: momentum, *value*, dividendos, volatilidade e *size*. É válido fazermos uma breve conceituação e revisão de literatura de cada um desses fatores e, também, trazer um pouco do contexto histórico no qual esses fatores surgiram.

É importante ressaltar que os portfólios montados utilizaram como critério de seleção de ativos alguma métrica que representa cada um desses fatores, mais precisamente, uma métrica ou a combinação de duas métricas.

### 2.1.1 MOMENTUM

De maneira genérica, podemos dizer que momentum é comprar (vender) as ações que mais subiram (caíram) em um determinado período. A forma de medição de momentum pode ser comparando o preço atual com o preço médio histórico (Levy, 1967), efetuando o cálculo de retorno simples em um dado período de tempo, mais comumente, 12 meses (Gray & Vogel, 2016), dentre outras metodologias.

Levy (1967) realizou um dos primeiros estudos de momentum, criando a ideia de *relative strength*, na qual ações de maior retorno passado - preço atual acima do preço médio das últimas 27 semanas - são selecionadas em detrimento das de menor retorno, resultando em um portfólio de melhor performance em relação a portfólios selecionados aleatoriamente. Entretanto, por ser incompatível com a teoria dos mercados eficientes, seus estudos tiveram pouca atenção na época (Gray & Vogel, 2016).

Após algumas décadas, Jegadeesh & Titman (1993) retomaram o tema e testaram uma estratégia que comprava as ações de maior retorno e vendia as de menor retorno e identificaram que sua performance foi melhor do que a do *benchmark*. O artigo *On Persistence and Mutual Fund Performance* de Mark Carhart, publicado em 1997, foi provavelmente o primeiro a cunhar o termo momentum, além de encorajar novos artigos estudando o fenômeno (Gray & Vogel, 2016). Momentum é um fator muito testado na literatura e sobreviveu mesmo sendo objeto de diversas tentativas de falsificação (Blitz & Vidojevic, 2018). Entretanto, é pouco comum

veremos as ações brasileiras como objeto desses estudos, sendo essa uma das motivações para incluirmos esse fator.

### 2.1.2 VALUE

O fator *value* pode ser descrito como “ações baratas relativas ao seu valor fundamental” (Koedijk, Slager, & Stork, 2016), o qual podemos entender como sendo o preço da ação em relação ao desempenho financeiro e contábil da empresa (lucratividade, valor total de ativos, nível de endividamento etc.). Assim como no exemplo do momentum, há uma gama de possibilidades de como mensurar esse fator. Fama & French (1992) utilizaram a métrica *book-to-market equity* (BE/ME) e Basu (1977) a métrica *earnings-price ratio* (E/P) e, em ambos os casos, quanto maior a métrica, mais barato o ativo estaria. Ambos também encontraram evidências de retornos anormais fazendo uso dessas métricas.

Vale aqui fazermos algum aprofundamento na interpretação econômica de ambas métricas, pois foram elas as utilizadas no presente estudo. Análogo ao BE/ME e ao E/P, utilizamos as métricas chamadas de preço por valor patrimonial por ação (P/VPA) e preço/lucro (P/L), respectivamente.

#### 2.1.2.1 P/VPA

A P/VPA é calculada da seguinte forma (Status Invest, 2022):

$$\frac{P}{VPA} = \frac{\text{Preço da Ação}}{\text{Valor Patrimonial por Ação}} \quad (2.1)$$

O valor patrimonial por ação (VPA) é dado pela divisão entre o patrimônio líquido da empresa (PL) e o número de ações em circulação e o preço da ação é seu valor de mercado (Status Invest, 2022). A forma de interpretar essa métrica é facilitada através de um exemplo: imagine que a empresa A possui em uma determinada data um VPA de R\$ 10,00 e o preço de mercado de suas ações é de R\$ 5,00. Isso significa que, ao comprar uma ação por R\$ 5,00, o investidor está comprando o equivalente a R\$ 10,00 de patrimônio líquido da empresa, ou seja, para cada R\$ 0,50 investido, ele adquire R\$ 1,00 de PL. Se a empresa for vendida integralmente pelo seu valor patrimonial, esse investidor receberia R\$ 10 para cada ação comprada. Assim,



interpretamos que, quanto menor for o P/VPA, mais barata a empresa está em relação ao seu valor patrimonial.

Optamos por utilizar o P/VPA ao invés do BE/ME por ser a métrica mais comumente utilizada no Brasil e, possuindo a mesma interpretação econômica, mantém a essência do que é o fator *value*.

#### 2.1.2.2 P/L

O índice preço/lucro é dado pela seguinte fórmula (Corporate Finance Institute, 2022):

$$\frac{P}{L} = \frac{\text{Preço da Ação}}{\text{Lucro por Ação}} \quad (2.2)$$

O lucro por ação (LPA) é calculado dividindo o lucro da empresa em um determinado período (no caso, utilizamos 12 meses) pela quantidade de ações em circulação.

Assim como para o P/VPA, convém trazer um exemplo objetivando facilitar a compreensão da forma de se interpretar essa métrica. Suponha que determinada companhia tenha um LPA de R\$ 20,00 e está sendo negociada a R\$ 100,00, resultando em P/L de 5. Isso significa que o investidor que comprar essa ação está pagando 5 vezes o lucro anual da empresa, ou seja, para R\$ 1 que a empresa lucra, o investidor está pagando R\$ 0,20. Agora, se imaginarmos uma outra companhia cujo P/L seja 3, por exemplo, observando somente essa métrica, a de P/L menor é mais barata em relação a de P/L maior.

Optamos por utilizar essa métrica ao invés do E/P pelas mesmas razões da utilização do P/VPA ao invés da BE/ME.

#### 2.1.3 DIVIDENDOS

Incorporar a política de dividendos da empresa na precificação de suas ações é uma relevante discussão tanto acadêmica quanto prática. O pagamento de dividendos por parte da empresa acaba incentivando seus acionistas a comprar mais ações a preços mais altos, mas também dá mostras de que ela não possui oportunidades de investimento atrativas para o crescimento de seus negócios (Black, 1976). Partindo das premissas de que não existem

impostos e de que o investidor é indiferente em obter o retorno de seus investimentos na valorização das ações ou com o pagamento de dividendos, Miller & Modigliani (1961) concluem que o fato de uma empresa pagar ou não dividendos não afeta seu valor de mercado. Além disso, alguns estudos empíricos, como Black e Scholes (1974), encontraram que os retornos esperados de ações de baixa e alta taxa de pagamento de dividendos são similares, tanto considerando ou desconsiderando impostos, de tal forma que de fato o pagamento desses proventos é irrelevante para a precificação do ativo.

Entretanto, há estudos que vão na direção contrária. Litzenberger & Ramaswamy (1979) trazem evidências de que há uma relação positiva entre o *dividend yield* (dividendos pagos dividido pelo preço da ação) e os retornos esperados das ações da NYSE (*New York Security Exchange*), uma das bolsas de valores americanas.

Além disso, no Brasil, há diferença na taxa de imposto a depender do tipo de ganho obtido pelo investidor e pelas características do próprio investidor. Para investidores pessoa física, o recebimento de dividendos é isento de imposto enquanto os ganhos de capital, a depender do volume, podem ser taxados. Já para fundos de investimento, não há taxa de imposto para nenhum dos tipos de ganho, ocorrendo pagamento de imposto somente no ato do resgate de recursos por parte de cotistas do fundo. Portanto, uma das premissas não se revela verdadeira, mais especificamente, ganhos de capital podem ser taxados e dividendos nunca são taxados.

#### 2.1.4 VOLATILIDADE

A volatilidade é amplamente utilizada por acadêmicos e praticantes essencialmente como uma medida de risco. Markowitz (1952) propôs o modelo da média-variância composto pelos parâmetros média (retorno) e variância (volatilidade), cujo objetivo era obter o maior retorno com a menor volatilidade, essa última sendo entendida como o risco da carteira e derivada do conceito estatístico de desvio padrão.

Outro uso da volatilidade se deu na precificação de ativos com Sharpe (1964) e o ainda amplamente utilizado modelo *Capital Asset Pricing Model* (CAPM). O fator *beta* é apresentado como sendo explicativo dos retornos, e esse por sua vez é a correlação entre o índice de mercado e o ativo, incorporando a volatilidade. Partindo das premissas de que o *beta* mede o risco relativo a algum índice de mercado e de que investidores racionais exigirão maior retorno ao correr maiores riscos, os retornos esperados devem ser diretamente proporcionais ao *beta* do ativo. O *beta* é um dos fatores amplamente utilizados no contexto do *factor investing* e muitas

vezes é a métrica de volatilidade utilizada (Koedijk et al, 2016), muito pela influência e impacto que o artigo de Sharpe teve na comunidade acadêmica e na indústria.

Entretanto, estudos subsequentes trouxeram evidências que iam de encontro ao proposto pelo CAPM. Fama e French (1992) trouxeram evidências empíricas de que a relação entre o *beta* do mercado e os retornos médios é plana, mesmo quando somente o *beta* é a variável explicativa. Black et al. (1972) apresentaram que, entre 1931 e 1965, a performance de ações de baixo *beta* foi maior do que o previsto pelo modelo CAPM e maior do que as de alto *beta*. Observações empíricas, portanto, não só desafiam o modelo CAPM como tendem a ir na direção contrária, estimulando estudos subsequentes a respeito do tema.

Blitz & van Vliet (2007) trouxeram evidências de que portfólios de menor volatilidade construídos a partir dos decis de uma lista de ações ranqueada pela sua volatilidade no período de dezembro/1985 até janeiro/2006 apresentam retornos similares ao índice de mercado de referência (*FTSE World Developed Index*) porém com menor risco. Como métricas de volatilidade, foram utilizados tanto a volatilidade medida pelo desvio padrão dos retornos históricos como o *beta* das ações. Os autores também analisaram outras métricas de risco como máximo *drawdown* e identificaram que esses portfólios também performam melhor do que o mercado em geral. A exemplo do momentum, o efeito *low vol* (baixa volatilidade) também é um dos fatores que sobreviveram a intenso escrutínio por parte da academia (Blitz & Vidojevic, 2018).

#### 2.1.5 SIZE

O fator *size* pode ser definido como simplesmente o “tamanho” da empresa, ou seja, seu valor de mercado (VM), dado pelo preço da ação multiplicado pelo total de ações em circulação (Fama & French, 1993).

Banz (1980) testou a relação empírica entre o VM das empresas e seus retornos futuros e identificou que ações de menor VM obtiveram retornos ajustados pelo risco maiores do que empresas de maior VM. Entretanto, ele ressaltou que esse é um efeito não linear, com o efeito ocorrendo intensamente em empresas muito pequenas, mas de pouca relevância ao comparar médias e grandes. Laborda et al. (2016) também trouxeram evidências de que o fator *size* teve boa performance nos mercados americano, britânico e europeu, exceto em momentos de estresse no mercado, como em períodos de crise econômica por exemplo.

É evidente que esse fator só pode ser analisado em termos relativos, pois uma empresa só pode ser dita “grande” ou “pequena” em relação a algum referencial. Fama e French (1992) propuseram uma métrica chamada *small minus big* (SMB) que reflete o retorno histórico em excessos das empresas pequenas em relação às grandes.

## 2.2 DESCRIÇÃO DOS DADOS E MODELO UTILIZADOS NO TRABALHO

Os dados foram obtidos através da plataforma Economática e compreendem o período entre dezembro/99 e dezembro/21. As séries históricas são de periodicidade mensal e as informações relativas às empresas (nome, setor, data da última cotação etc.) são estáticas. A Tabela 1 apresenta as métricas coletadas de cada um dos fatores.

TABELA 1 - Resumo de dados coletados

Fator	Métrica	Periodicidade	Horizonte de cálculo
Momentum	Retorno	Mensal	Nos últimos 12/24/36 meses
Volatilidade	Desvio padrão	Mensal	Nos últimos 12/24/36 meses
	Beta	Mensal	Nos últimos 12/24/36 meses
Dividendos	<i>Dividend yield</i>	Mensal	Nos últimos 12/24/36 meses
<i>Value</i>	Preço/Lucro	Mensal	Nos últimos 12 meses
	Preço/Valor Patrimonial por Ação	Mensal	Nos últimos 12 meses
<i>Size</i>	Valor de Mercado	Mensal	No mês

Fonte: O autor (2022)

Vale mencionar que os retornos das ações consultados nessa plataforma já são ajustados por proventos (dividendos, juros sobre capital próprio etc.) e eventos corporativos, representando, portanto, o retorno real que o investidor obteria.

## 2.3 METODOLOGIA *DOUBLE SORTING*

A construção do portfólio se deu utilizando uma adaptação da metodologia *double sorting* descrita em Blitz & van Vliet (2007), aplicando-a de maneira mais ampla e ao mercado de ações brasileiro, não contemplado nessa aplicação dos autores. Montamos portfólios tanto

considerando somente um único fator quanto dois fatores. A motivação para considerar o uso de mais de um fator se dá pelo fato de acreditarmos que dessa forma é possível selecionar as ações individuais de maneira a gerar uma performance melhor. Blitz & Vidojevic (2018) trazem evidências de que portfólios de fator único são sub-ótimos pois “ignoram a possibilidade de as ações não serem atrativas em relação a outros fatores”. Testaremos também essa hipótese ao comparar a performance de portfólios de fator único com os de dois fatores.

A metodologia original de Blitz & van Vliet (2007) consiste nas seguintes etapas, utilizando como exemplo a métrica BE/ME (*value*):

1. Definição do universo investível de ações
2. Dividir esse universo em quintis de acordo seu BE/ME em ordem decrescente
3. Em cada um dos quintis, criar decis de volatilidade em ordem crescente
4. As ações que estão no topo de cada um dos quintis formam o portfolio

Originalmente, os autores aplicam essa metodologia às ações que compõem o índice FTSE, considerando a remontagem dos portfolios a cada novo mês e sempre dentro de um mesmo universo investível. Além disso, eles a utilizam somente como uma tentativa de isolar o fator volatilidade de outros fatores, buscando identificar se ele é de fato relevante.

Algumas questões surgiram: o que aconteceria caso montássemos os portfolios levando em consideração outros fatores e medíssemos a performance deles? E se realizássemos a remontagem anualmente e não mensalmente? E se fizéssemos cortes distintos de universo investível de acordo com a liquidez das ações? Propomos então um modelo similar ao *double sorting* que busca endereçar essas questões.

### 2.3.1 ETAPAS DO MODELO

Nosso modelo consiste nas seguintes etapas:

1. Definição dos parâmetros
  - a. Periodicidade de remontagem da carteira;
    - i. Mensal, trimestral, semestral, anual, a cada dois anos ou a cada três
  - b. Percentil de liquidez;
    - i. 30, 50 ou 70% das ações mais líquidas
  - c. Métrica de fator principal;
  - d. Métrica de fator secundária;

- i. No caso dos portfólios de dois fatores
  2. No primeiro mês ou mês de remontagem de carteira
    - a. Definição do universo investível
      - i. Todas as ações negociadas na bolsa brasileira naquele período
    - b. Manter somente a classe de ações mais líquida de cada empresa
      - i. Isso é feito para evitar a possibilidade de se selecionar mais de uma ação por empresa no portfólio
    - c. Ordenar as ações de forma decrescente de acordo com sua liquidez
      - i. Liquidez é medida pelo volume médio em reais negociado nos 12 meses anteriores
    - d. Efetuar um corte nesse universo, mantendo somente as ações mais líquidas
      - i. No estudo, estamos considerando as 30, 50 ou 70% mais líquidas
      - ii. Caso a multiplicação da quantidade de ações por esse percentual resulte em um número não inteiro, esse valor é arredondado para cima
    - e. Ordenar esse novo universo de forma decrescente pela métrica do fator principal
    - f. Dividir esse novo universo em quartis pela mesma métrica
      - i. Se o portfólio for de fator único, cada quartil será um portfólio
    - g. Caso o portfólio seja de dois fatores
      - i. Dentro de cada quartil, reordenar as ações de forma decrescente pela métrica do fator secundário
      - ii. Dividir cada quartil pela metade
      - iii. Ao final, são 8 portfólios (2 para cada quartil de fator principal)
  3. Nos meses nos quais não há remontagem de carteira
    - a. Verificar se alguma ação descontinuou negociações em bolsa no mês
      - i. Se sim, redistribuir o peso dessa ação proporcionalmente ao peso das demais ações do portfólio
      - ii. Se não, seguir para a próxima etapa
    - b. Efetuar cálculo do retorno do portfólio

Nós executamos essa sequência de etapas para todas as combinações possíveis de fatores principal e secundário, período de remontagem e corte de liquidez, gerando um total de 1.080 portfólios de fator único e 30.240 portfólios de dois fatores, cada um com uma série temporal de 264 retornos mensais, resultando em 8.268.480 dados de retornos mensais.

Após obter esses dados, efetuamos cálculos de métricas de performance para cada um dos portfólios e do Ibovespa com o objetivo de comparar o desempenho deles, tanto no que diz respeito a retorno quanto a risco.

### 2.3.1.1 EXEMPLO DE APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

Objetivando maximizar a compreensão, optamos por trazer um exemplo fictício de forma a ilustrar como é a aplicação do modelo. Para esse exemplo específico, iremos utilizar um período de remontagem trimestral, corte de liquidez de 70%, *dividend yield* dos últimos 12 meses (DY12M) como métrica de fator principal e volatilidade dos últimos 12 meses (Volatilidade12M) como métrica de fator secundária.

Suponha que o universo das ações negociadas na bolsa de ações brasileira ao final do mês de dezembro/99 é composto por 37 ativos de empresas fictícias e as empresas A, D e E possuem 2 classes de ações dentre essas 37. São removidas as classes de ações menos líquidas das empresas A, D e E, resultando em um novo universo de ações composto por 34 ativos. Na sequência, ordenamos as ações de forma decrescente de acordo com sua liquidez e mantemos as 70% mais líquidas, resultando em um novo universo composto por 24 ações ( $34 * 70\% = 23,8 \sim 24$ ).

Agora, começaremos a montagem dos portfólios individuais. Para tal, utilizaremos o fator da métrica principal, no caso o DY12M, dessas 24 ações, ordenando-o de maneira decrescente e dividindo esse universo em quartis, cada um composto por 6 ações. Então, dentro de cada um desses quartis, ordenamos as ações pelo fator da métrica secundária, Volatilidade12M, de maneira decrescente e fazemos uma nova divisão dos quartis, dividindo-os em duas partes, cada parte será um portfólio, obtendo ao final 8 portfólios.

Como esse portfólio foi montado em dezembro de 1999 e seu período de remontagem é trimestral, nos meses de janeiro, fevereiro e março de 2000, apenas calculamos o retorno do portfólio e ao final do mês de março esse processo é repetido e os novos portfólios passam a existir para o mês de abril. Essas etapas são repetidas até o final do período de estudo, dezembro de 2021, e de posse dos retornos mensais de cada um desses portfólios, são calculadas as métricas de performance.

Nesse exemplo, caso o portfólio fosse de fator único e o fator fosse DY12M, os portfólios montados seriam os quartis dessa métrica, não sendo feita a divisão deles pela metade a partir do fator secundário.

### 3 MÉTRICAS DE PERFORMANCE UTILIZADAS NO TRABALHO

#### 3.1 RETORNO DO PORTFÓLIO

O retorno do portfólio no mês  $t$  é dado por

$$R_t = \sum_i^n R_{it} * P_{it-1} \quad (3.1)$$

em que  $R_{it}$  é o retorno do ativo  $i$  no mês  $t$  e  $P_{it-1}$  é o peso do ativo  $i$  no mês  $t-1$ . Quando  $t = 0$  ou quando há uma remontagem da carteira, o peso do ativo é dado por

$$P_{it-1} = \frac{1}{n} \quad \forall i \leq n \quad (3.2)$$

onde  $n$  é o número de ativos no portfólio. Ou seja, todos os ativos são alocados com mesmo peso no primeiro mês da série histórica e nos meses em que há remontagem do portfólio.

#### 3.2 RETORNO ANUALIZADO

Para comparar os retornos dos portfólios, utilizamos a métrica de retorno anualizado, conveniente quando se compara retornos em períodos extensos e também bastante comum na indústria. Consideramos  $R_t$  o retorno do portfólio no mês  $t$  de um total de  $T = 264$  meses e, como um ano possui 12 meses, utilizamos  $f = 12$  (Bacon, 2004).

$$R_{\%a.a} = \left( \prod_t^T (1 + R_t) \right)^{\frac{f}{T}} \quad (3.3)$$

#### 3.3 VOLATILIDADE ANUALIZADA

É de conhecimento geral que o investimento em ações possui riscos, sendo prudente que o investidor de alguma forma os mensure ao avaliar a performance de sua carteira. Para



isso, utilizamos a métrica de volatilidade, dada pelo desvio padrão dos retornos mensais dos portfólios.

Na sequência, a volatilidade é anualizada pelas mesmas razões que o retorno o foi. Considerando  $\sigma$  como o desvio padrão do portfólio, anualizamos esse valor, e pela mesma razão do retorno anualizado, utilizamos  $f = 12$  (Bacon, 2004).

$$V_{\%a.a} = \sigma * \sqrt{f} \quad (3.4)$$

### 3.4 RETORNO EM EXCESSO (ALFA)

Na indústria de fundos de investimentos, é comum que se compare os retornos dos fundos com um índice de referência, ou *benchmark*, que melhor represente a estratégia do fundo. Dados coletados pela plataforma Quantum com data-base 31/08/2022 mostram que, dos 1.579 fundos de ações que possuem um *benchmark* definido, 1.167 (74%) utilizam o índice Bovespa (Ibovespa) como comparativo. Objetivando tornar o estudo o mais próximo possível das práticas da indústria, faz sentido, portanto, não só comparar a performance dos portfólios entre eles, como também com a do Ibovespa.

A diferença entre o retorno anualizado  $R_P$  do portfólio e do benchmark  $R_B$  é chamada de retorno em excesso, ou mais comumente na indústria, de alfa ( $\alpha$ ), sendo calculada da seguinte forma (Bacon, 2004):

$$\alpha = R_P - R_B \quad (3.5)$$

### 3.5 ALFA UP E ALFA DOWN

É do nosso interesse identificar também se a geração de alfa dos portfólios se dá porque eles sobem mais ou caem menos que o mercado. Para isso, dividimos a série temporal do Ibovespa em retornos positivos e negativos obtendo duas séries temporais. Na sequência, filtramos a série temporal do portfólio mantendo somente os meses positivos (negativos) do Ibovespa e calculamos o alfa com a série temporal positiva (negativa) do *benchmark*, obtendo as métricas alfa *up* para os retornos positivos e *alfa down* para os retornos negativos. Não encontramos esses conceitos de alfa up e alfa down na literatura. Como eles serão importantes para o desenvolvimento do trabalho, os definimos da seguinte forma

$$\alpha_{up} = R_{P^+} - R_{B^+} \quad (3.6)$$

$$\alpha_{down} = R_{P^-} - R_{B^-} \quad (3.7)$$

onde  $R_{P^+}$  é o retorno anualizado do portfólio considerando somente os meses positivos,  $R_{B^+}$  é retorno anualizado dos meses positivos do *benchmark*,  $R_{P^-}$  é o retorno anualizado dos meses negativos do portfólio e  $R_{B^-}$  é o retorno anualizado dos meses negativos do benchmark.

### 3.6 BETA

Além do retorno, é possível comparar o risco do portfólio em relação a um *benchmark* através do cálculo do beta ( $\beta$ ) do portfólio. A forma amplamente utilizada na literatura e na indústria é dada por Bacon (2004):

$$\beta = \frac{\sum((R_P - \bar{R}_P)(R_B - \bar{R}_B))}{\sum(R_B - \bar{R}_B)^2} \quad (3.8)$$

onde  $\bar{R}_P$  e  $\bar{R}_B$  são o retorno médio do portfólio e do *benchmark*, respectivamente, e  $R_P$  e  $R_B$  o retorno do portfólio e do *benchmark*, respectivamente, em um determinado mês.

### 3.7 MÁXIMO DRAWDOWN

Outra medida relevante de risco é a perda máxima do portfólio no período analisado, sendo o drawdown uma métrica adequada para esse fim, mais especificamente, o máximo drawdown. O drawdown pode ser entendido como a distância entre máximo e mínimo local definido por um período  $t \leq T$  do valor  $P$  do portfólio, sendo de nosso interesse o maior drawdown ocorrido no período.

$$D(t) = \{P(t) - P(T)\} \quad (3.9)$$

De (3.9) temos que o máximo drawdown é dado por

$$M(D) = \max\{D(t)\} \quad (3.10)$$

### 3.8 ÍNDICE DE SHARPE

É também relevante que mensuremos se o retorno do portfólio foi atrativo em relação ao risco assumido. Com essa finalidade, Sharpe (1966) propôs a divisão do retorno do portfólio pelo seu risco, este medido pela sua volatilidade. Essa métrica ficou conhecida como índice de Sharpe e é dada por (Sharpe, 1966)

$$S = \frac{R_{\%a.a}}{V_{\%a.a}} \quad (3.11)$$

É comum que no numerador da Equação 3.11 seja feita a subtração do retorno do portfólio com o da taxa livre de risco. Optamos por utilizar na forma (3.11) pois, como nosso interesse é comparar os fatores entre si e com o desempenho do Ibovespa, a taxa livre de risco adicionaria um grau de complexidade irrelevante para os objetivos do estudo. Além disso, historicamente, o CDI (taxa livre de risco comumente utilizada no mercado brasileiro) costuma ser bastante elevado e acabaria por dificultar a interpretação dos resultados por parte de leitores habituados a outros mercados nos quais essa taxa é substancialmente menor, como o mercado americano por exemplo. Ademais, a interpretação do índice de Sharpe é uma medida da relação risco-retorno, trazendo o quanto de retorno foi gerado por unidade de risco (nesse caso, medido pela volatilidade) incorrido pelo investidor.

## 4 RESULTADOS E ANÁLISES

Os dados de performance dos portfólios são variados e em grande quantidade, permitindo uma série de análises diferentes. Assim, optamos pela realização de uma análise exploratória, que julgamos ser adequada para se tirar conclusões relevantes a partir da observação dos dados.

As análises serão estruturadas da seguinte forma: primeiro são analisados os comportamentos gerais de todos os portfólios, sem fazer distinção entre os fatores por eles utilizados, mas verificando hipóteses a respeito da periodicidade de remontagem e do universo de liquidez. Na sequência, serão feitas análises individuais de cada fator, buscando compreender quais as características dos portfólios e da performance por eles gerada. Por fim,

para cada fator, analisaremos se acrescentando o segundo fator haverá melhora na performance dos portfólios de fator único, quais são esses portfólios de fator único, suas características e sua performance.

#### 4.1 COMPORTAMENTO DOS PORTFÓLIOS

A Tabela 2 traz uma análise dos portfólios em comparação com o *benchmark* de referência, o Ibovespa. Nela, podemos observar alguns dados relativos à performance do Ibovespa, como seu retorno e volatilidade anualizados, além do máximo drawdown e Sharpe, todos no período analisado, além de uma comparação dessas métricas com a dos portfólios gerados. Para as métricas de retorno e Sharpe, quanto maior melhor, e para volatilidade e máximo drawdown, quanto menor melhor.

TABELA 2 - Performance geral dos portfólios em relação ao Ibovespa

<b>Performance do Ibovespa (Dez/1999 até Dez/2021)</b>	
Retorno anualizado	8,6%
Volatilidade anualizada	24,8%
Máximo Drawdown	51,6%
Sharpe	0,35
<b>Comparação dos portfólios com o Ibovespa</b>	
Quantidade de Portfólios	31.320
% de portfólios cujo retorno é maior (alfa positivo)	90%
% de portfólios cujo Sharpe é maior	86%
% de portfólios cujo máximo drawdown é menor	50%
% de portfólios cuja volatilidade é menor	51%

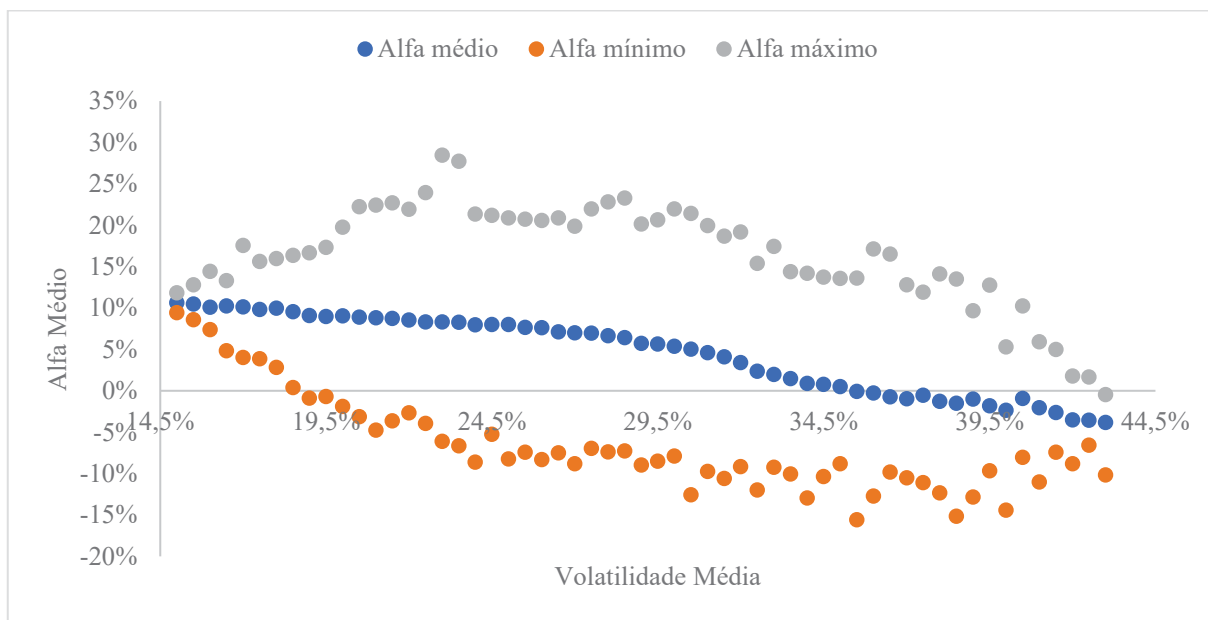
Fonte: O autor (2022)

Da Tabela 2, podemos inferir que os portfólios, em geral, possuem uma relação risco-retorno mais atrativa que a do Ibovespa (86% possuem Sharpe maior), independentemente dos fatores, período de remontagem e universo de liquidez selecionados. Essa melhor performance se materializa mais pela ótica do retorno do que pela do risco, pois somente 51% dos portfólios tiveram uma volatilidade (risco) menor do que o Ibovespa, ao passo que 90% tiveram retorno maior do que o índice. Essas são evidências que poderiam estimular estudos subsequentes buscando compreender o porquê desse *benchmark* ser pouco eficiente.

A análise de risco-retorno é bastante comum na comparação de portfólios. A Figura 1 traz o alfa médio, mínimo e máximo dos portfólios por intervalo de volatilidade, cujo tamanho convencionamos ser 0,5%. Por exemplo, os portfólios cuja volatilidade anualizada está no

intervalo [19%-19,5%] possuem alfa anualizado médio, mínimo e máximo de 9%, -1% e 17%, respectivamente. Optamos por utilizar o alfa anualizado em detrimento do retorno pelo fato dessa métrica já ser em comparação ao *benchmark*, o que acreditamos que seja de maior relevância para o investidor de ações.

FIGURA 1 - Alfa por intervalo de volatilidade



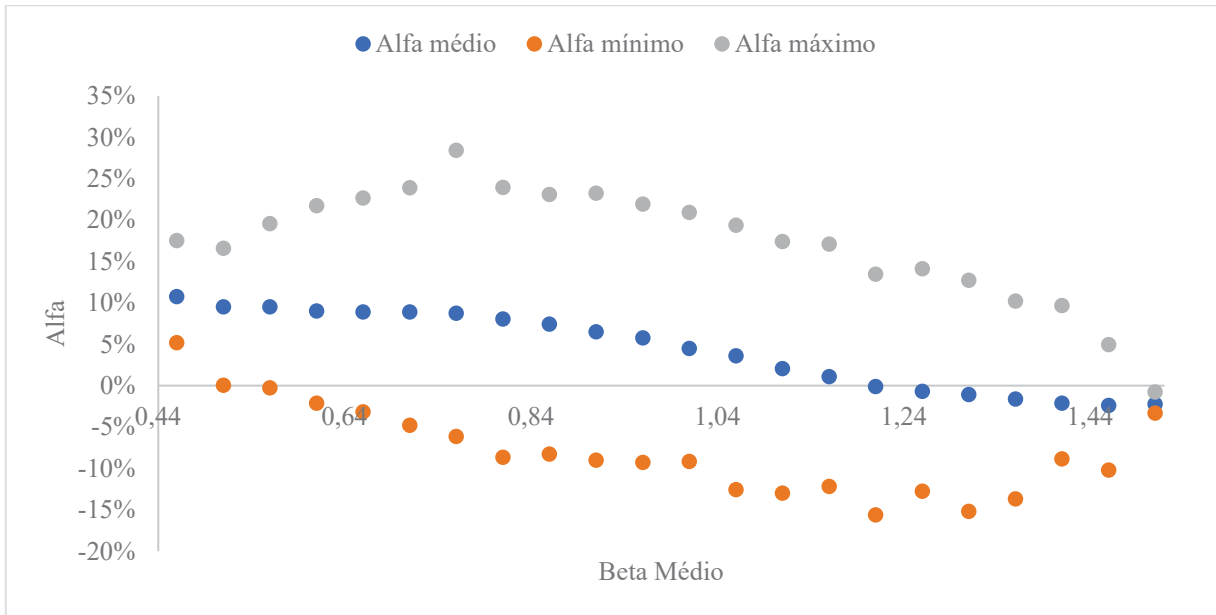
Fonte: O autor (2022)

Uma das premissas do modelo CAPM é de que o investidor exigirá um retorno maior para um risco maior, e em um mercado eficiente, essa relação é diretamente proporcional. Entretanto, observando a Figura 1, podemos inferir que quanto maior o risco (volatilidade) incorrido pelo portfólio, menor o alfa médio, de tal forma que essa relação se demonstrou inversamente proporcional.

Mas houve também um potencial benefício de aumentar o risco até certa medida. O alfa máximo dos portfólios é crescente até próximo do intervalo [23,5%-24%] de volatilidade, porém logo na sequência esse retorno máximo passa a decair. O alfa mínimo, por sua vez, apresenta comportamento contrário ao alfa máximo, sendo decrescente até aproximadamente esse mesmo nível de volatilidade, quando assume uma tendência pouco clara. Mesmo o investidor mais propenso a assumir riscos não deveria assumir riscos acima desses níveis de volatilidade. Também é notável que todos os portfólios cujo alfa mínimo é negativo possuem volatilidade maior do que 18,5% a.a.

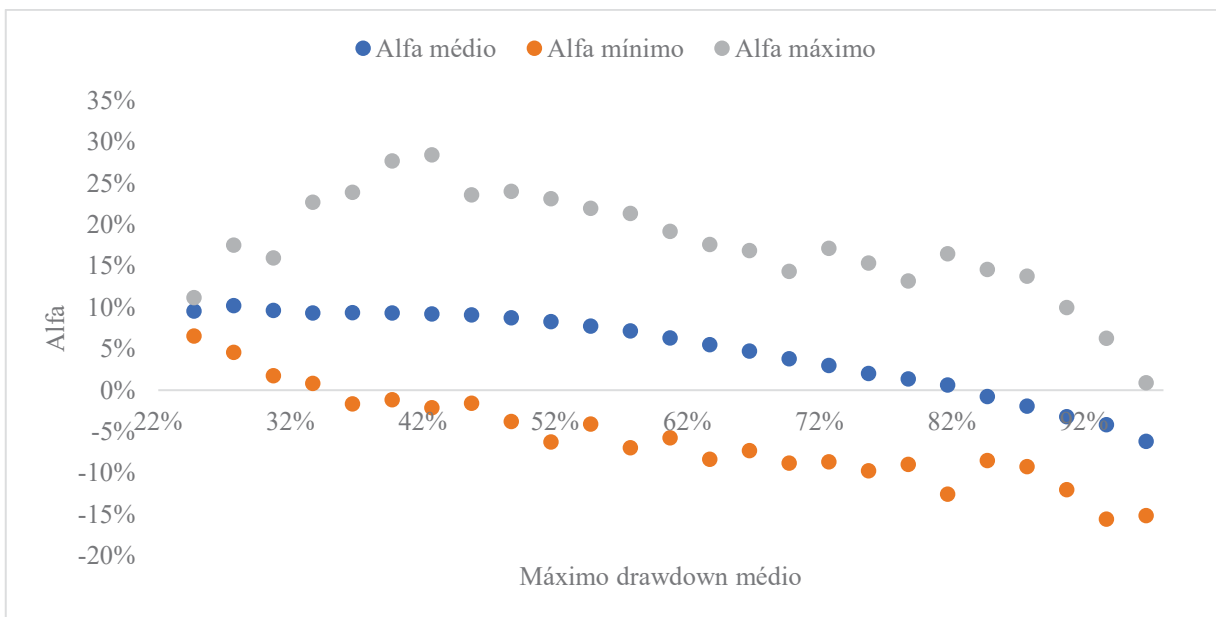
As Figuras 2 e 3 trazem a mesma comparação, porém utilizando o beta e o máximo drawdown, respectivamente, como medidas de risco. Observações similares às realizadas para o caso da volatilidade podem, também, ser feitas para essas métricas.

FIGURA 2 - Alfa por intervalo de beta



Fonte: O autor (2022)

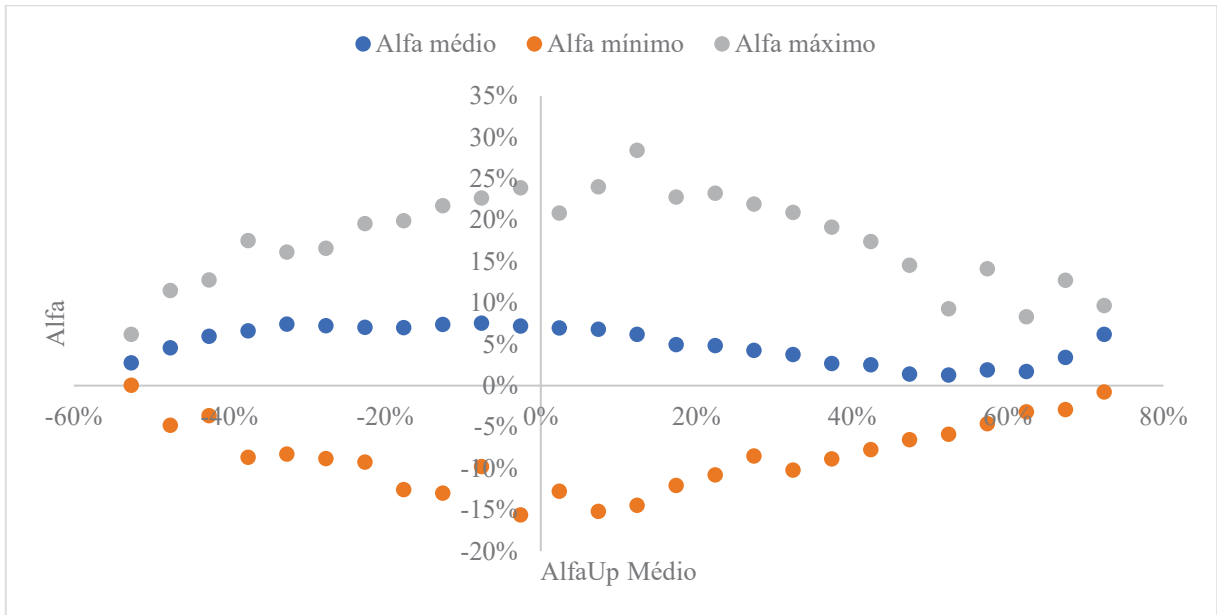
FIGURA 3 - Alfa por intervalo de máximo drawdown



Fonte: O autor (2022)

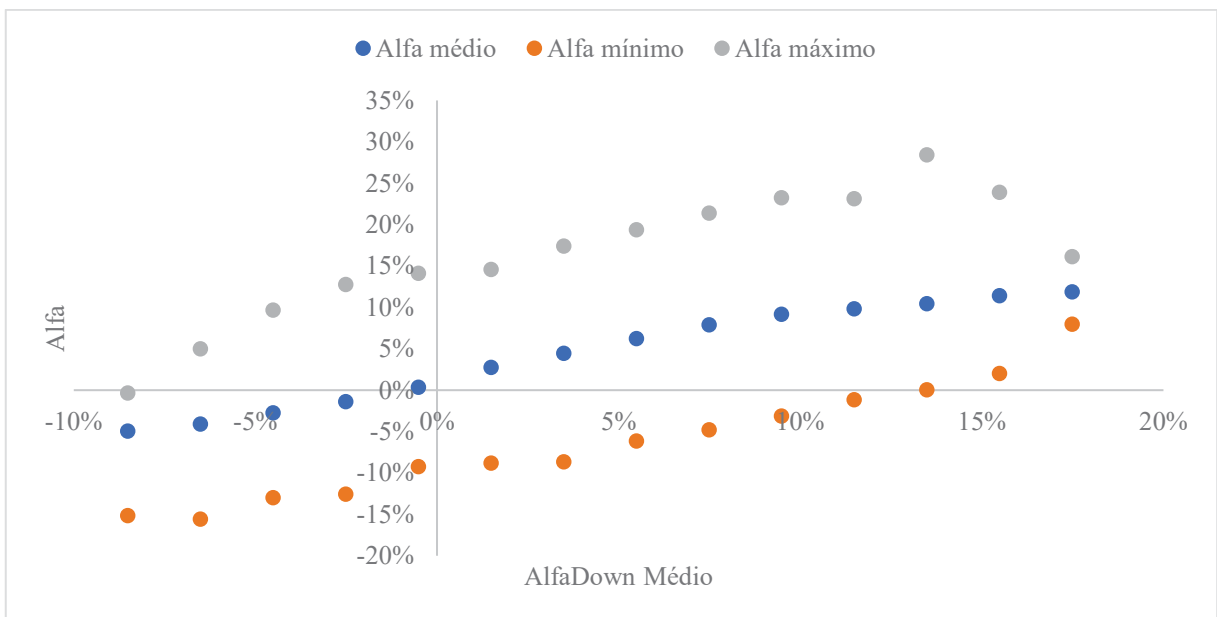
Também é do interesse do investidor entender o comportamento dos portfólios em mercados de alta e de baixa. Portfólios que performam melhor do que o *benchmark* em momentos de estresse podem ser considerados mais defensivos do que portfólios que performam melhor em momentos de otimismo. As Figuras 4 e 5 ilustram o alfa dos portfólios em relação as métricas alfa up e alfa down, respectivamente.

FIGURA 4 - Alfa por intervalo de alfa up



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 5 - Alfa por intervalo de alfa down



Fonte: O autor (2022)

Primeiramente, é relevante destacar que os portfólios se apresentaram de forma mais diversa em relação a seu desempenho nos mercados de alta e baixa, evidenciado pelo alfa up variar de aproximadamente -54% até 76% enquanto o alfa down se encontra entre -9% e 17%.

Analisando a métrica alfa up, podemos observar um comportamento crescente e decrescente nos alfa máximo e mínimo respectivamente, enquanto o alfa médio é levemente decrescente. Já no caso do alfa down, notamos um leve crescimento para todas as medidas.

Nossa interpretação é que o investidor se beneficia em ter um portfólio mais defensivo pois a redução da sensibilidade ao mercado em momentos de queda é acompanhada de um aumento do alfa. Portfólios que “caem menos” que o mercado performaram melhor. Entretanto, também entendemos que é interessante para alguns investidores que o portfólio tenha uma performance satisfatória em ambos os mercados.

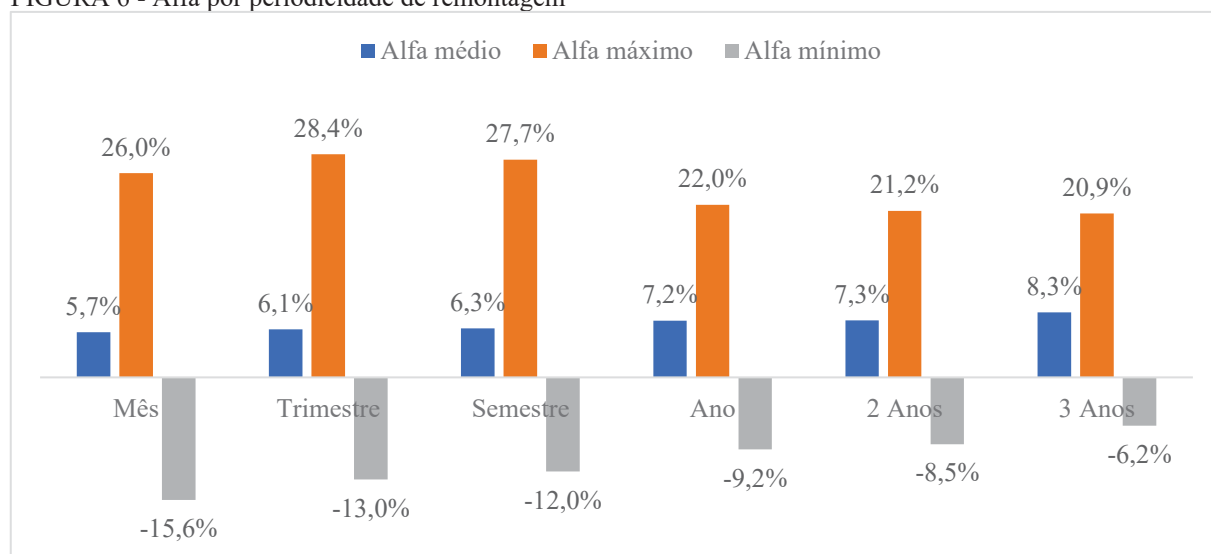
#### 4.1.1 IMPACTO DA PERIODICIDADE DE REMONTAGEM DOS PORTFOLIOS

Nessa seção, buscamos enriquecer o debate a respeito do impacto da periodicidade de remontagem da carteira. Essa é uma decisão que o investidor tem de tomar ao colocar em prática sua estratégia de investimentos.

Mesmo *a priori*, esse parâmetro é relevante pois impacta os custos de transação. Zaremba & Andreu (2018) encontraram evidências de que a periodicidade de remontagem impacta significativamente alguns tipos de estratégias, em alguns casos até eliminando todo o *alfa* gerado por elas, e que a melhor forma de redução desses custos é reduzir sua frequência. Como os custos de transação incidem somente quando o investidor compra ou vende ativos, é intuitivo que quanto menos frequentes forem essas movimentações, menores serão os custos e por consequência os impactos na performance. Embora nesse estudo consideramos todos os portfólios livres de custos, é interessante que levemos em conta esse efeito ao comparar portfólios de periodicidade de remontagem diferentes.

A Figura 6 apresenta um resumo, ainda sem segregação por fatores, do alfa dos portfólios de acordo somente com seu período de remontagem.

FIGURA 6 - Alfa por periodicidade de remontagem



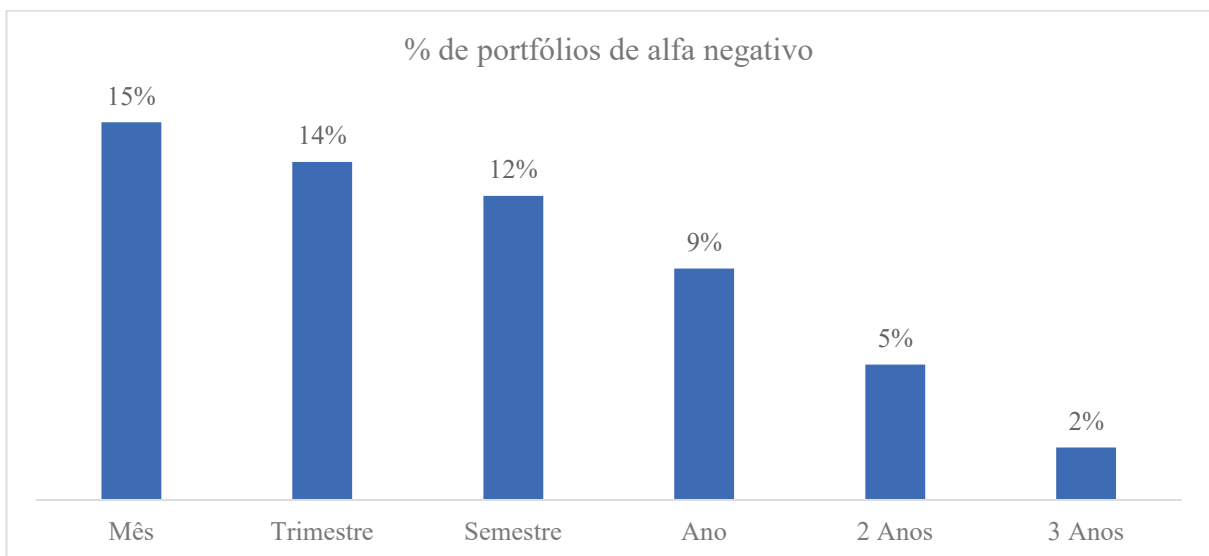
Fonte: O autor (2022)



Há uma aparente tendência conforme se reduz a frequência de remontagem. O *alfa* médio e mínimo gerado pela carteira tende a subir e o *alfa* máximo tende a cair. Vale reforçar que não estamos considerando custos de transação, portanto, na prática, essa diferença entre os períodos deve ser ainda mais acentuada, conforme Zaremba & Andreu (2018).

Podemos concluir que o investidor que optou por movimentar sua carteira em frequências menores acabou por ter uma performance, na média, melhor do que o mercado. Além disso, a probabilidade de seu portfólio ter uma performance pior que o mercado também foi reduzida, conforme ilustrado na Figura 7, que traz o percentual de portfólios cujo *alfa* foi menor do que zero para cada período de remontagem.

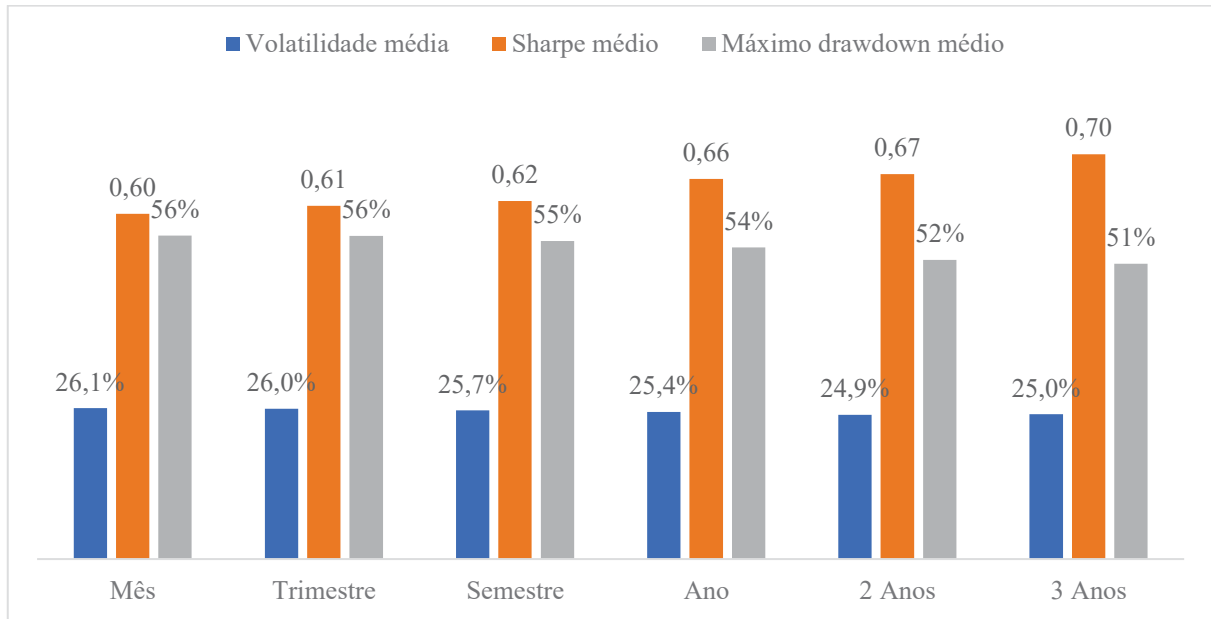
FIGURA 7 - Percentual de portfólios de alfa negativo por periodicidade de remontagem



Fonte: O autor (2022)

Um padrão similar pode ser observado sob as óticas do risco e risco-retorno (Sharpe), conforme ilustrado na Figura 8, que traz a volatilidade, máximo drawdown e Sharpe médios para cada um dos períodos de remontagem. Como a volatilidade melhora marginalmente conforme reduzimos a frequência de remontagem, o melhor Sharpe se dá pelo aumento do retorno (*alfa*) médio, conforme evidenciado na Figura 6. Já a redução no máximo drawdown fica evidenciada como uma redução do risco dos portfólios.

FIGURA 8 - Risco e Sharpe por periodicidade de remontagem



Fonte: O autor (2022)

#### 4.1.2 IMPACTO DA LIQUIDEZ NOS PORTFOLIOS

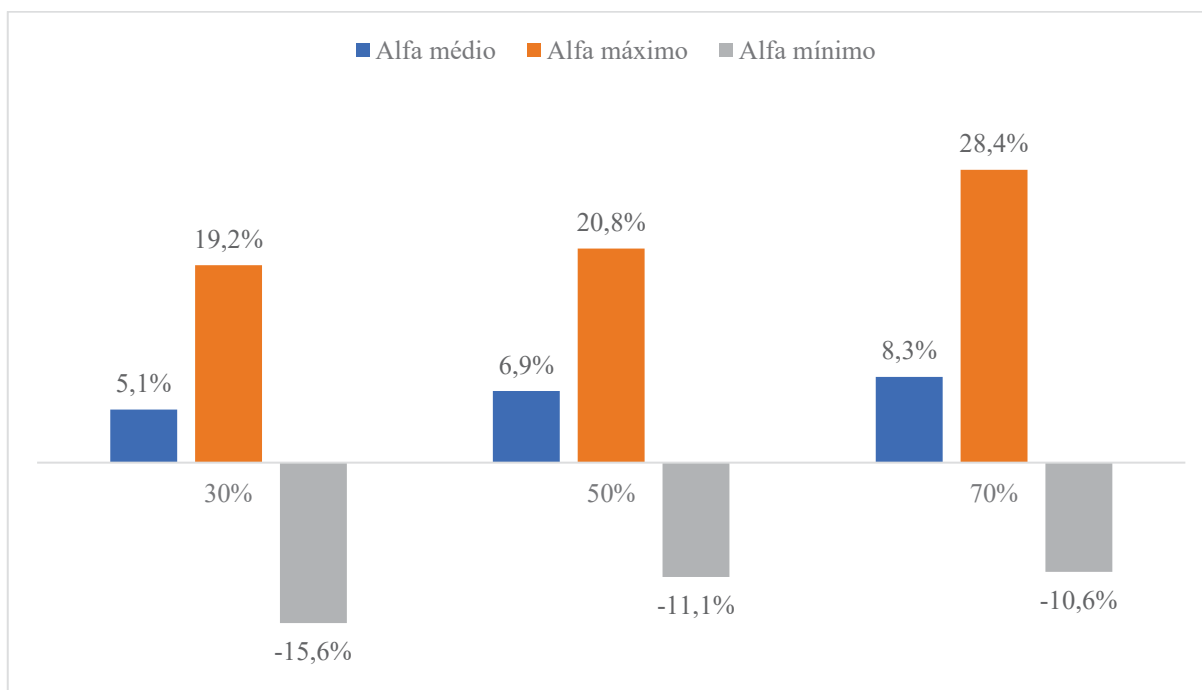
Além da periodicidade de remontagem, também foram aplicados filtros de liquidez aos ativos. Alguns estudos, como Koedjik, Slager & Stork (2016), citam a liquidez como se ela própria fosse um fator, de tal forma que existiria um prêmio de risco associado a carregar ativos de baixa liquidez ao longo do tempo.

Entretanto, aqui não o consideramos como um fator, mas sim como um parâmetro de tomada de decisão que varia de acordo com o tipo do investidor. Como exemplos, podemos citar um fundo de investimentos em ações que possui R\$ 500 milhões de reais de patrimônio e um investidor individual que possui R\$ 2 mil. No caso do primeiro, é inviável que ele opte por ativos cuja negociação diária seja, por exemplo, R\$ 10 mil reais, pois teria dificuldade tanto na compra quanto venda de ações, o que acarreta um risco de liquidez adicional caso ocorra uma onda de resgates. Já no caso do investidor individual cujo portfólio de ações é de R\$ 2 mil reais, essas restrições não existem.

De forma a acomodar a maior parte dos investidores no que tange à liquidez, os filtros que consideramos são de 30, 50 ou 70% das ações mais líquidas. No mesmo exemplo do fundo e do investidor individual, provavelmente o primeiro vai ter uma restrição maior, podendo selecionar ações até no máximo 30% do universo de liquidez, ao passo que o segundo pode explorar um universo maior, selecionando as 70% mais líquidas.

A Figura 9 traz o alfa médio, mínimo e máximo de acordo com cada universo de liquidez. Nela, podemos observar que o investidor mais restrito em termos de liquidez possui um potencial de geração de alfa mais limitado em relação ao investidor sem tais restrições. Alfes médio, máximo e mínimo todos apresentam melhora conforme se expande o universo investível.

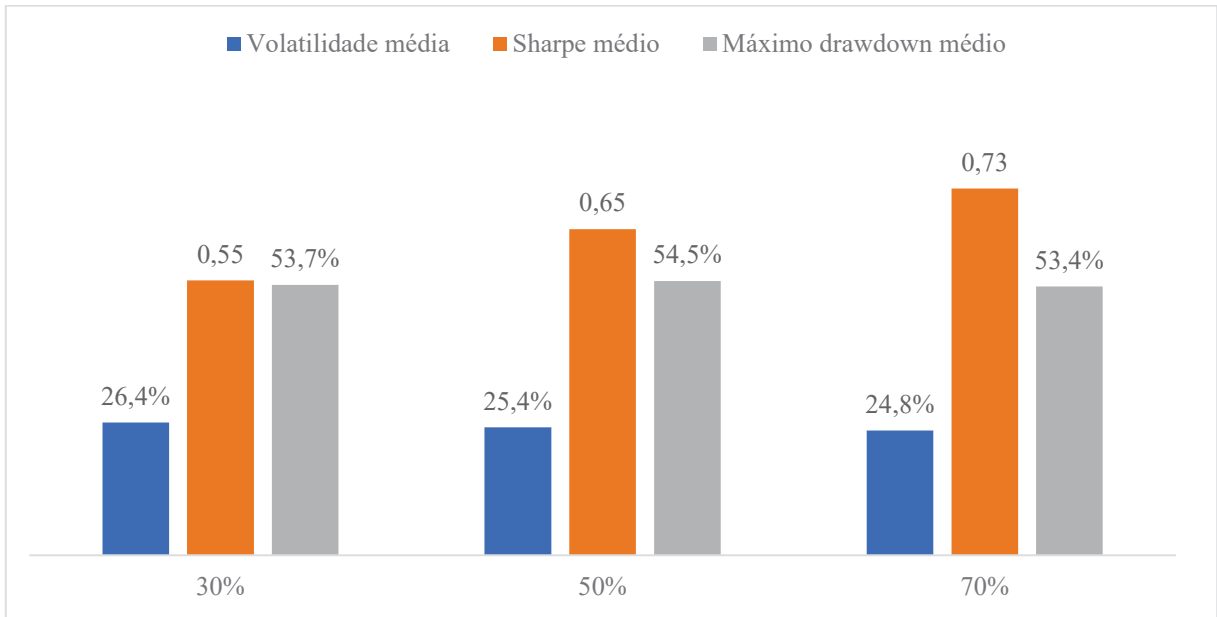
FIGURA 9 - Alfa por liquidez



Fonte: O autor (2022)

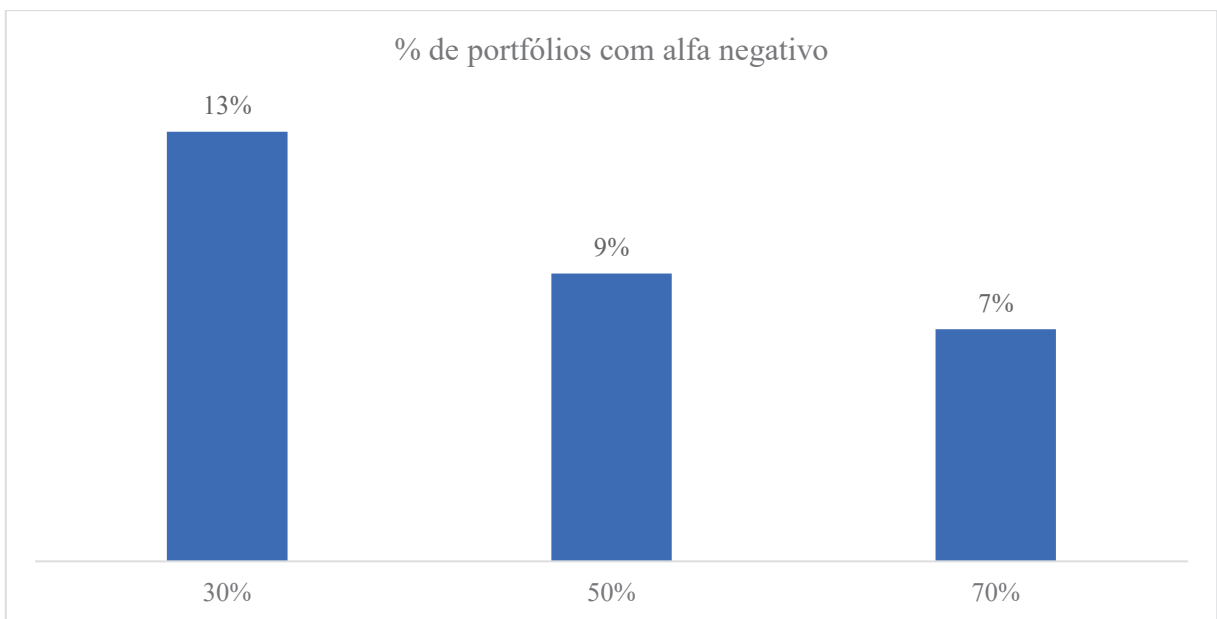
A Figura 10 apresenta a visão em relação as métricas de risco e risco-retorno, a exemplo do demonstrado para a periodicidade de remontagem. As constatações são também muito parecidas, com a exceção do máximo drawdown médio, que não apresentou melhora significativa com o relaxamento da liquidez. Por fim, a Figura 11 apresenta o percentual de portfólios cujo alfa foi negativo, com uma tendência de queda conforme se expande o universo investível.

FIGURA 10 - Risco e Sharpe por liquidez



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 11 - Percentual de portfólios com alfa negativo por liquidez



Fonte: O autor (2022)

## 4.2 ANÁLISE DE FATORES

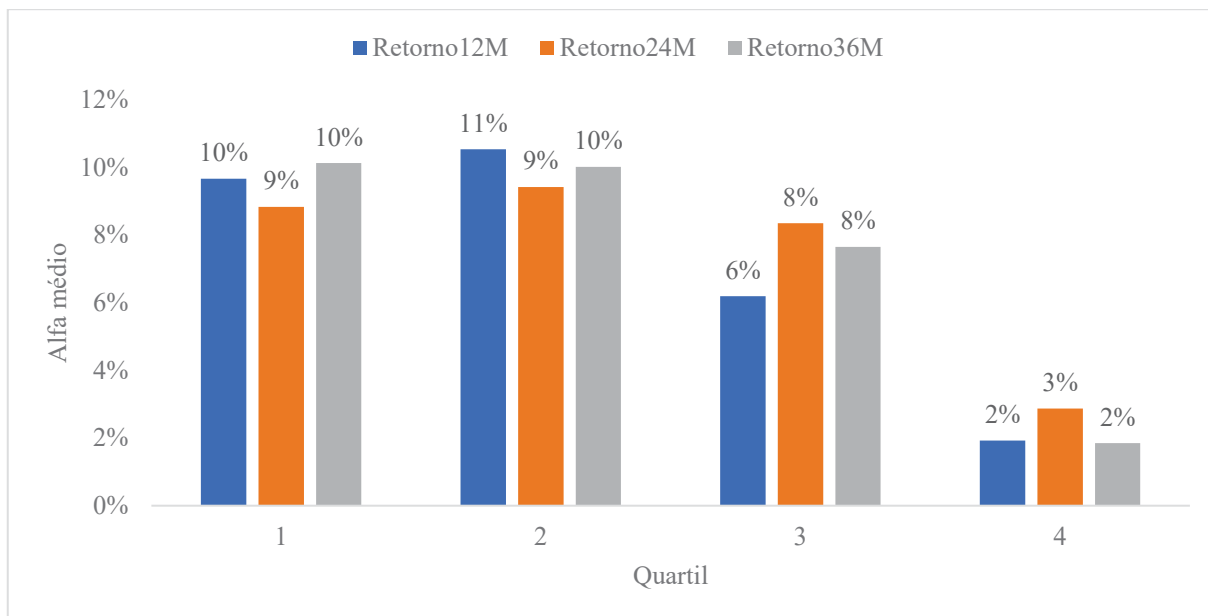
Nessa seção, serão exploradas as performances dos portfólios levando em consideração seus fatores. Serão analisados cada um dos fatores individualmente, iniciando pelos portfólios de fator único, de forma a identificar se a seleção de ações a partir de determinado fator trouxe uma melhora na performance, quais os pontos positivos e negativos desses portfólios e se a combinação deste fator com outro pode mitigar seus defeitos.

Para cada métrica de fator foram gerados 2.088 portfólios, dos quais 72 são de fator único e os demais, 2.016, são de dois fatores.

#### 4.2.1 FATOR MOMENTUM

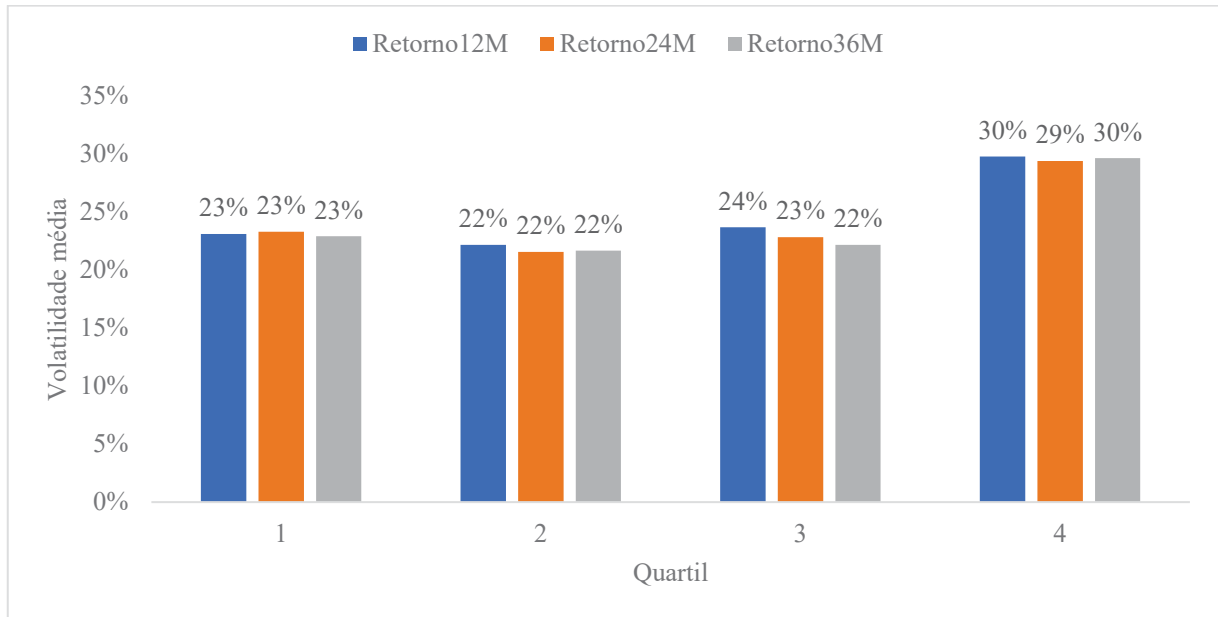
As métricas utilizadas para medição do fator momentum foram os retornos dos últimos 12, 24 ou 36 meses, aqui chamadas de Retorno12M, Retorno24M e Retorno36M, respectivamente. A Figura 12 ilustra o alfa médio gerado em cada um dos quartis para as três métricas, enquanto a Figura 13 apresenta as medidas de risco nos mesmos parâmetros. Analisando-as em conjunto, observamos que a geração de alfa é maior para os quartis 1 e 2 (ações que mais subiram nos últimos 12, 24 ou 36 meses) do que para os quartis 3 e 4. A volatilidade se manteve relativamente estável entre os quartis 1 a 3, com um aumento relevante somente no 4º quartil, tornando os portfólios de alto momentum também mais eficientes no que diz respeito ao alfa gerado por unidade de risco.

FIGURA 12 - Momentum - Alfa médio por métrica de em cada quartil



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 13 - Momentum - Volatilidade média por métrica em cada um dos quartis



Fonte: O autor (2022)

A Figura 14 apresenta o máximo drawdown médio, com os mesmos parâmetros das Figuras 12 e 13. Se na geração de alfa e na volatilidade os quartis 1 e 2 se mostraram praticamente iguais, aqui portfólios do quartil 2 na média tiveram uma perda máxima consideravelmente menor do que o quartil 1 e mais constante entre as métricas, tornando-o mais atrativo quando observado o máximo drawdown.

FIGURA 14 - Momentum - Máximo drawdown médio por métrica em cada um dos quartis

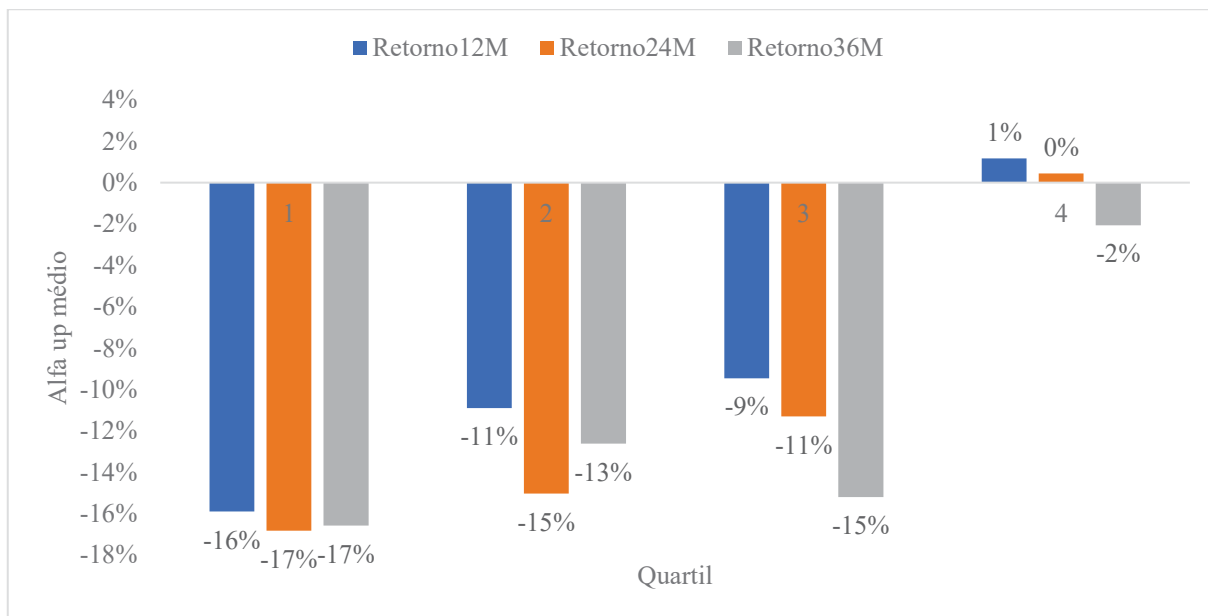


Fonte: O autor (2022)

Também é de nosso interesse identificar a performance dos portfólios em mercados de alta e de baixa. A Figura 15 ilustra a geração de alfa nos mercados de alta e a Figura 16 nos

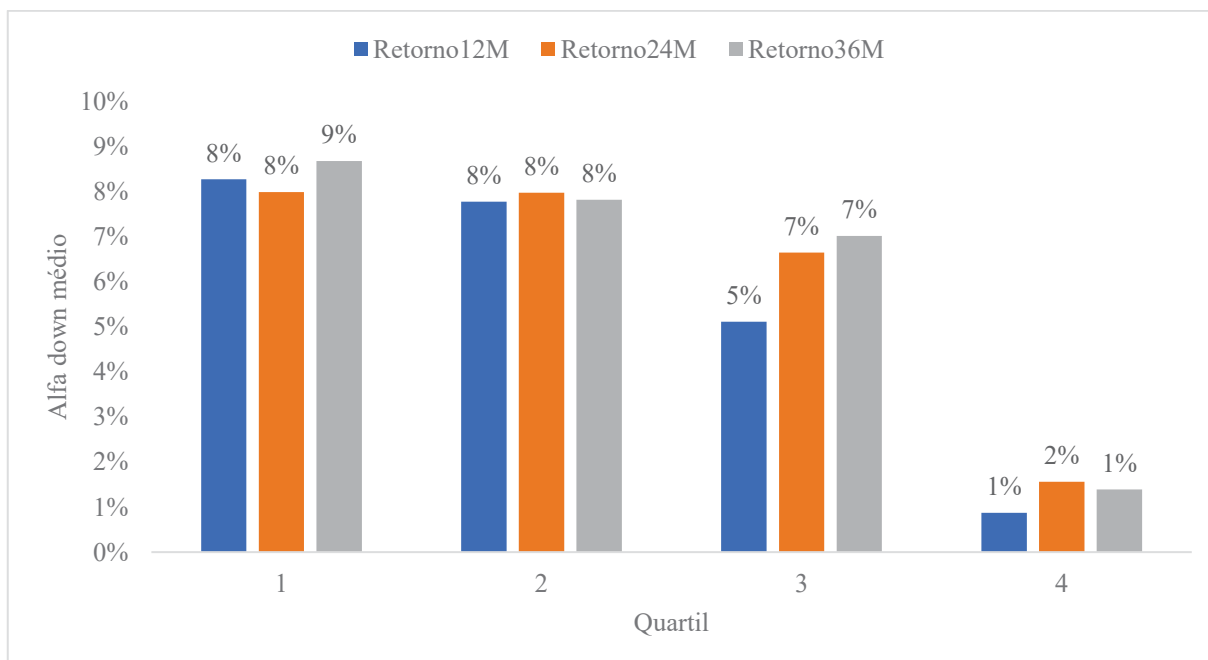
mercados de baixa. Na Figura 15, os quartis 1 a 3 possuem valores negativos para todas as métricas e na Figura 16 são positivos. Ou seja, esses portfólios geraram alfa positivo em mercados de baixa (caíram menos) e alfa negativo em mercados de alta (subiram menos).

FIGURA 15 - Momentum - Alfa up médio por métrica em cada um dos quartis



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 16 - Momentum - Alfa down médio por métrica em cada um dos quartis



Fonte: O autor (2022)

#### 4.2.1.1 PERFORMANCE DO FATOR MOMENTUM COM INSERÇÃO DE FATORES SECUNDÁRIOS

Os portfólios de fator único de momentum, qualquer que tenha sido a métrica utilizada, tiveram boa performance no que diz respeito a geração de alfa e medidas de risco. Entretanto, o melhor máximo drawdown médio foi de 45% e do Ibovespa no mesmo período foi de 52%, uma diferença pequena, de tal forma que acreditamos que haja espaço para melhorias. Além disso, os melhores portfólios se mostraram bastante desequilibrados ao gerar alfa somente em mercados de queda. Por isso, focaremos em encontrar uma combinação do momentum com outro fator secundário que apresenta melhorias nesses dois quesitos sem piorar as outras medidas de performance. A Tabela 3 apresenta os filtros aplicados nos portfólios, a Tabela 4 apresenta quais portfólios satisfazem as condições do filtro e a Tabela 5 apresenta a performance de cada um dos portfólios:

TABELA 3 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com momentum como fator principal

Métrica	Filtro
Alfa	> 11%
Volatilidade	< 22%
Máximo drawdown	< -46%
Alfa up	> -9%
Alfa down	> 0%

Fonte: O autor (2022)

TABELA 4 - Portfólios de fator principal momentum filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	Retorno12M	DY12M	Dividendos	70%	Mês	1	1
2	Retorno24M	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	Trimestre	2	2
3	Retorno24M	PL12M	<i>Value</i>	70%	Semestre	2	2
4	Retorno24M	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	Semestre	2	2
5	Retorno12M	DY12M	Dividendos	70%	2 anos	2	1

Fonte: O autor (2022)



TABELA 5 - Performance dos portfólios de fator principal momentum filtrados

# Portfólio	Alpha	AlphaUp	AlphaDown	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	20%	-8%	12%	22%	41%	1,31
2	17%	-6%	11%	22%	40%	1,19
3	17%	-6%	10%	22%	42%	1,15
4	16%	-9%	11%	22%	43%	1,14
5	14%	-6%	9%	22%	43%	1,03

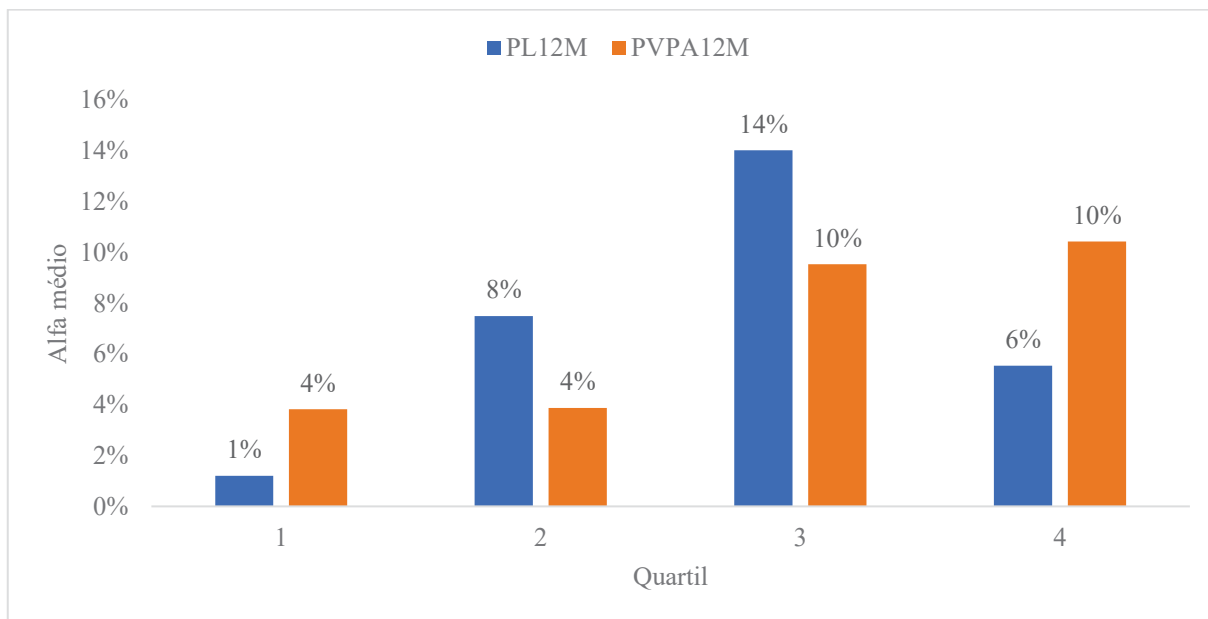
Fonte: O autor (2022)

Ao todo, cinco portfólios de dois fatores apresentaram melhoria de acordo com o filtro aplicado. Os fatores que apareceram foram dividendos e *value*, sendo que a primeira metade (maiores dividendos) foi selecionada para dividendos e a segunda metade (menor P/VPA ou P/L) para *value*, dando um indicativo que o fator momentum se beneficia quando são selecionadas também ações que pagam melhores dividendos ou ações mais baratas em relação a seus fundamentos. Entretanto, vale ressaltar que quanto mais frequente é a remontagem, maiores são os custos de transação que resultam em uma performance pior na prática. Como o portfólio de dois anos de remontagem, embora não seja o melhor dentre os cinco portfólios filtrados, apresenta melhorias nos pontos em que os portfólios considerando somente momentum não performam tão bem, consideramos a inserção do fator dividendos o mais adequado como melhoria.

#### 4.2.2 FATOR *VALUE*

As métricas de *value* utilizadas foram o preço por valor patrimonial por ação (PVPA12M) e preço/lucro (PL12M). A Figura 17 apresenta o alfa médio gerado em cada um dos quartis por cada uma das duas métricas.

FIGURA 17 - *Value* - Alfa médio por quartil e métrica

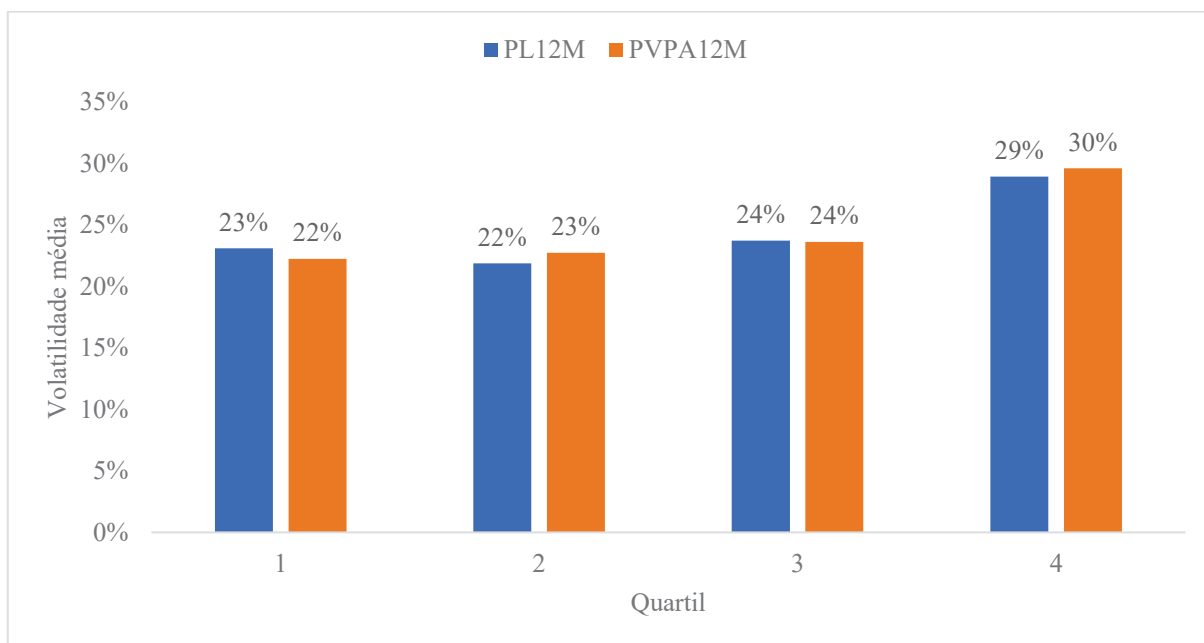


Fonte: O autor (2022)

No caso da métrica PL12M podemos observar que há um crescimento na geração de alfa do 1º até o 3º quartil e no 4º quartil há uma queda. Já na métrica de PVPA12M, os 1º e 2º quartis possuem um alfa de 4% e os 3º e 4º quartis de 10%, mostrando uma tendência crescente em todos os quartis, porém em menor escala do que no caso do PL12M. Ambas as métricas permitem a inferência de que o mercado é assertivo na precificação de ativos “caros” na ótica desse fator, evidenciado pelo baixo prêmio associado a esses ativos, e erra ao precificar ativos mais “baratos”, consistente com o encontrado pela literatura.

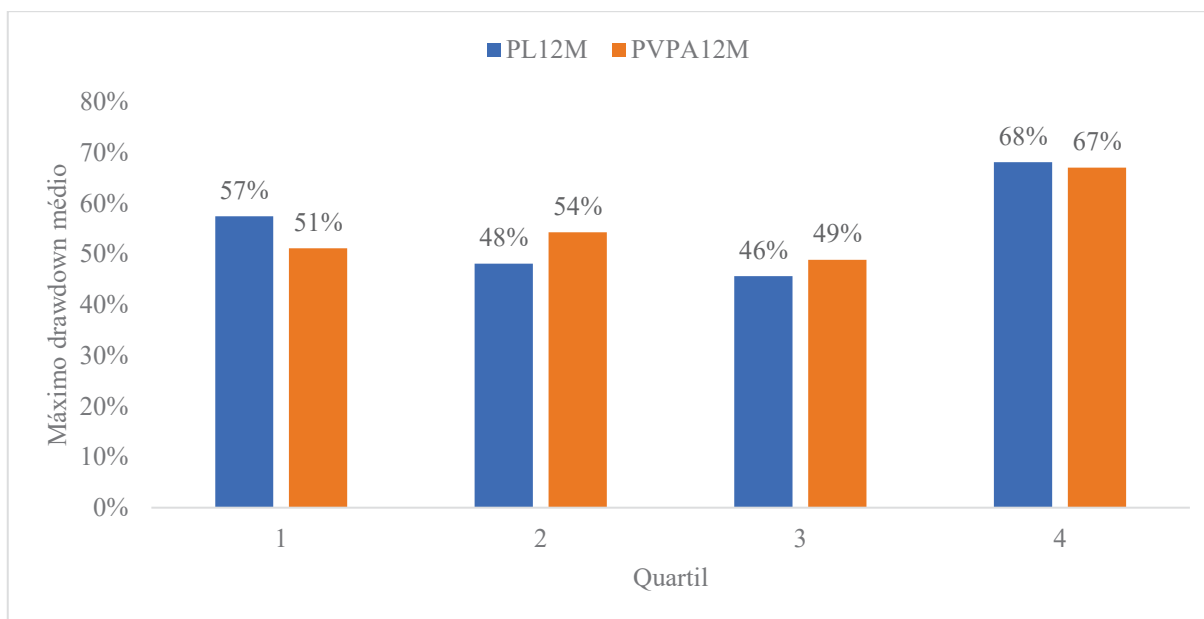
As Figuras 18 e 19 ilustram esses fatores sob a ótica do risco, mensurado por volatilidade e máximo drawdown, respectivamente. No caso da primeira, para ambas as métricas, ela se mantém relativamente estável entre os 1º e 3º quartis com uma alta expressiva ao chegar no 4º quartil. Já a segunda métrica tem um comportamento diferente a depender da métrica, pois no caso do PL12M os 1º e 4º quartis são os mais fracos nessa métrica e para o PVPA12M o comportamento é mais errático, com o maior destaque sendo o 4º quartil como bastante pior do que os outros quartis.

FIGURA 18 - Value – Volatilidade média por quartil e métrica



Fonte: O autor (2022)

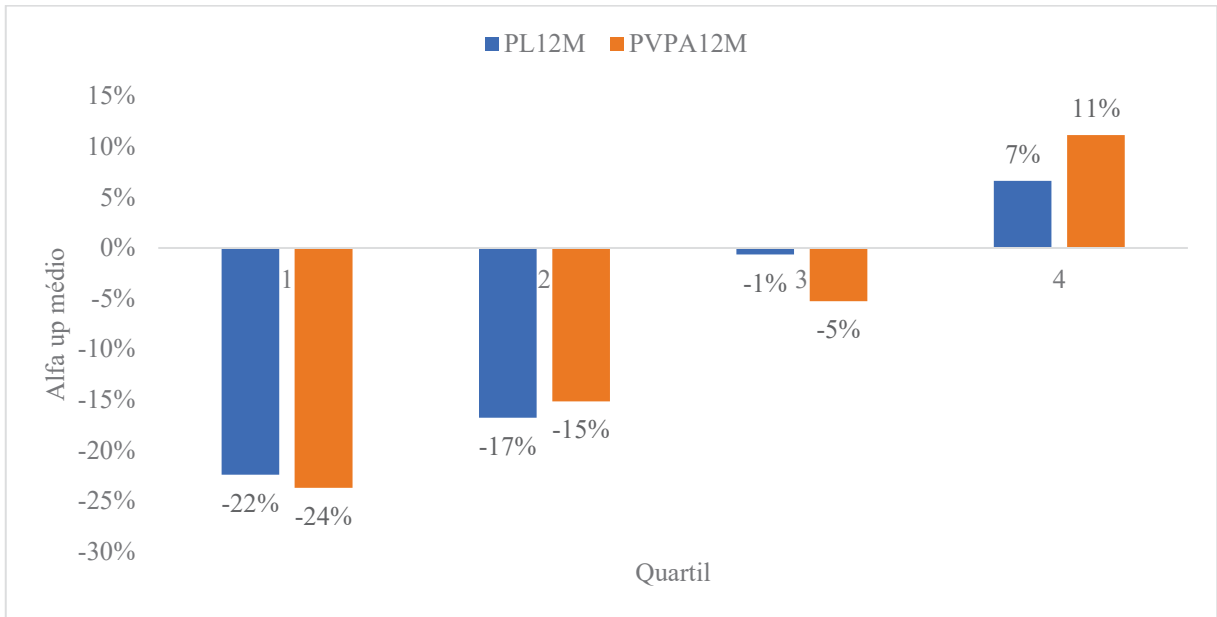
FIGURA 19 - Value - Máximo drawdown médio por quartil e por métrica



Fonte: O autor (2022)

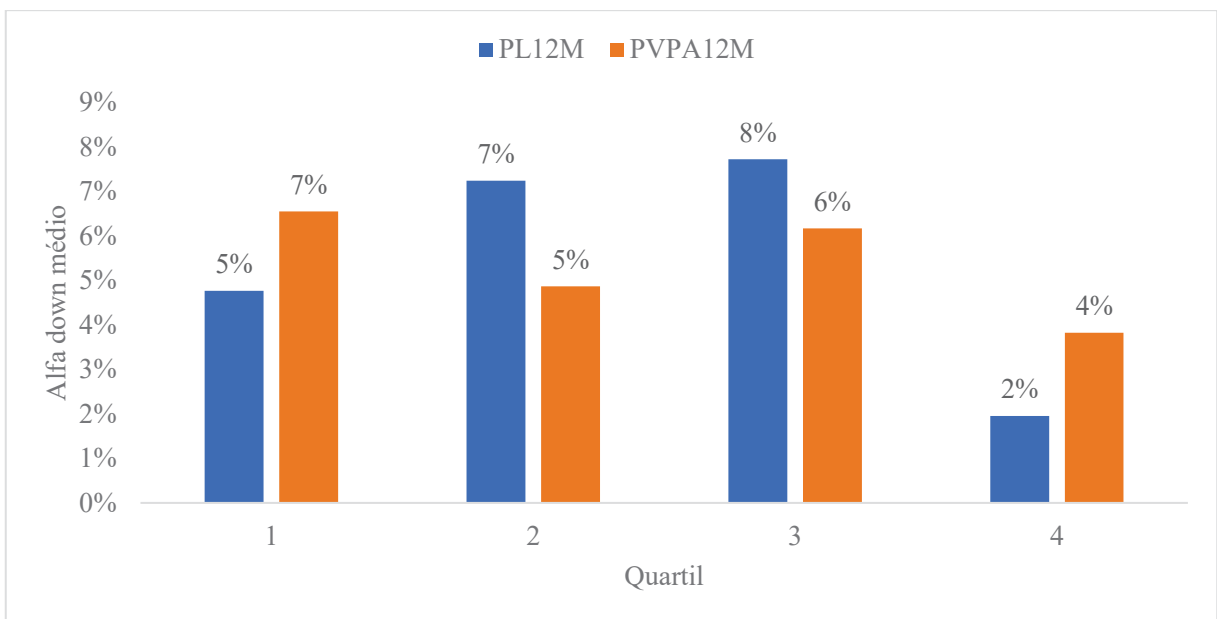
Para analisar o comportamento desse fator em mercados de alta e baixa, as Figuras 20 e 21 apresentam o alfa up e o alfa down, respectivamente.

FIGURA 20 - Value - Alfa up médio por quartil e métrica



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 21 - Value - Alfa down médio por quartil e métrica



Fonte: O autor (2022)

Há uma tendência bastante clara de geração de alfa nos mercados de alta, com o alfa up em tendência de queda conforme se percorre os quartis. Já para os mercados de baixa, no caso do PL12M, a tendência é similar a geração do alfa no caso do PL12M, porém em menor escala, e no caso do PVPA12M não há uma tendência muito clara entre os quartis e a diferença entre eles também não é expressiva.

#### 4.2.2.1 ANÁLISE DE PORTFÓLIOS VALUE COM FATOR SECUNDÁRIO

As duas métricas de *value* apresentaram resultados significativamente diferentes em algumas das medidas de performance analisadas. Por exemplo, conforme ilustrado na Figura 17, a PL12M apresenta uma variação maior na geração de alfa entre os quartis do que a PVPA12M. Por isso e pelo fato delas terem entre si interpretações econômicas diferentes, embora sejam maneiras distintas de se mensurar o mesmo fator, iremos analisar as duas métricas separadamente.

Para encontrar portfólios que melhoram as características dos portfólios de fator único *value*, iremos selecionar o melhor quartil de PL12M e PVPA12M, analisando todos os dados apresentados desse fator, e buscaremos portfólios com um segundo fator que performam melhor do que o observado para o quartil selecionado. Mas, para ambos os casos, acabamos por selecionar o 3º quartil por ser o de maior ou igual geração de alfa, menor máximo drawdown, melhor equilíbrio entre alfa up e alfa down e volatilidade similar frente aos demais quartis. A Tabela 6 traz um resumo das métricas do quartil selecionado, que serão os filtros utilizados para tentar encontrar portfólios de dois fatores.

TABELA 6 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com *value* como fator principal

Métrica	3º Quartil PL12M	3º Quartil PVPA12M
Alfa	> 14%	10%
Volatilidade	> 24%	24%
Máximo drawdown	< 46%	49%
Alfa up	> -1%	-5%
Alfa down	> 8%	6%

Fonte: O autor (2022)

##### 4.2.2.1.1 PL12M

Aplicando os filtros, foram encontrados 23 portfólios, dos quais 13 tem como fator secundário o fator dividendos, 6 de momentum e 4 de *size*. Desses 23 portfólios, somente dois deles possuem período de remontagem maior ou igual a um ano, e optaremos por trazer principalmente esses dois por serem os de menores custos e, portanto, a performance apresentada é a mais próxima da que teria sido observada na prática. As Tabelas 7 e 8 trazem, respectivamente, os portfólios selecionados e a performance deles.

TABELA 7 - Portfólios de fator principal *value* e métrica PL12M filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	PL12M	DY12M	Dividendos	70%	1 ano	3	1
2	PL12M	ValorDeMercado	<i>Size</i>	70%	1 ano	3	1

Fonte: O autor (2022)

TABELA 8 - Performance dos portfólios de fator principal *value* e métrica PL12M filtrados

# Portfólio	Alpha	AlphaUp	AlphaDown	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	21%	-0,4%	11%	22%	44%	1,31
2	17%	-0,5%	9%	23%	38%	1,11

Fonte: O autor (2022)

Observamos que o fator momentum não aparece na seleção final por se beneficiar principalmente de um período de remontagem menor do que um ano. E para os fatores selecionados, *size* e dividendos, a métrica PL12M se beneficiou de selecionar as ações de maior valor de mercado e de maior pagamento de dividendos. No caso do primeiro, a literatura costuma apresentar que empresas de menor valor de mercado, e não de maior, geram retornos maiores do que o *benchmark*, de tal forma que encontramos evidências que, no universo de ações *value* pela métrica PL12M, o efeito inverso ocorre.

#### 4.2.2.1.2 PREÇO POR VALOR PATRIMONIAL POR AÇÃO DOS ÚLTIMOS 12 MESES (PVPA12M)

Foram encontrados 23 portfólios após a aplicação dos filtros, dos quais 14 são do fator dividendos, 1 do fator *value* (métrica PL12M), 4 do fator momentum e 6 do fator *size*. Também como no caso do PL12M, a maioria (17 portfólios) são de período de remontagem menor de um ano e 6 são de um ou mais anos. As Tabelas 9 e 10 apresentam os portfólios selecionados e a performance deles, respectivamente.

TABELA 9 - Característica dos portfólios de fator principal value e métrica PVPA12M filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	PVPA12M	DY12M	Dividendos	70%	1 ano	3	1
2	PVPA12M	DY12M	Dividendos	50%	1 ano	3	1
3	PVPA12M	DY24M	Dividendos	70%	1 ano	3	1
4	PVPA12M	DY24M	Dividendos	50%	1 ano	3	1
5	PVPA12M	DY36M	Dividendos	50%	3 anos	3	1
6	PVPA12M	ValorDeMercado	<i>Size</i>	70%	1 ano	3	1

Fonte: O autor (2022)

TABELA 10 - Performance dos portfólios de fator principal value e métrica PVPA12M filtrados

# Portfólio	Alpha	AlphaUp	AlphaDown	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	18%	0%	10%	22%	44%	1,23
2	13%	-1%	7%	23%	45%	0,94
3	15%	-4%	9%	22%	43%	1,08
4	15%	-1%	8%	23%	43%	1,01
5	15%	-1%	8%	23%	47%	1,00
6	13%	0%	7%	24%	42%	0,92

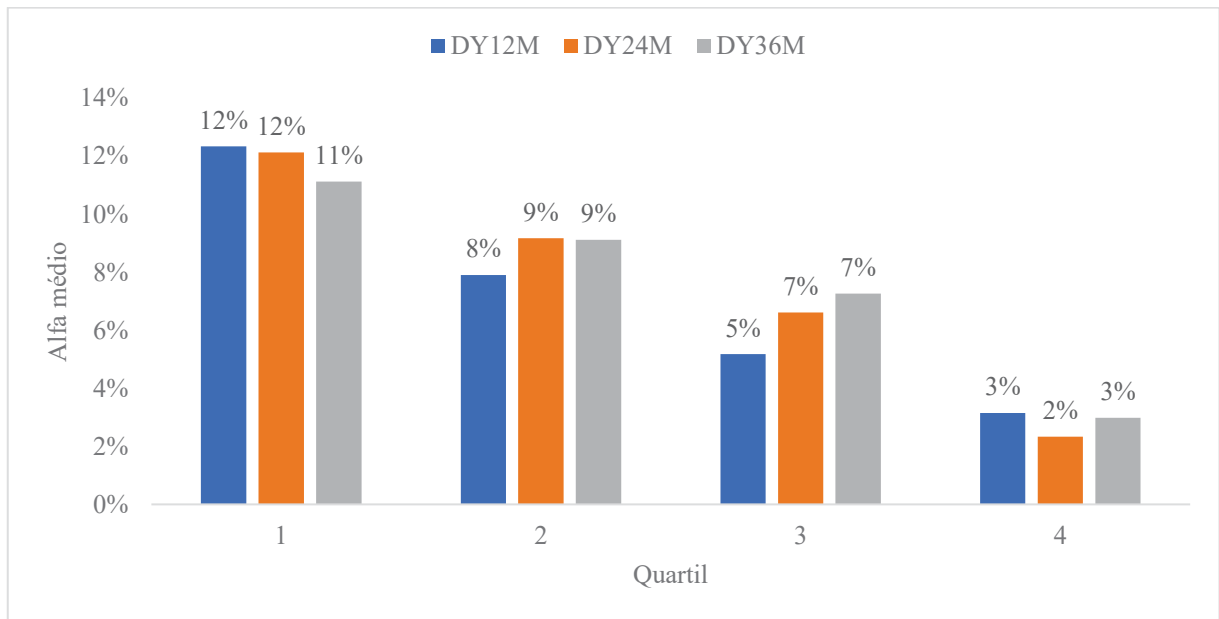
Fonte: O autor (2022)

Pela primeira vez até o momento, vimos portfólios menos restritos em termos de liquidez sendo capazes de melhorar a performance de portfólios de fator único, com 3 portfólios de 50% de corte de liquidez aparecendo no filtro. Os fatores secundários que apareceram foram os mesmos do caso do PL12M, tornando possível inferir que, independentemente da métrica utilizada, combinar o fator *value* com os fatores dividendos, momentum e *size* gera melhorias na performance, com a ressalva de que o momentum requer um período de remontagem menor do que um ano para alcançar essa melhora.

#### 4.2.3 FATOR DIVIDENDOS

Para o fator dividendos, foi utilizada a métrica de dividend yield considerando os dividendos pagos nos últimos 12, 24 ou 36 meses, sendo, portanto, 3 métricas para esse fator. A Figura 22 apresenta a geração de alfa de cada um dos quartis de cada uma dessas métricas.

FIGURA 22 - Dividendos - Alfa médio por quartil e métrica



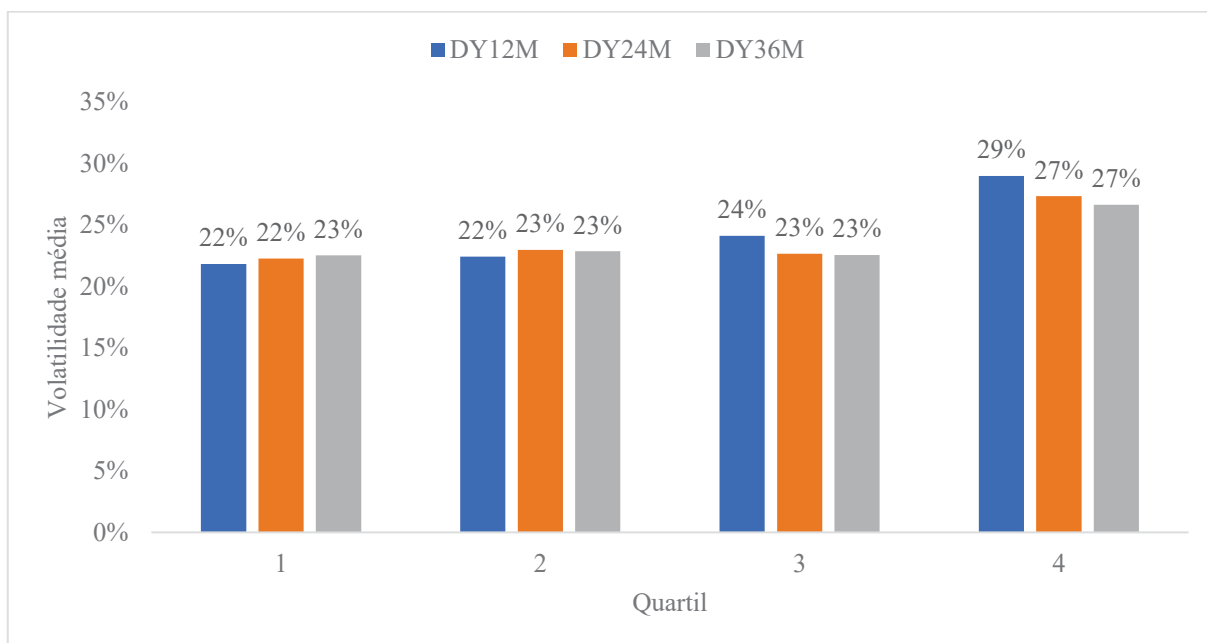
Fonte: O autor (2022)

Para todas as métricas, observamos uma tendência de queda na geração de alfa do 1º até o 4º quartil, evidenciando que portfólios compostos por ações que pagaram mais dividendos geram mais alfa independente do período histórico observado. Na literatura, existem evidências contraditórias a respeito desse fator, com alguns autores encontrando tanto evidências de retornos acima do *benchmark* no caso de maiores dividendos quanto evidências que apontam esse ser um fator irrelevante nos retornos futuros de ações. No nosso trabalho, encontramos evidências de que, no mercado brasileiro, portfólios de ações que pagam mais dividendos geram mais alfa do que aqueles compostos por ativos que pagam menos.

As Figuras 23 e 24 apresentam o desempenho na ótica de risco dos quartis do fator dividendos, medido por volatilidade média e máximo drawdown médio, respectivamente, para cada uma das métricas desse fator.

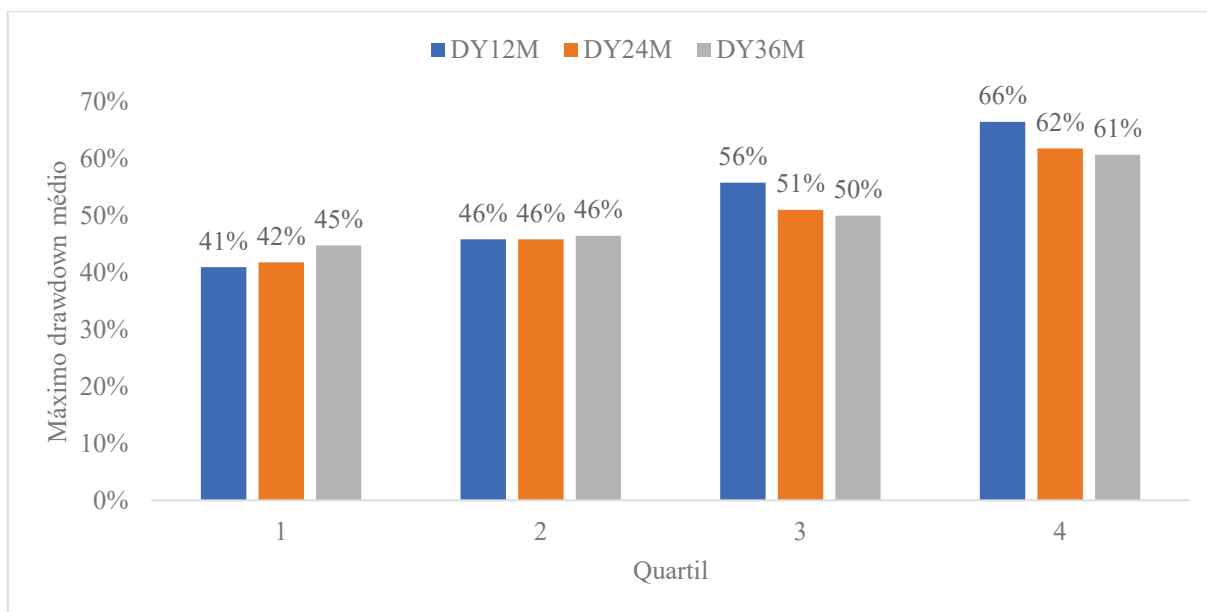


FIGURA 23 - Dividendos - Volatilidade média por quartil e métrica



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 24 - Dividendos - Máximo drawdown médio por quartil e métrica



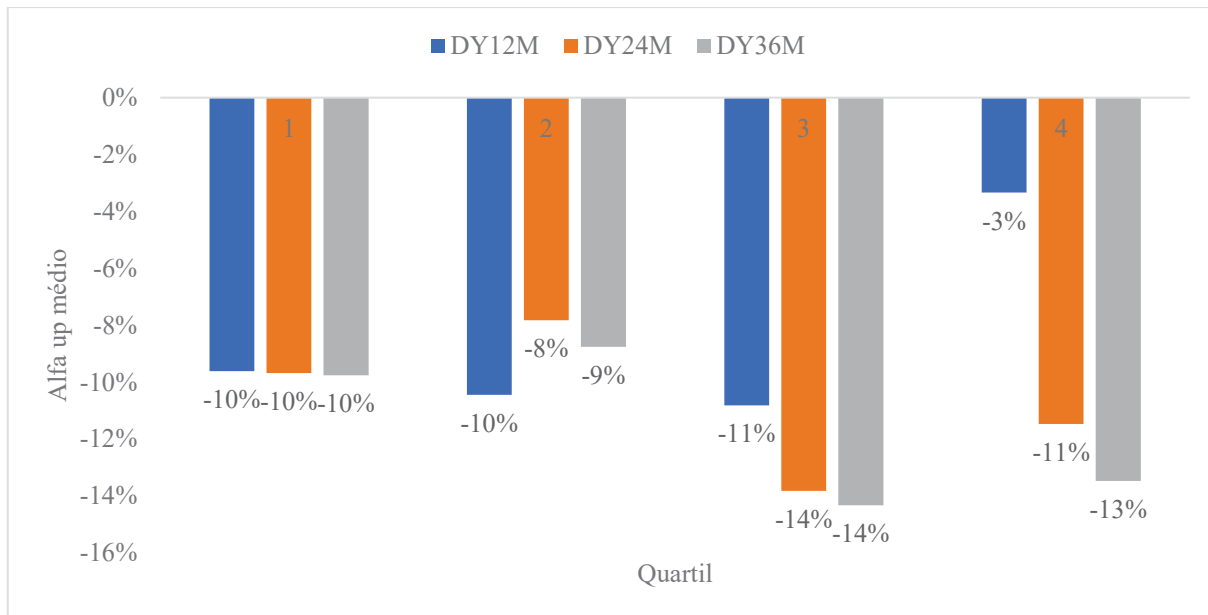
Fonte: O autor (2022)

O máximo drawdown apresenta um comportamento similar a geração de alfa, com uma performance progressivamente pior do 1º ao 4º quartil, enquanto a volatilidade permanece estável do 1º ao 3º quartil e tem uma piora relevante no 4º quartil. Assim, inferimos que portfólios de maior dividend yield performam melhor também do ponto de vista do risco.

As Figuras 25 e 26 apresentam o desempenho dos dividendos nos mercados de alta e baixa através das métricas alfa up e alfa down, respectivamente. Observando-as, identificamos que o fator dividendos apresenta uma geração de alfa desbalanceada entre mercados de alta e

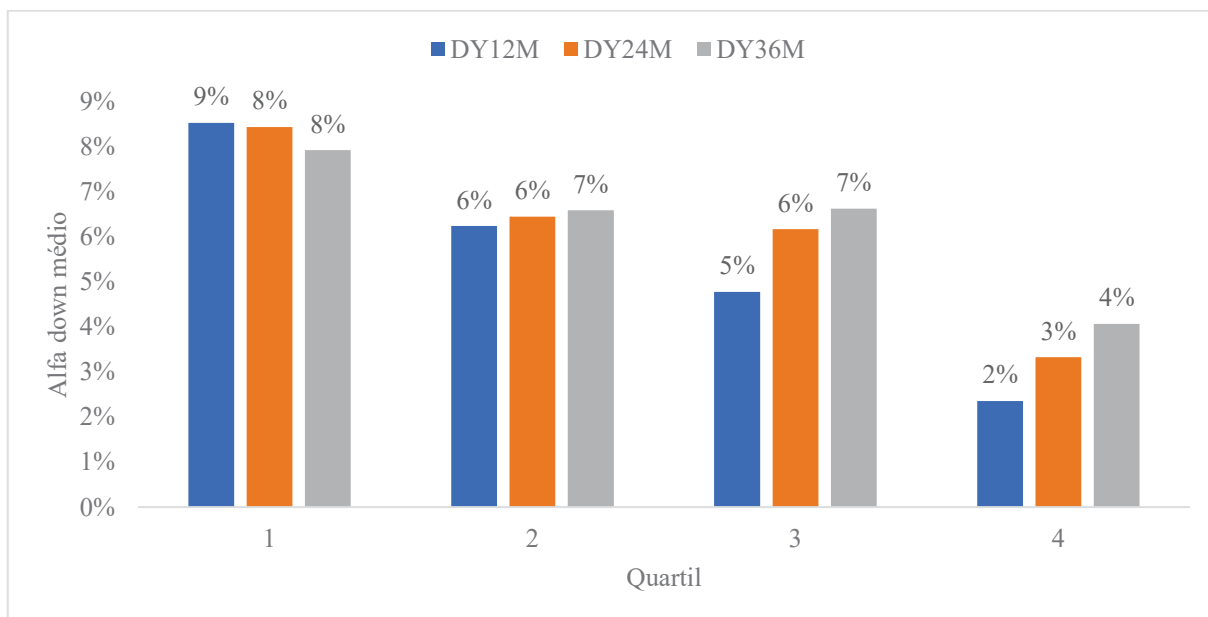
de baixa, com uma geração de alfa positiva nos mercados de baixa e negativa nos mercados de alta, comportamento esse que se repete em todos os quartis e métricas.

FIGURA 25 - Dividendos - Alfa up médio por quartil e por métrica



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 26 - Dividendos - Alfa down médio por quartil e por métrica



Fonte: O autor (2022)

#### 4.2.3.1 ANÁLISE DO FATOR DIVIDENDOS COM FATORES SECUNDÁRIOS

A Tabela 11 apresenta os filtros aplicados na busca de portfólios que melhorem a performance média do fator dividendos. Os valores selecionados são do 1º quartil.

TABELA 11 - Parâmetros de filtro utilizados nos portfólios de dois fatores com dividendos como fator principal

Métrica	Filtro – Performance melhor do que 1º Quartil Dividendos
Alfa	Maior do que 12%
Volatilidade	Menor do que 22%
Alfa up	Maior do que -10%
Alfa down	Maior do que 9%
Máximo drawdown	Menor do que 41%

Fonte: O autor (2022)

Aplicando os filtros, não foram encontrados portfólios de dois fatores de melhor performance. Entretanto, existem portfólios que, embora não sejam melhores em todas as métricas, possuem uma geração de alfa um pouco mais balanceada. A Tabela 12 apresenta as características desses portfólios e a Tabela 13 apresenta a performance deles.

TABELA 12 - Características dos portfólios de fator principal dividendos filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	DY12M	DY24M	Dividendos	70%	1 ano	1	2
2	DY12M	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	2 anos	1	2
3	DY12M	Retorno12M	Momentum	30%	Trimestre	1	1
4	DY12M	ValorDeMercado	<i>Size</i>	50%	2 anos	1	2
5	DY24M	DY12M	Dividendos	50%	Mês	1	1
6	DY24M	Retorno12M	Momentum	30%	Trimestre	1	1
7	DY24M	Retorno12M	Momentum	50%	2 anos	1	2
8	DY24M	ValorDeMercado	<i>Size</i>	50%	1 ano	1	2
9	DY24M	ValorDeMercado	<i>Size</i>	50%	2 anos	1	2
10	DY24M	Volatilidade12M	Volatilidade	70%	2 anos	1	1

Fonte: O autor (2022)

TABELA 13 - Performance dos portfólios de fator principal dividendos filtrados

# Portfólio	Alfa	Alfa Up	Alfa Down	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	14%	-9%	9%	22%	36%	1,04
2	21%	-3%	12%	23%	40%	1,29
3	14%	-8%	9%	23%	34%	0,99
4	17%	-3%	10%	25%	39%	1,04
5	16%	-9%	10%	23%	40%	1,09
6	14%	-7%	9%	23%	40%	0,99
7	14%	-10%	10%	24%	38%	0,95
8	17%	-3%	10%	24%	41%	1,06
9	16%	-7%	10%	25%	40%	1,02
10	16%	-2%	9%	24%	39%	1,02

Fonte: O autor (2022)

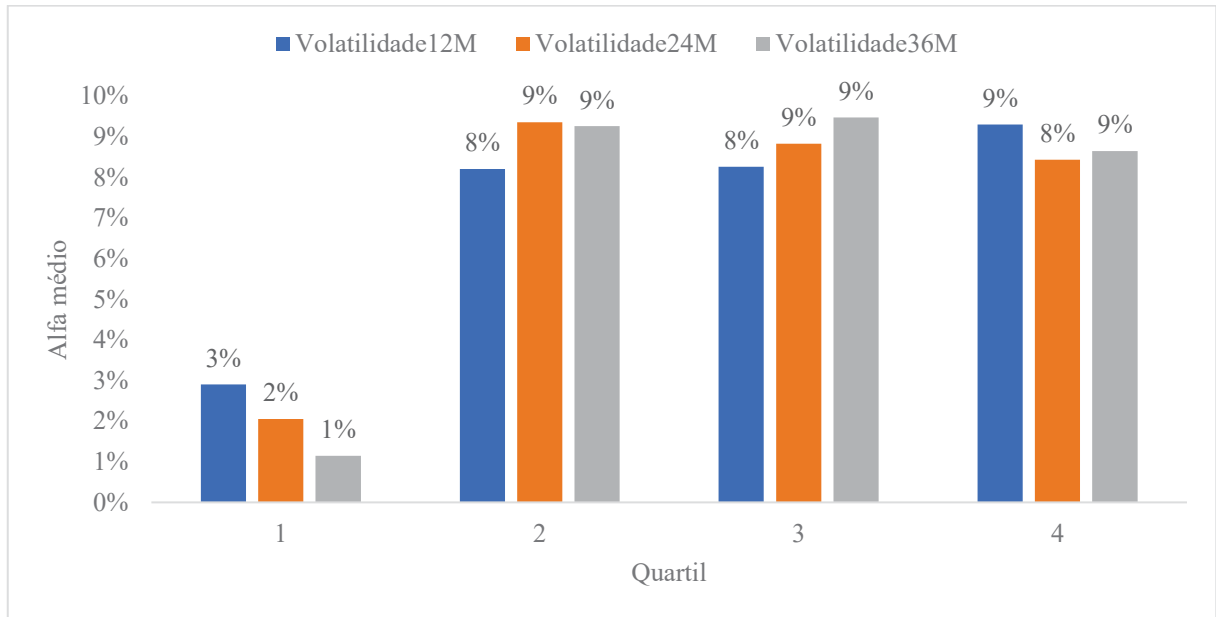
Pela primeira vez aparecem portfólios de corte de liquidez mais restrito, com dois portfólios considerando somente os 30% ativos mais líquidos. Também pela primeira vez apareceram portfólios com fator secundário volatilidade e primeira metade, ou seja, comprando os ativos de alto pagamento de dividendos e de maior volatilidade, trazendo uma relação alfa up e alfa down mais balanceada, uma redução no máximo drawdown, um aumento no alfa e na volatilidade.

#### 4.2.4 FATOR VOLATILIDADE

Para o fator volatilidade foram utilizadas as métricas de desvio padrão (volatilidade) e beta dos últimos 12, 24 e 36 meses. Cabe ressaltar que o desvio padrão e o beta podem ser interpretados, respectivamente, como medidas de volatilidade absoluta e volatilidade relativa a um determinado índice, que no nosso caso é o Ibovespa. Por uma questão de clareza, nessa seção, quando utilizarmos o termo volatilidade absoluta, estamos nos referindo ao desvio padrão dos retornos, e quando utilizarmos somente o termo volatilidade, estamos nos referindo ao fator volatilidade.

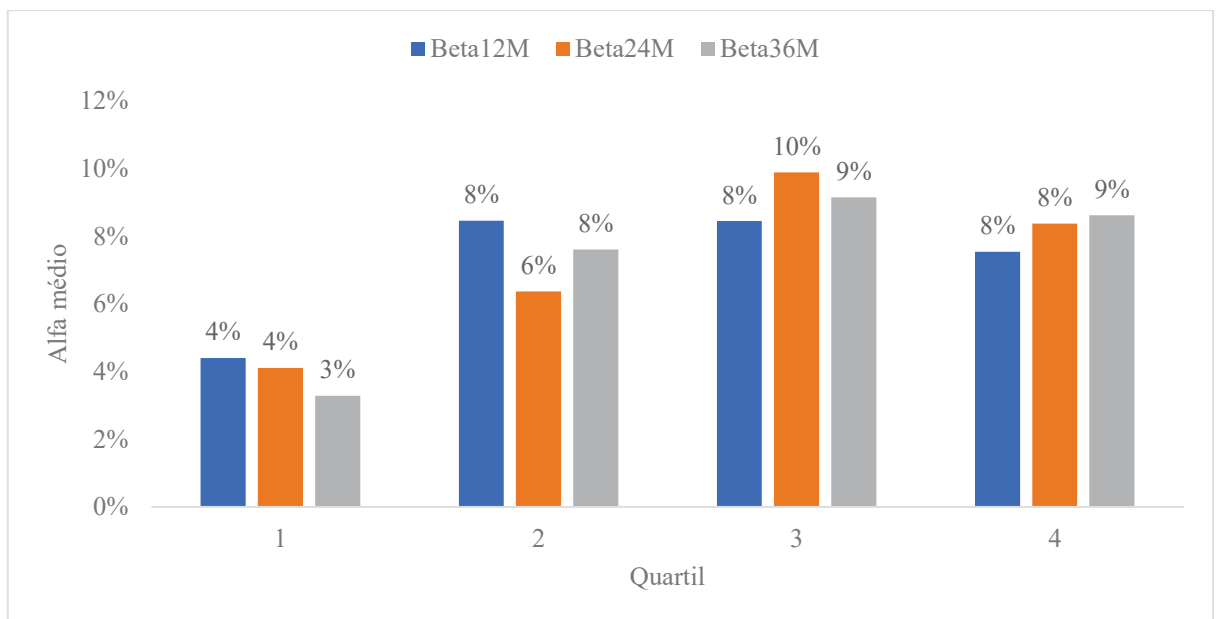
As Figuras 27 e 28 apresentam o alfa por quartil e pelas métricas volatilidade absoluta e beta, respectivamente. Observamos que a tendência entre os quartis pouco diverge entre as duas métricas, de tal forma que, pelo menos no que diz respeito a magnitude do alfa gerado, há pouca diferença entre as duas métricas. Além disso, o quartil de mais alta volatilidade é o quartil de menor geração de alfa, o que é contraintuitivo, pois esperaríamos que quanto maior o risco, maior o retorno, porém é possível inferir o oposto.

FIGURA 27 - Volatilidade - Alfa gerado por quartil e pela métrica volatilidade absoluta



Fonte: O autor (2022)

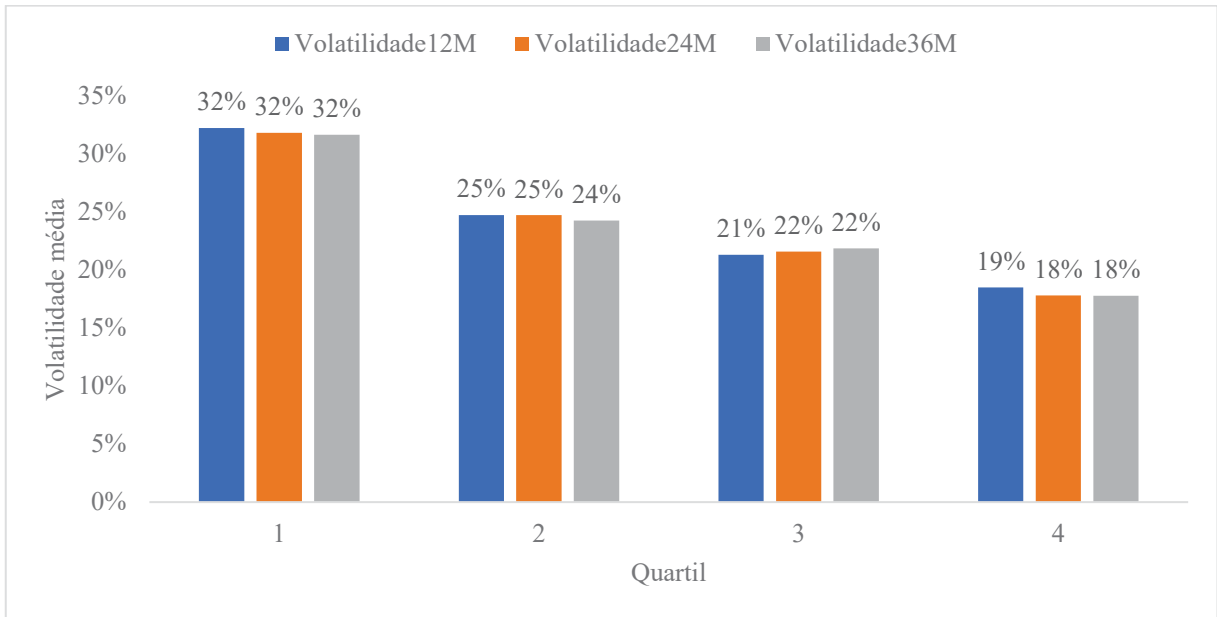
FIGURA 28 - Volatilidade - Alfa gerado por quartil e pela métrica beta



Fonte: O autor (2022)

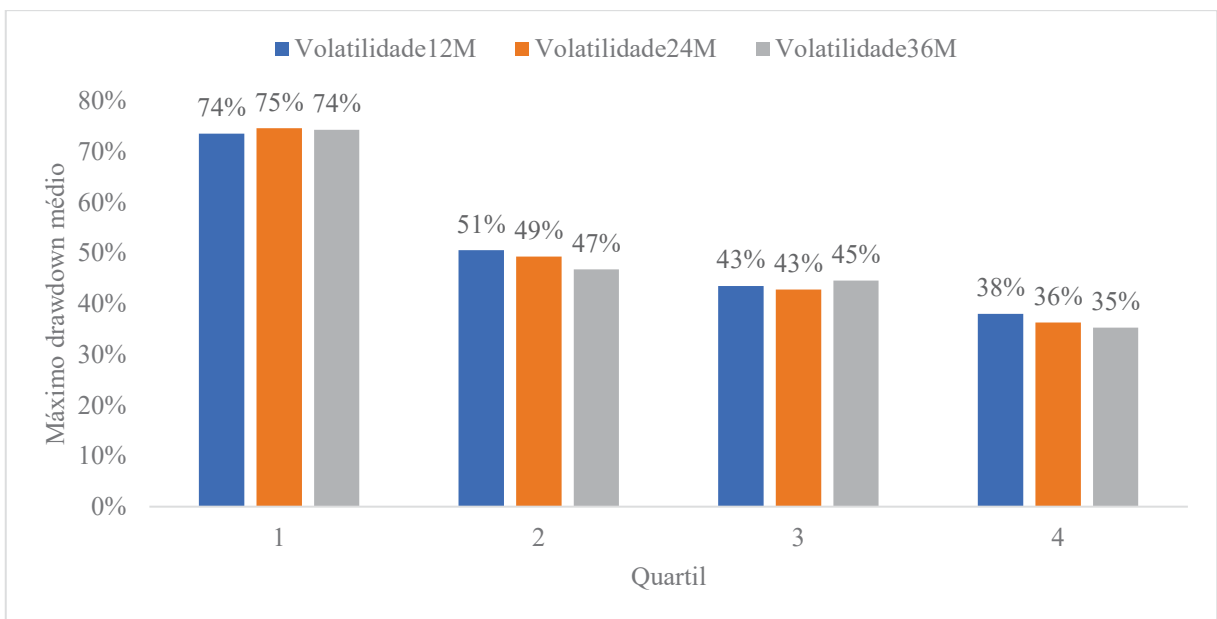
Houve pouca diferença entre os 2º, 3º e 4º quartis sob a ótica do retorno. Entretanto, ao observar o risco, surgem os benefícios da redução da volatilidade. As Figuras 29 e 30 apresentam a volatilidade média e o máximo drawdown médio por quartil na métrica volatilidade absoluta e as Figuras 31 e 32 apresentam as mesmas informações, porém para a métrica beta.

FIGURA 29 - Volatilidade - Volatilidade média por quartil e pela métrica volatilidade absoluta



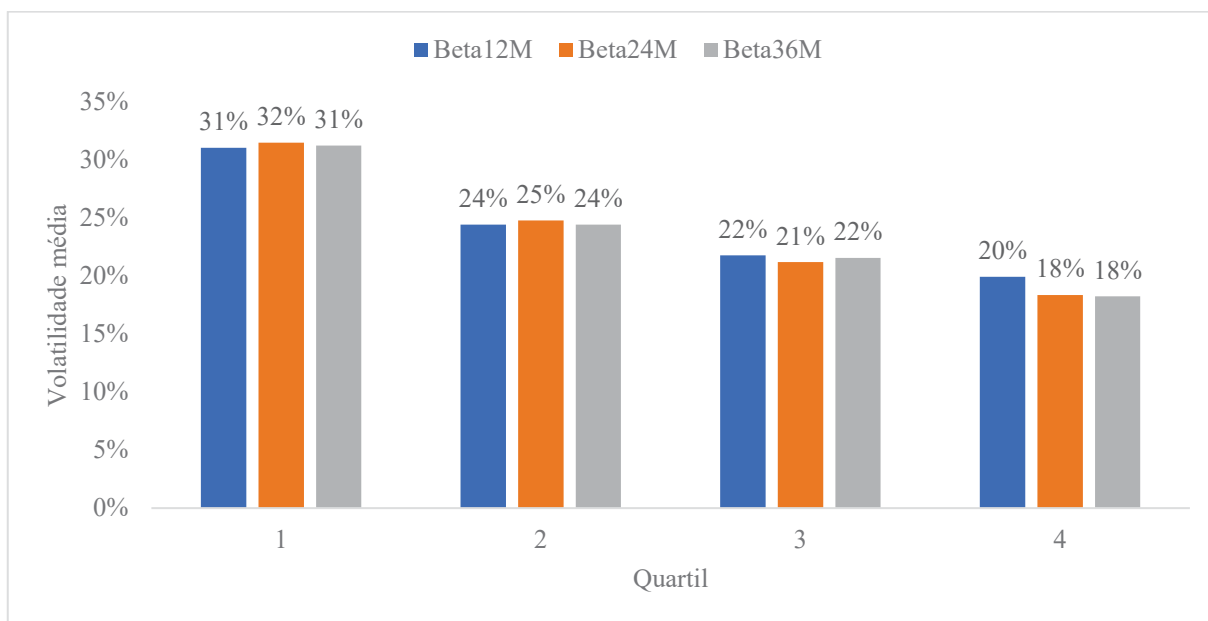
Fonte: O autor (2022)

FIGURA 30 - Volatilidade - Máximo drawdown médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta



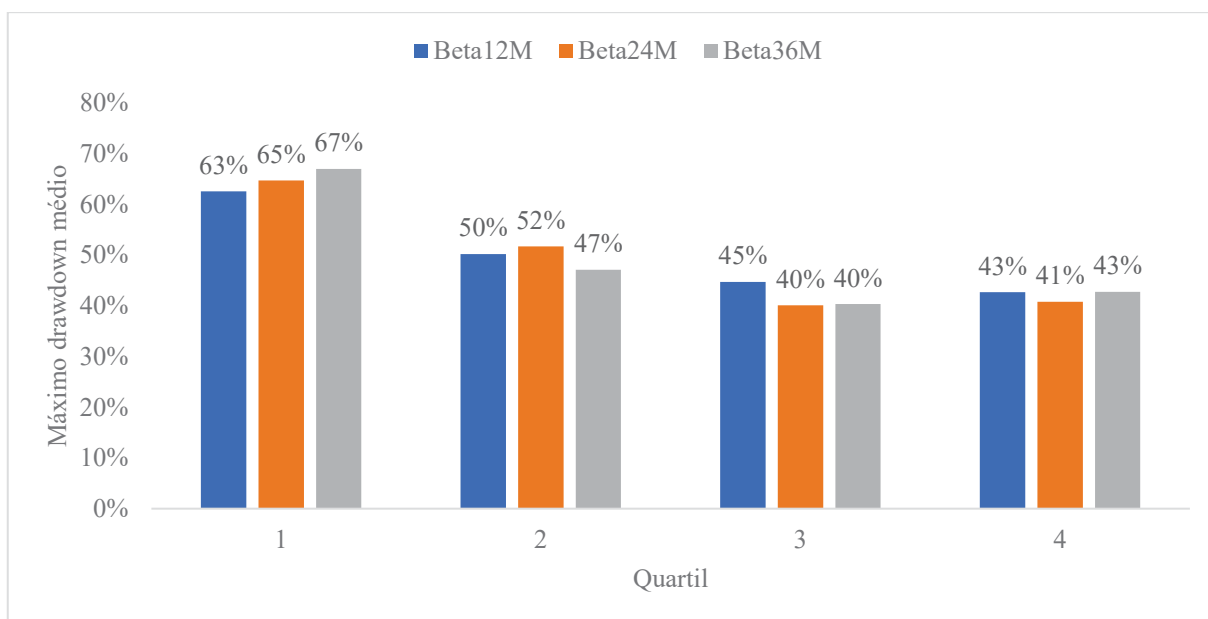
Fonte: O autor (2022)

FIGURA 31 - Volatilidade - Volatilidade média por quartil e pela métrica beta



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 32 - Volatilidade - Máximo drawdown médio por quartil e pela métrica beta



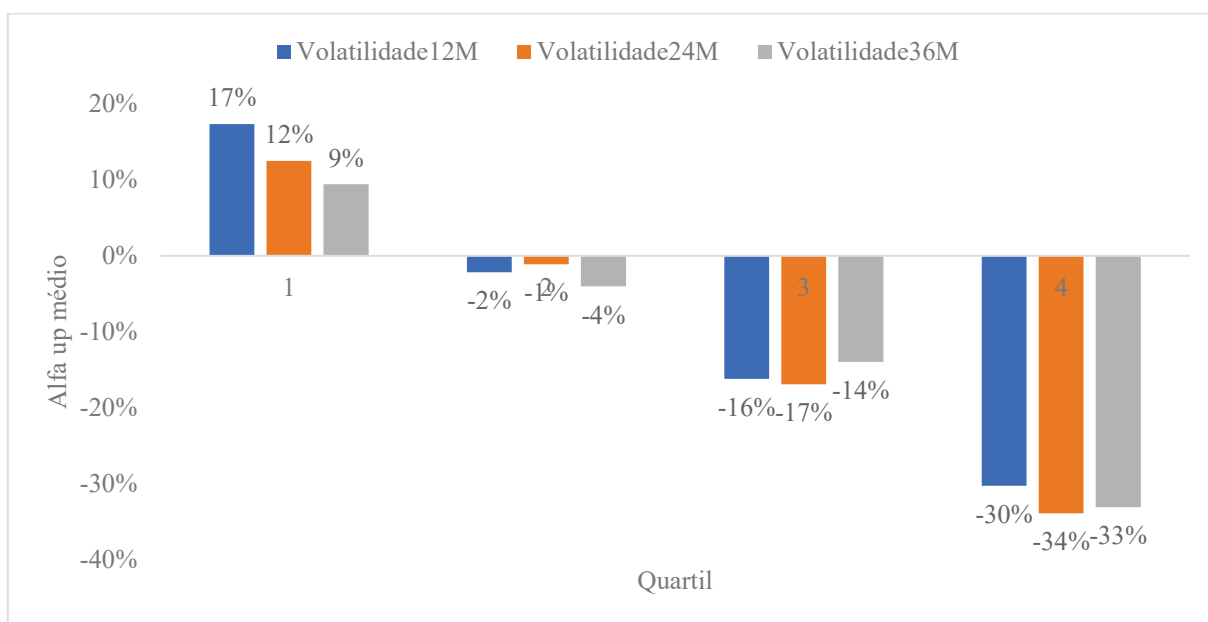
Fonte: O autor (2022)

A redução tanto em volatilidade quanto em máximo drawdown são bastante significativas conforme progredimos do 1º ao 4º quartil. Uma primeira observação é de que, como estamos montando os portfólios olhando a volatilidade absoluta e o beta histórico das ações, observamos que, quanto menor esse valor para as ações, menor foi a volatilidade futura observada, sendo possível a inferência de que selecionar portfólios de ações de baixa volatilidade resultam em uma performance futura também de baixa volatilidade. Também é possível observar que o benefício da redução da volatilidade é maior em magnitude ao utilizar

a métrica de volatilidade absoluta quando observado o máximo drawdown, que cai de maneira mais rápida no caso da volatilidade absoluta em relação ao beta.

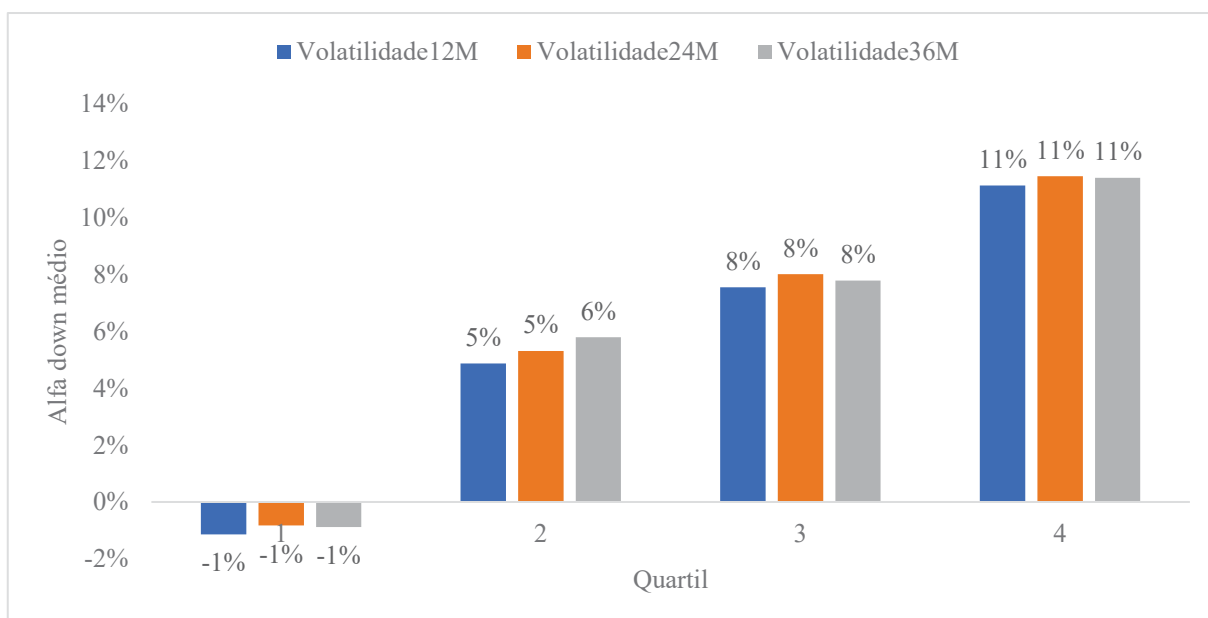
Por fim, as Figuras 33 e 34 apresentam o alfa up e alfa down por quartil da métrica volatilidade absoluta e as Figuras 35 e 36 as mesmas informações, mas para a métrica beta.

FIGURA 33 - Volatilidade - Alfa up médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta



Fonte: O autor (2022)

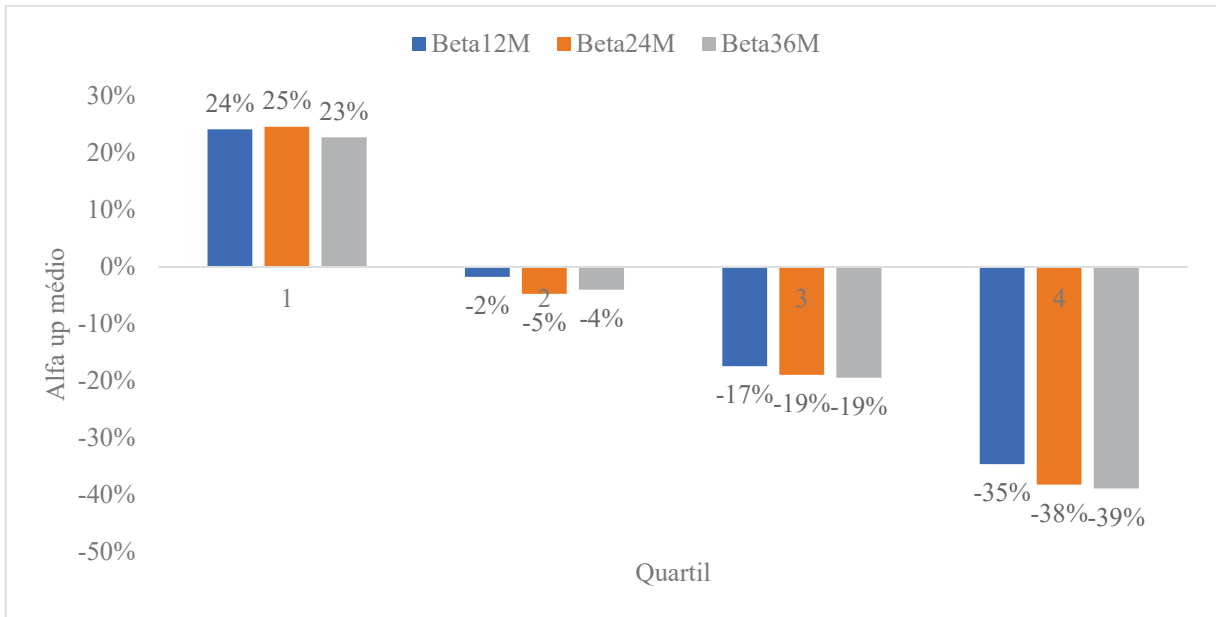
FIGURA 34 - Volatilidade - Alfa down médio por quartil e pela métrica volatilidade absoluta



Fonte: O autor (2022)

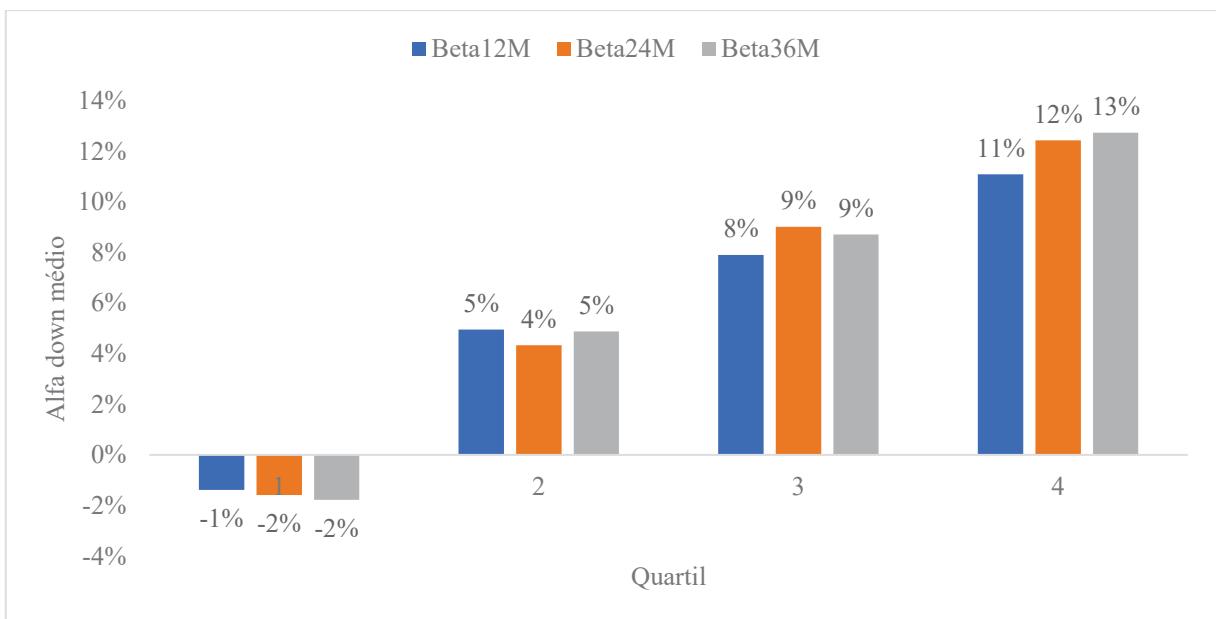


FIGURA 35 – Volatilidade - Alfa up médio por quartil e pela métrica beta



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 36 - Volatilidade - Alfa down médio por quartil e pela métrica beta



Fonte: O autor (2022)

À medida que progredimos nos quartis, tanto para a volatilidade absoluta quanto para o beta, há uma tendência de a geração de alfa migrar dos mercados de alta para os mercados de baixa. Juntamente com as métricas de volatilidade e de máximo drawdown, podemos inferir que portfólios de baixa volatilidade são portfólios mais defensivos, performando melhor do que o Ibovespa em mercados de baixa com baixa volatilidade e baixo máximo drawdown.

#### 4.2.4.1 ANÁLISE DO FATOR VOLATILIDADE COM FATORES SECUNDÁRIOS

Na seção anterior foi possível constatar que os quartis de menor volatilidade possuem uma performance melhor nas óticas de retorno e de risco do que os portfólios de maior volatilidade. Entretanto, a geração de alfa em mercados de alta se destaca por ser bastante negativa frente à geração em mercados de baixa. Como as métricas de volatilidade absoluta e beta apresentaram mesmo comportamento, consideraremos todos os portfólios de fator principal volatilidade independente da métrica. Assim, aplicaremos os filtros cujos parâmetros estão representados na Tabela 14, dados pela melhor performance do 3º quartil de beta ou de volatilidade absoluta, e as Tabelas 15 e 16 apresentam quais portfólios passam pelo filtro e a performance de cada um deles, respectivamente.

TABELA 14 - Filtros aplicados nos portfólios de dois fatores cujo fator principal é volatilidade

Métrica	Filtro – Performance melhor do que o 3º Quartil de Volatilidade Absoluta/Beta
Alfa	Maior do que 10%
Volatilidade	Menor do que 21%
Alfa up	Maior do que -14%
Alfa down	Maior do que 9%
Máximo drawdown	Menor do que 40%

Fonte: O autor (2022)

TABELA 15 - Características dos portfólios de fator principal volatilidade filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	Beta12M	DY12M	Dividendos	70%	1 ano	3	1
2	Volatilidade12M	DY12M	Dividendos	70%	1 ano	3	1
3	Volatilidade12M	DY12M	Dividendos	70%	Trimestre	3	1
4	Volatilidade12M	DY24M	Dividendos	70%	Trimestre	3	1
5	Volatilidade12M	DY36M	Dividendos	70%	1 ano	3	1

Fonte: O autor (2022)

TABELA 16 - Performance dos portfólios de fator principal volatilidade filtrados

# Portfólio	Alfa	Alfa Up	Alfa Down	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	16%	-14%	11%	20%	36%	1,21
2	15%	-8%	10%	20%	35%	1,17
3	13%	-10%	9%	21%	38%	1,05
4	13%	-12%	10%	21%	35%	1,05
5	12%	-13%	9%	20%	35%	1,03

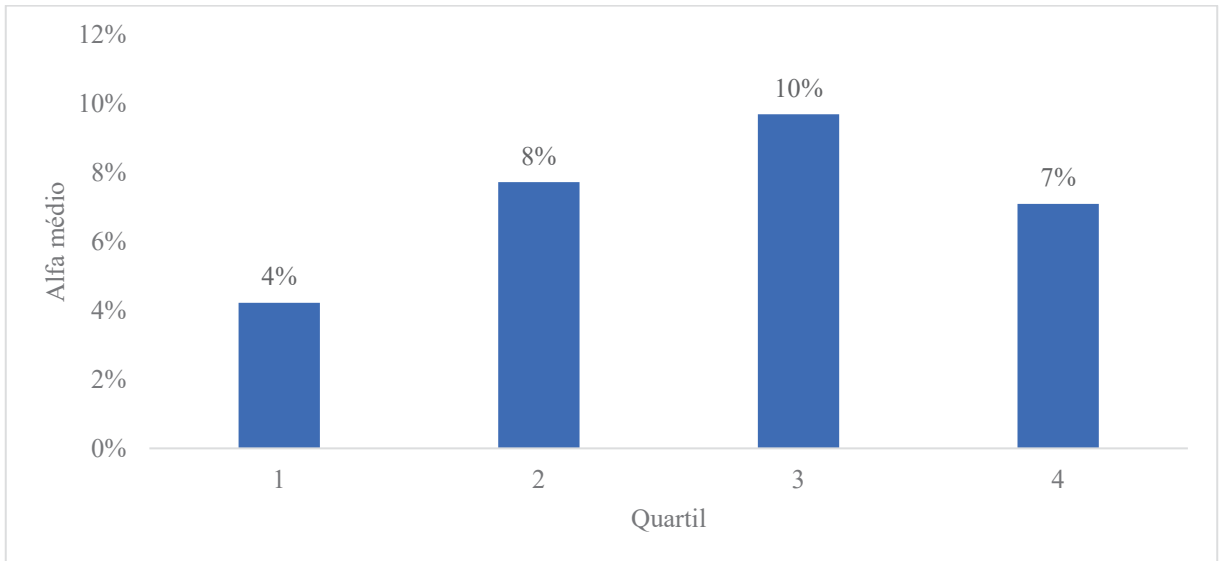
Fonte: O autor (2022)

O fator dividendos foi o único capaz de melhorar a performance dos portfólios de fator único volatilidade, entretanto somente no caso de menor restrição de liquidez (manutenção dos 70% ativos mais líquidos) e para as remontagens a cada 1 ano ou trimestral. Mesmo assim, nenhum portfólio teve alfa up positivo, de tal forma que permanecem com a principal característica dos portfólios de fator único volatilidade, que é a de serem defensivos, performando melhor que o benchmark em mercados de baixa com baixa volatilidade e máximo drawdown.

#### 4.2.5 FATOR SIZE

Para o fator *size*, utilizamos somente a métrica de valor de mercado, que é a multiplicação da quantidade de ações pelo preço da ação. A Figura 37 traz a geração de alfa por quartil para esse fator. Nela, podemos observar uma geração de alfa crescente do 1º ao 3º quartil e um decréscimo do 3º para o 4º quartil, sendo possível inferir que empresas de menor valor mercado até certo ponto, na média, geram um alfa maior do que empresas de maior valor.

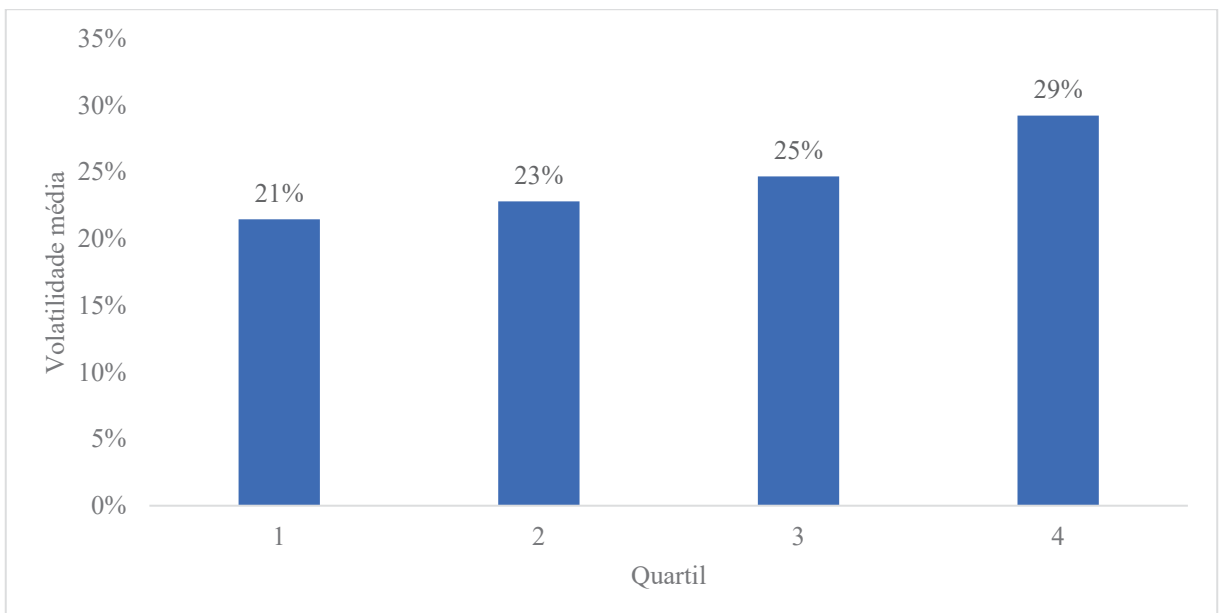
FIGURA 37 - Size - Alfa médio gerado por quartil



Fonte: O autor (2022)

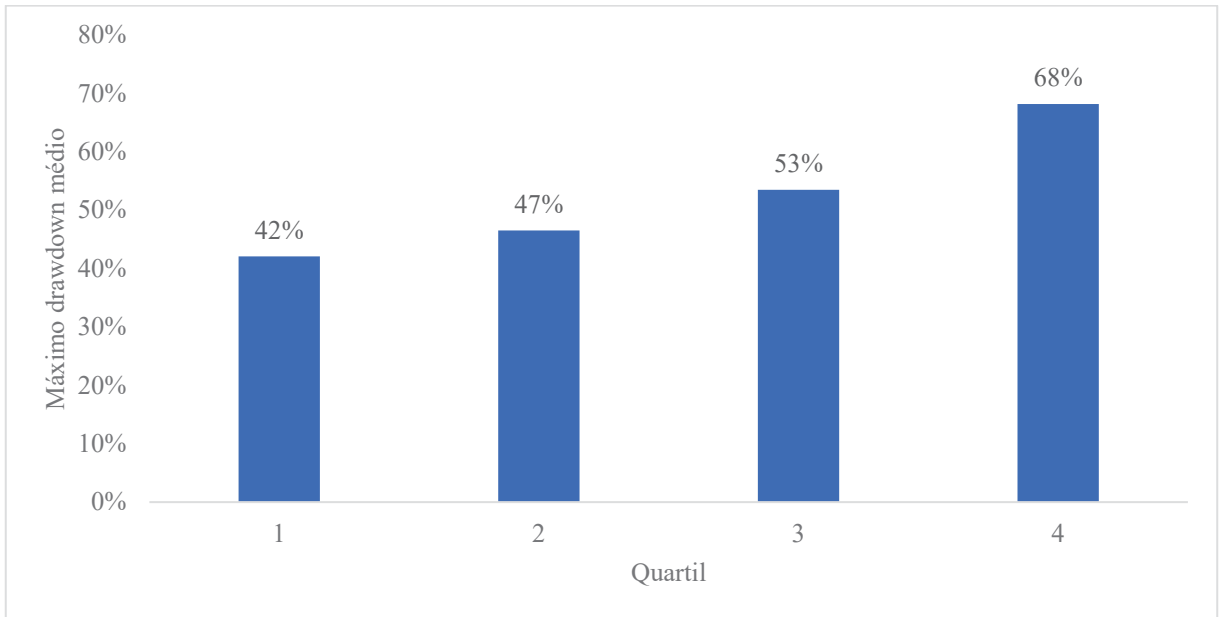
As Figuras 38 e 39 apresentam a performance desse fator na ótica do risco através da volatilidade e máximo drawdown médios, respectivamente, por quartil. Analisando juntamente com a Figura 37, observamos que a geração de alfa crescente do 1º ao 3º quartil vem acompanhada de um acréscimo de risco, tanto na ótica da volatilidade quanto do máximo drawdown.

FIGURA 38 - Size - Volatilidade média por quartil



Fonte: O autor (2022)

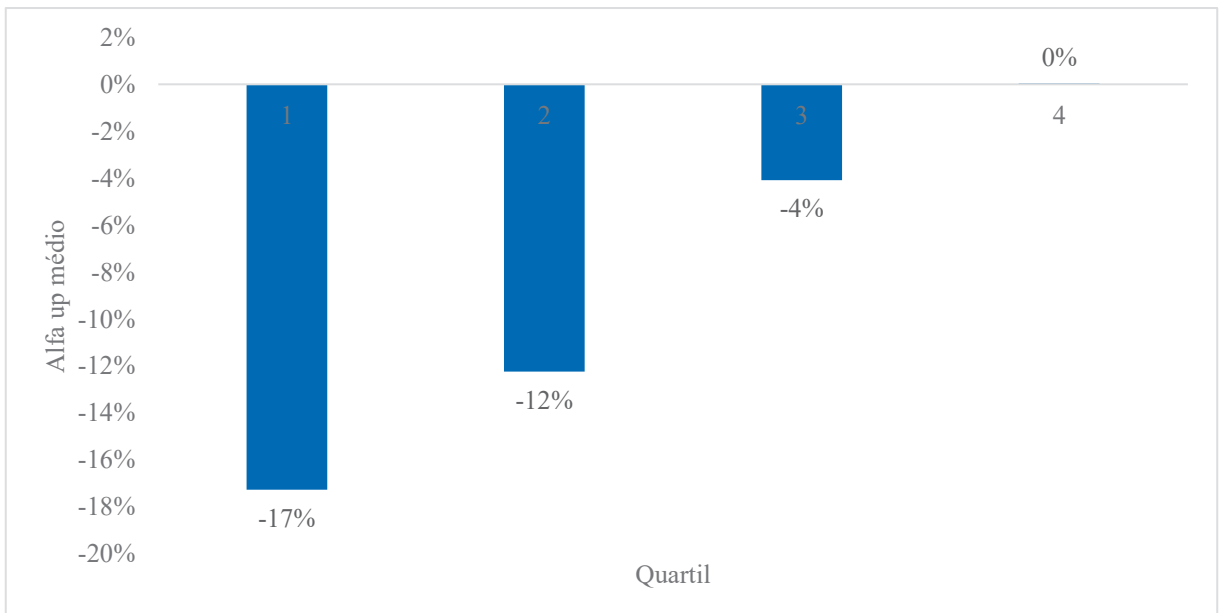
FIGURA 39 - Size - Máximo drawdown médio por quartil



Fonte: O autor (2022)

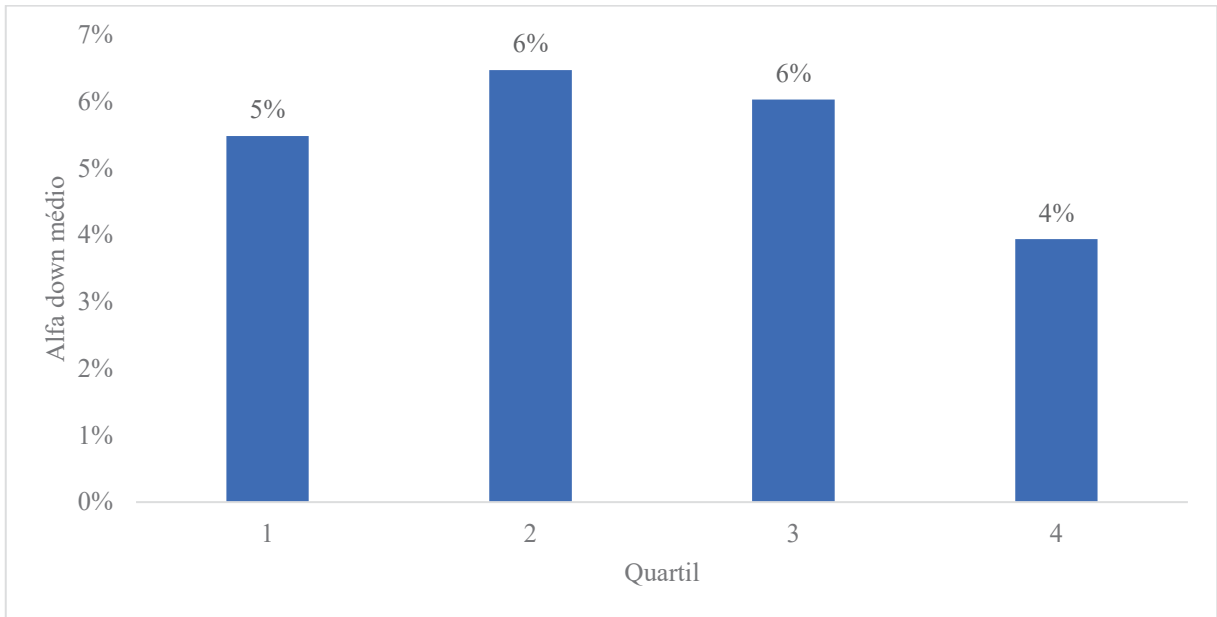
Por fim, as Figuras 40 e 41 apresentam a performance dos quartis nos mercados de alta e de baixa com as métricas alfa up e alfa down, respectivamente. Na primeira podemos observar uma tendência clara crescente de geração de alfa nos mercados de alta e na segunda um comportamento mais errático e com valores próximos entre os quartis.

FIGURA 40 - Size - Alfa up médio por quartil



Fonte: O autor (2022)

FIGURA 41 - Size - Alfa down médio por quartil

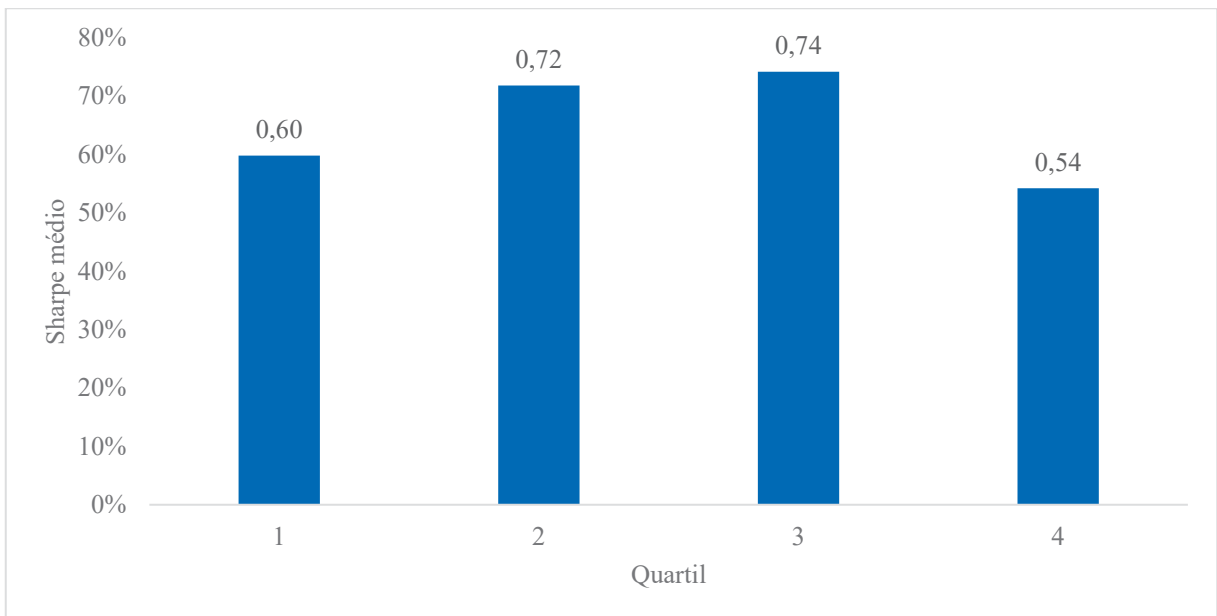


Fonte: O autor (2022)

#### 4.2.5.1 ANÁLISE DE PORTFÓLIOS *SIZE* COM FATOR SECUNDÁRIO

Como não houve nenhum quartil que se destacou de maneira clara para esse fator, trazemos o índice de Sharpe como métrica de performance adicional para tentarmos selecionar o melhor portfólio. A Figura 42 apresenta a média desse índice para cada um dos quartis, que traz o 3º quartil como o de maior Sharpe e, portanto, o que selecionaremos como benchmark.

FIGURA 42 - Size - Sharpe médio por quartil



Fonte: O autor (2022)

A Tabela 17 apresenta os filtros aplicados aos portfólios de dois fatores com fator principal *size*.

TABELA 17 - Filtros aplicados nos portfólios de dois fatores cujo fator principal é *size*

Métrica	Filtro – Performance melhor do que o 3º Quartil de <i>size</i>
Alfa	Maior do que 10%
Volatilidade	Menor do que 25%
Alfa up	Maior do que -4%
Alfa down	Maior do que 6%
Máximo drawdown	Menor do que 53%

Fonte: O autor (2022)

Após a aplicação dos filtros, obtivemos 22 portfólios, dos quais 12 são de fator secundário *value*, 6 de dividendos, 3 de momentum e 1 de volatilidade. Como fizemos com outros fatores, traremos somente aqueles portfólios com remontagem superior a 1 ano, e suas características e performance estão representadas nas Tabelas 18 e 19, respectivamente.

TABELA 18 - Características dos portfólios de fator principal *size* filtrados

#	Métrica Principal	Métrica Secundária	Fator Secundário	Corte de Liquidez	Remontagem	Quartil	Metade
1	ValorDeMercado	DY12M	Dividendos	30%	1 ano	3	1
2	ValorDeMercado	DY36M	Dividendos	50%	1 ano	3	1
3	ValorDeMercado	PL12M	<i>Value</i>	70%	1 ano	2	2
4	ValorDeMercado	PL12M	<i>Value</i>	50%	1 ano	2	2
5	ValorDeMercado	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	3 anos	3	1
6	ValorDeMercado	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	1 ano	2	2
7	ValorDeMercado	PVPA12M	<i>Value</i>	70%	3 anos	2	2
8	ValorDeMercado	Retorno12M	Momentum	70%	3 anos	2	2
9	ValorDeMercado	Retorno36M	Momentum	50%	3 anos	3	2
10	ValorDeMercado	Volatilidade12M	Volatilidade	30%	3 anos	2	1

Fonte: O autor (2022)

TABELA 19 - Performance dos portfólios de fator principal *size* filtrados

# Portfólio	Alfa	Alfa Up	Alfa Down	Volatilidade	Max Drawdown	Sharpe
1	13%	-3%	8%	25%	38%	0,86
2	16%	-2%	9%	24%	47%	1,00
3	13%	-4%	8%	24%	42%	0,90
4	12%	-4%	7%	24%	41%	0,82
5	15%	0%	8%	24%	52%	0,96
6	13%	-2%	7%	25%	40%	0,87
7	13%	-1%	7%	25%	49%	0,87
8	10%	-3%	6%	24%	48%	0,77
9	14%	5%	7%	25%	42%	0,91
10	13%	-3%	7%	25%	52%	0,86

Fonte: O autor (2022)

O fator *size* pode ter sua performance melhor com quaisquer um dos fatores secundários. Suspeitamos que isso se deve ao próprio fator *size* não apresentar resultados robustos e, portanto, se beneficiar de quaisquer outros fatores. Além disso, o fato de a geração de alfa no caso de os portfólios de fator único virem com a contrapartida de um aumento de risco conforme se progride nos quartis sugere que esse fator não é tão eficiente quanto outros fatores. Portanto, nossa conclusão é de que o fator *size*, no mercado brasileiro, traz resultados inconclusivos e diferentes da literatura.

## 5 CONCLUSÃO

As principais propostas de contribuição desse trabalho para a literatura acadêmica foram, principalmente, identificar se os fatores mais comumente citados na literatura se comportam de maneira similar no mercado brasileiro e propor melhorias aos portfólios de fator único, os mais comumente estudados. Acreditamos que ambos os objetivos foram alcançados, de tal forma que o presente trabalho pode ser utilizado como um guia por esses fatores no mercado brasileiro.

Ao comparar os fatores, entendemos que faz pouco sentido chegar a uma resposta definitiva de qual é o “melhor” fator. Entretanto, podemos fazer algumas comparações interessantes. A Tabela 20 apresenta a performance dos melhores quartis dos portfólios de fator único.



TABELA 20 - Performance dos melhores quartis de cada fator

Fator	Melhor quartil	Melhor métrica	Alfa	Volatilidade	Máximo Drawdown	Alfa Up	Alfa Down
Momentum	2	Retorno12M	11%	22%	45%	-11%	8%
Value	3	PL12M	14%	24%	46%	-1%	6%
Dividendos	1	DY12M	12%	22%	41%	-10%	9%
Volatilidade	4	Volatilidade36M	9%	18%	35%	-33%	11%
<i>Size</i>	3	ValorDeMercado	10%	25%	53%	-4%	6%

Fonte: O autor (2022)

Tentaremos responder qual fator apresentou a melhor relação risco-retorno. Na nossa visão, o fator dividendos na métrica DY12M se destaca por ter uma geração de alfa que pouco deve aos demais fatores (12% a.a no primeiro quartil) e performa bem também no que diz respeito ao risco, apresentando volatilidade e máximo drawdown reduzidos (22% e 41%, respectivamente) ao comparar com outros fatores. Seu principal ponto negativo é o desbalanceamento dessa geração de alfa, que ocorre em mercados de baixa e não nos de alta (alfa up -10% e alfa down de 9%). Porém, ao incluir o fator value na métrica PVPA12M como fator secundário, encontramos uma geração de alfa mais balanceada sem renunciar às boas qualidades do portfólio de fator único, além um de incremento no alfa (20% a.a) e em um período de rebalanceamento de dois anos, o que gera menores custos ao investidor.

Como sugestão de melhoria futura à metodologia, propomos acrescentar um modelo de custos de transação, pois conforme verificamos na revisão da literatura, eles são bastante relevantes e podem corroer boa parte da performance gerada, além de tornar a metodologia mais fidedigna ao que o investidor encontraria ao aplicá-la na prática.

## REFERÊNCIAS

- Arnott, R., Harvey, C., & Markowitz, H. (2019, Fevereiro). A Backtesting Protocol in the Era of Machine Learning. *The Journal of Financial Data Science*, pp. 64-74.
- Bacon, C. (2004). *Practical Portfolio Performance Measurement and Attribution*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Banz, R. (1981, Setembro). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*, pp. 3-18.
- Basu, S. (1977, Junho). Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis. *The Journal of Finance*, pp. 663-682.
- Black, F. (1976, Fevereiro 2). The dividend puzzle. *The Journal of Portfolio Management*, pp. 5-8.
- Black, F., & Scholes, M. (1973, Outubro). The effects of dividend yield and dividend policy on common stock prices and returns. *Journal of Financial Economics*, pp. 1-22.
- Blitz, D., & van Vliet, P. (2007, Julho). The Volatility Effect: Lower Risk without Lower Return. *Journal of Portfolio Management*, pp. 102-113.
- Blitz, D., & Vidojevic, M. (2018, Julho 2). The Characteristics of Factor Investing. *The Journal of Portfolio Management*.
- Cerniglia, J., & Fabozzi, F. (2018). Academic, Practitioner, and Investor Perspectives on Factor Investing. *Journal of Portfolio Management*, 10-16.
- Corporate Finance Institute. (2022, Outubro 4). *Price Earnings Ratio*. Retrieved from Corporate Finance Institute: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/valuation/price-earnings-ratio/>
- Fama, E., & French, K. (1992, Junho). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, pp. 427-465.
- Fama, E., & French, K. (1993, Setembro). Common risk factors in the returns on stock and bonds. *Journal of Financial Economics*, pp. 3-56.

- Fox, J. (2011). *The Myth of the Rational Market: A History of Risk, Reward and Delusion on Wall Street*. Harper Business.
- Gray, W., & Vogel, J. (2016). *Quantitative Momentum: A Practitioner's Guide to Building Momentum-Based Stock Selection System*. Wiley Finance.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993, Março). Return to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, pp. 65-91.
- Koedijk, K., Slager, A., & Stork, P. (2016). Investing In Systematic Factor Premiums. *European Financial Management*, 193-234.
- Laborda, J., Laborda, R., & Olmo, J. (2016, Maio). Investing in the Size Factor. *Quantitative Finance*, pp. 85-100.
- Levy, R. (1967, Dezembro). Relative Strength as a Criterion for Investment Selection. *Journal of Finance*, pp. 595-610.
- Litzenberger, R., & Ramaswamy, K. (1979, Março). The effect of personal taxes and dividends on capital asset prices: Theory and empirical evidence. *Journal of Financial Economics*, pp. 163-195.
- López de Prado, M., & Lewis, M. (2019, Julho). Detection of False Investment Strategies Using Unsupervised Learning Methods. *Quantitative Finance*, pp. 1555-1565.
- Markowitz, H. (1952, Março). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, pp. 77-91.
- Modigliani, F., & Miller, M. (1961, Outubro). Dividend Policy, Growth and the Valuation of Shares. *The Journal of Business*, pp. 411-433.
- Sharpe, W. (1966, Janeiro). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, pp. 119-138.
- Status Invest. (2022, Março 23). *P/VPA: entenda a importância desse indicador financeiro*. Retrieved from Status Invest: <https://statusinvest.com.br/termos/p/p-vpa>