

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-RIO)

Departamento de Economia



MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

Short-Term Momentum Effect: um caso sobre o mercado acionário brasileiro

Gabriel Gruber Bernstein

Matrícula:1510364

Orientador: Marcelo Nuno Carneiro de Sousa

Dezembro de 2020

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-RIO)

Departamento de Economia



MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

Short-Term Momentum Effect: um caso sobre o mercado acionário brasileiro

Gabriel Gruber Bernstein

Matrícula:1510364

Orientador: Marcelo Nuno Carneiro de Sousa

Dezembro de 2020

Declaro que o presente trabalho é de minha autoria e que não recorri para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor.

As opiniões expressas neste trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Marcelo e Rosangela que sempre estiveram ao meu lado me apoiando ao longo de toda a minha trajetória incondicionalmente.

Aos meus irmãos, Hannah e Rafael, agradeço a parceria e cumplicidade, tornando esta jornada mais leve e divertida.

Ao meu orientador Marcelo Nuno pelo empenho e dedicação a este projeto.

A PUC-Rio e todos seus professores pelo ensino de excelência que recebi ao longo da graduação.

Por fim, a todos os meus amigos, economistas ou não, por fazerem esta caminhada ser mais leve e divertida.

Sumário

1- Introdução.....	6
2- Revisão de Literatura.....	7
2.1 – Panorama Geral.....	7
2.2 – Literatura Internacional.....	8
2.3 – Literatura Nacional.....	9
3. Dados.....	11
4. Metodologia Formação das Estratégias e Portfólio.....	13
4.1 – Definição das Estratégias.....	13
4.2 – Formação dos Portfólios.....	13
4.3- Cálculo dos Portfolios.....	14
4.4 – Cálculo dos Resultados.....	15
5- Análise dos Resultados.....	17
5.1- Análise das estratégias.....	17
5.2- Análises para Robustez.....	19
5.3- Simulação ao Acaso.....	22
6- Conclusão.....	24
7- Referências Bibliográficas.....	25
8- Apêndice.....	28

1- Introdução

O *Momentum Effect* é baseado na tendência das ações de apresentarem o mesmo comportamento no curto prazo, de modo que haja uma persistência em seus retornos. Grinblatt e Han (2002) o definem como a manutenção dos retornos das ações em um curto espaço de tempo. Este fenômeno contradiz a hipótese fraca de mercado descrita por Fama (1970), tendo sido amplamente debatido no meio acadêmico desde Jegadeesh e Titman (1993). Apesar da literatura internacional indicar a existência de tal anomalia, os estudos aplicados ao mercado brasileiro apresentam resultados mistos. O presente trabalho examina a rentabilidade de estratégias de investimento baseadas neste fenômeno no Brasil, adaptando a metodologia de Jegadeesh e Titman (1993) para o período de um a três meses. Desta forma, é comprovada sua presença nos ativos brasileiros entre 2010 a 2020, principalmente para intervalos com menor volatilidade. Ademais, consta-se ser mais forte para ativos observados e carregados por períodos mais longos, além de proporcionar resultados superiores os dos índices IBOVESPA e IBrX-100 pelo critério da média-variância.

2- Revisão de Literatura

2.1 – Panorama Geral

O princípio máximo defendido pela Teoria de Eficiência de Mercado, formalizada por Fama (1970), é ausência de arbitragem na relação de risco/retorno dos ativos financeiros. Dessa forma, a teoria sugere que o preço de um ativo reflete toda e qualquer informação sobre a instituição emissora, de modo que seja impossível investidores gerarem retornos anormais. Para obtê-los, é necessário a adesão de estratégias de investimento com maior risco. Tal suposição é exposta no modelo CAPM apresentado por Sharpe (1964), uma vez que a expectativa de retorno é uma função de seu risco sistêmico, ou seja, de sua sensibilidade às oscilações do mercado. Assim, ao passo que se acrescenta ao portfólio ativos de maior risco, o retorno esperado deverá aumentar de maneira proporcional para compensar sua maior exposição ao risco.

Anos mais tarde, o modelo CAPM se viu insuficiente para esclarecer por completo o comportamento de carteiras que, apesar de estarem expostas ao mesmo risco (β), apresentavam retornos distintos. Para tal, foram construídos modelos que incorporavam novos fatores de risco além do risco de mercado. Sob este panorama, Fama e French (1992) demonstraram a importância de outros fatores como o tamanho da empresa e sua relação entre valor de mercado e valor contábil (*book-to-market ratio*). Desta forma, Fama e French (1993) propuseram um modelo de três fatores ao unir o risco de mercado da empresa com os fatores mencionados anteriormente para a mesma empresa.

Entretanto, a literatura posterior apresenta a existência de diversas estratégias de investimentos capazes de auferir retornos anormais, que não são passíveis de explicação pelo modelo de três fatores. Dentre estas, a estratégia que ganhou mais notabilidade foi a de momento, derivada do chamado *momentum effect* ou efeito momento. Jegadeesh e Titman (1993) o descrevem como a persistência do desempenho recente dos ativos se manterem no horizonte curto prazo (3 a 12 meses). Sob esta ótica, ativos que possuem retornos positivos em relação ao mercado tendem a mantê-lo nos meses seguintes, ocorrendo o mesmo para ativos com retornos abaixo da média do mercado.

2.2 – Literatura Internacional

Jegadeesh e Titman (1993) foram os pioneiros a descobrir o *momentum effect* ao aplicar variações da estratégia de momento, que consiste em comprar ações “vencedoras” e vender ações “perdedoras” com base em seu desempenho no período analisado em relação ao mercado. O método, utilizando os horizontes de tempo de 3, 6, 9 e 12 meses, envolveu criar 16 portfólios, de modo que cada um representasse o carregamento da posição (K) e o período do retorno das ações selecionadas (J). A partir disso, cada portfólio comprava as ações “vencedoras” e vendia a descoberto as “perdedoras”, de acordo com o período selecionado (J). Além de provar a possibilidade de retornos significantes em 15 das 16 estratégias, observou-se que o retorno gerado em um ano após a construção da carteira é dissipado nos dois anos seguintes, sugerindo que o *momentum effect* ocorre somente no curto prazo.

Após esse estudo, outros autores, além de terem ratificado, buscaram avaliar a existência dessa sub-reação nos mercados internacionais. Pesquisas emblemáticas sobre o tema foram as de Fama e French (1996) e Jegadeesh e Titman (2001) para os mercados norte-americanos, Rouwenhorst (1998) para os mercados europeus, em especial a de Schiereck, De Bondt e Weber (1999) para o mercado alemão, o de Chui, Titman e Wei (2010) para os mercados asiáticos e Rouwenhorst (1999) para os mercados emergentes, incluindo o Brasil. A persistência também se mostra presente ao longo da série temporal, como mostrado por Moskowitz, Ooi e Pedersen (2012), para diferentes tipos de ativo, de acordo com Asness, Moskowitz e Pedersen (2013), além de permanecer para diferentes setores evidenciado por Moskowitz e Grinblatt (1999).

Além disso, foram desenvolvidos inúmeros trabalhos com a intenção de explorar as causas do fenômeno. Análises como as de Barberis, Shleifer, e Vishny (1998), de Daniel, Hirshleifer, e Subrahmanyam (1998) e de Hong e Stein (1999) apresentam modelos comportamentais baseados na ideia de que ganhos advindos do *momentum effect* ocorrem devido a vieses na forma como investidores interpretam informação, que se dissipariam a medida que há novas informações com o tempo. Outros, entretanto, argumentam que seja prematuro rejeitar modelos racionais e sugerem que os retornos obtidos sejam derivados de outros fatores que não o comportamental. Primeiramente, Conrad e Kaul (1998) argumentam que a rentabilidade da estratégia de momento reflete a variabilidade dos retornos em um período específico. Em seguida, Grinblatt e Moskowitz

(2004) argumentam que os retornos são em parte provenientes componentes do retorno de cada ação, desenvolvendo o modelo proposto por Fama e French (1996).

2.3 – Literatura Nacional

Em contraste com os resultados internacionais, os estudos sobre o tema no mercado brasileiro se mostram inconclusivos ao tentar observar retornos anormais oriundos de estratégias de momento. Um trabalho relevante foi o de Bonomo e Dall’Agnol (2003) no qual acharam evidências de *overreaction* entre os anos de 1974 e 1993, e, diferentemente de DeBondt e Thaler (1985), demonstraram que essa reação exagerada é mais intensa no curto prazo, rejeitando assim a hipótese de Jegadeesh e Titman (1993). Contudo, o trabalho brasileiro fora questionado por Fonte e Carmona (2005), uma vez que seus resultados não se mostram presentes em um período de estabilidade inflacionária, inferindo que os resultados obtidos por Bonomo e Dall’Agnol (2003), em parte, eram frutos dos dados coletados em intervalos de considerável inflação, de modo que o comportamento dos agentes não refletia de fato o atual da economia.

Em linha com o questionamento do *momentum effect* no Brasil, Kimura (2003) documenta evidências de *momentum* para períodos inferiores a um mês, porém se tornam irrelevantes quando controlado o risco sistêmico. Já Texeira (2011) constata que, ao comparar estratégias de momento com as de valor por um período de seis meses, o desempenho das últimas é superior, uma vez que os portfólios com estratégia de momento obtiveram retornos inferiores ao do mercado. Por fim, Improta (2012), que ampliou o período de formação e retenção das carteiras para 1 a 36 meses, descreve que somente 1 das 1296 estratégias obteve retornos anormais após o controle do risco. Vale mencionar os achados similares de Flister, Bressan e Amaral (2010) e Mendonça, Klotzle, Pinto e Montezano (2012), nos quais documentam a evidência de retornos positivo com baixa significância, não permitindo rejeitar a hipótese de retornos nulos.

Por outro lado, Piccoli et al. (2015) argumenta que estratégias baseadas em momento obtém retornos positivos significantes em períodos de pouca volatilidade, ao passo que se tornam negativos em momentos de crise. Utilizando dados do período de 1997 e 2014, o resultado sugere que a fraca evidência do *momentum effect* no Brasil se dá, não por uma anomalia de mercado, mas por “quebras” sofridas em estratégias de momento durante crises que, em curtos períodos, poderiam cancelar ou mesmo reverter ganhos auferidos em períodos anteriores. Tal resultado foi

corroborado por Grincho (2018), no qual constatou que o ganho significativo para ações “vencedoras” é eliminado pela recuperação das ações “perdedoras” nos momentos de crise. Em uma pesquisa mais recente, Civiletti, Campani e Roquete (2020) analisaram para o período 2009-2018, marcado por baixa volatilidade, documentando a possibilidade de ganhos via estratégia de momentum.

Contribuindo com a literatura favorável à existência do efeito momento no Brasil, temos trabalhos como os de Trovão, Santos e Famá (2007) e Saturnino et al (2014). A primeira pesquisa buscou replicar a metodologia de Jegadeesh e Titman (1993) para o Brasil utilizando de retornos mensais das ações entre 1995 e 2006. Como resultado, foram encontrados retornos significativamente positivos em 3 das 16 carteiras. No estudo seguinte, Saturnino et al (2014) confirmou a existência do efeito momento utilizando o período de 6 meses de retorno acumulado e manutenção do portfólio. Além disso, ao classificar as ações de acordo com o volume negociado, identificou uma relação negativa entre retorno e volume, constatando uma possível exigência de um prêmio de risco pela baixa liquidez.

Uma possível contribuição para mitigar o impasse do efeito momento no Brasil vem da literatura mais recente, na qual os autores analisam o comportamento das carteiras de momento durante pânico no mercado. Sob esta ótica, “quebras” de momento podem ocorrer tanto em períodos de quedas do mercado (Daniel e Moskowitz, 2016), como em períodos de grande volatilidade (Barroso e SantaClara, 2015). Assim, pode-se inferir que uma possível escassez de evidência do fenômeno no Brasil seja derivada das perdas da estratégia ocorridas durante períodos de turbulência, que apagariam seus ganhos em momentos de menos pânico.

3. Dados

O presente trabalho busca investigar a presença e performance de estratégias baseadas no efeito *momentum* no mercado acionário brasileiro nos últimos 10 anos, testando a hipótese de persistência dos retornos. Para tal, o projeto terá como base o método implementado por Jegadeesh e Titman em 1993 para o mercado norte-americano entre os anos de 1965 e 1989, utilizando 3-12 meses como os períodos de formação e manutenção das carteiras analisadas. Diferentemente do trabalho mencionado, tanto o período de retorno das ações quanto o de manutenção da carteira foram alterados para 1, 2 e 3 meses.

A base de dados construída para testar a performance de estratégias de momento é derivada dos preços de fechamento das ações que já fizeram parte, em algum momento, da carteira teórica Índice Brasil 100 (IBrX-100) ao longo do período de 01/10/2009 até 31/09/2020, totalizando em 177 ações. O índice é composto pelos 100 ativos com maior nível de negociação e presença no mercado acionário brasileiro, sendo revisado quadrimestralmente (janeiro, maio e setembro). Deve-se salientar ao fato de que o índice é um fator relevante de liquidez, uma vez que possui os seguintes critérios de seleção:

- 1- Estar entre os 100 primeiros ativos em ordem decrescente de Índice de Negociabilidade
- 2- Possuir 95% de presença em pregão
- 3- Possuir 0,1% do volume financeiro no mercado a vista
- 4- Não ser *penny stock*
- 5- Não ser BDR
- 6- Não ser um ativo em qualquer situação especial de listagem (ex. recuperação judicial)

As ações que pararam de ser negociadas indefinidamente foram divididas em dois grupos:

- 1- Unificadas
- 2- Projetadas

As do tipo 1 são empresas que somente sofreram mudança no *ticker* negociado ao longo do tempo, como resultado da adoção ao segmento “Novo Mercado” da B3, de aquisição de empresas, dentre outros. Para estas, as series de retornos de diferentes *tickers* foram unificadas sob o código de negociação mais recente.

Já as do tipo 2, são empresas que foram alvo de aquisição ou de OPA (oferta pública de aquisição), ou que simplesmente quebraram. Como forma de replicar a imprevisibilidade da liquidez da ação cessar durante o período de manutenção das carteiras, para as empresas que não faliram, o papel foi imediatamente trocado por um contrato do índice IBOV11, que tende a refletir o IBOVESPA e mantido pelo período restante de manutenção. No caso de a empresa ter falido, o retorno considerado será -1. Em ambos os casos, as empresas são suspensas da análise no mês seguinte à sua saída da listagem da B3.

Os preços diários de fechamento foram extraídos do sistema Económica em conjunto com as séries históricas disponibilizadas pela B3. Os valores de fechamento mensal foram ajustados por proventos para refletirem somente variações fidedignas. A composição histórica da carteira IBrX-100 foi obtida através da plataforma UP2DATA ON DEMAND, a loja de dados da B3. As séries históricas do CDI, Ibovespa e IBrX-100 também foram disponibilizadas pela B3. Já os dados do PIB brasileiro foram obtidos no site do IBGE.

4. Metodologia Formação das Estratégias e Portfólio

Nesta seção será explicada a criação das diferentes estratégias envolvendo momento. Os retornos das ações foram calculados via Microsoft Excel e Matlab para assegurar confiabilidade nos resultados. As análises posteriores foram feitas via Microsoft Excel, juntamente com os cálculos de volatilidade e plotagem das tabelas e gráficos. A simulação aleatória das carteiras foi realizada posteriormente pelo mesmo programa.

4.1 – Definição das Estratégias

Como o efeito momento consiste na persistência de retornos passados em um futuro próximo, métodos que o envolvem normalmente consistem em montar um portfólio ações com boa performance no passado (“ganhadoras”) e/ou ficar vendido em ações com má performance no passado. Esse procedimento é comumente conhecido como “Buy Winners and Sell Losers” ou BWSL em inglês. Baseada nesta descrição, são analisadas as três estratégias implementadas por Jegadeesh e Titman (1993). Com o intuito de aumentar a robustez dos resultados, também é adicionada uma estratégia *naive*, podendo ser descrita por ficar comprado em ações selecionadas aleatoriamente. Desta forma, as estratégias implementadas são as seguintes:

- 1- Ficar somente comprado no portfólio “ganhador” (*long only*)
- 2- Ficar somente vendido no portfólio “perdedor” (*short only*)
- 3- Ficar comprado em um portfólio aleatório (*naive*)

4.2 – Formação dos Portfólios

Para cada estratégia, os portfólios são formados em função de duas variáveis:

- 1- Período cuja análise do retorno respalda a seleção de ações, variando entre 1, 2 e 3 meses
- 2- Intervalo de carregamento (manutenção) da posição, variando para os mesmos meses.

Como resultado, formam-se 9 carteiras no total onde $H_e(J, K)$ é aquela que segue a estratégia *e* selecionando 20 ações baseadas em seus retornos no(s) último(s) J mês (meses) e as mantendo por K mês (meses). Vale ressaltar que o período de manutenção da estratégia começa imediatamente

após a formação da carteira, e que, diferentemente de Jegadeesh e Titman (1993) que utilizaram decis, cada portfólio é composto por 20 ações para contornar vieses de não diversificação.

Como mencionado anteriormente, também foi criado um portfólio *naive* que seleciona 20 ações de maneira aleatória. Diferente das demais, sua composição é recalculada 20.000 vezes visando replicar o efeito da aleatoriedade neste experimento, de modo que cada portfólio seja diferente entre si. Por fim, a distribuição dos resultados das carteiras *naive* servirá para a análise dos resultados dos portfólios ganhadores e “perdedores”.

Para obter resultados mais robustos, o presente trabalho utilizou portfólios sobrepostos com o objetivo de minimizar efeitos sazonais e outros efeitos *event-driven*. Desta forma, todas as estratégias examinadas possuem portfólios com períodos de carregamento sobrepostos, de modo que em qualquer mês T :

- 1- Possuem uma série de portfólios igualmente ponderados no mês atual bem como nos $K - J$ meses anteriores.
- 2- Encerram a posição iniciada no mês $T - K$.

4.3- Cálculo dos Portfólios

O processo de cálculo dos portfólios que foram utilizados pelas estratégias descritas consiste nas seguintes etapas:

- 1- A cada início de mês T , é calculado o retorno médio geométrico correspondente com o período observado (J), descrito pela equação abaixo:

$$R_{i,T}^J = \left(\prod_{t=1}^J (1 + R_{i,T-t}) \right)^{\frac{1}{J}} - 1 \text{ para } J = 1, 2, 3 \quad (1)$$

Onde:

J é o período observado do retorno (aquele cujo retorno é baseado).

T é o mês de formação das carteiras.

$R_{i,T}^J$ é o retorno da ação i durante o período observado J no T -ésimo mês de formação das carteiras.

$R_{i,T-t}$ é o retorno da ação i no mês $T-t$

- 2- Após calculados, as ações são separadas de acordo com o período observado do retorno e então ranqueadas de acordo com seu retorno correspondente, de forma decrescente.
- 3- Em seguida, os portfólios são criados das seguintes formas:
 - a. O ganhador é constituído pelas 20 primeiras ações do ranking
 - b. O perdedor corresponde as 20 últimas ações do ranking
 - c. A carteira *naive* é o resultado de uma escolha aleatória de 20 ações presentes no ranking
- 4- Dessa forma, calcula-se o retorno dos portfólios, através do retorno médio dos ativos que os compõem, para os três períodos de carregamento, conforme a equação abaixo:

$$R_{d,T}^{J,K} = \frac{1}{20} \sum_T R_{i,T}^J \text{ para } K = 1, 2, 3 \quad (2)$$

Na qual:

$R_{d,T}^{J,K}$ é o retorno médio das ações do portfólio d feito no mês T durante o carregamento de K meses, baseados nos retornos dos J meses anteriores.

- 5- Todas as etapas acima são repetidas mensalmente para atualização dos portfólios.

4.4 – Cálculo dos Resultados

Para determinar os retornos das estratégias propostas para cada período J de retorno observado, é necessário calcular a média aritmética do portfólio d, como descreve a equação abaixo:

$$\bar{R}_d^{J,K} = \frac{1}{T} \sum_T R_{d,T}^{J,K} \quad (3)$$

Na qual:

$\bar{R}_d^{J,K}$ é o retorno aritmético médio dos portfólios d cuja ações são baseadas em seus retornos nos últimos J meses e carregadas por K meses

O retorno mensal médio da estratégia ficar comprado no portfólio ganhador (1) é descrito pelo seguinte cálculo:

$$\bar{R}_{BW}^{J,K} = \frac{1}{T} \sum_T R_{W,T}^{J,K} \quad (4)$$

Em seguida, o retorno médio da estratégia 2, de estar comprado em um portfólio perdedor, é estimado pelo cálculo abaixo:

$$\bar{R}_L^{J,K} = \frac{1}{T} \sum_T R_{L,T}^{J,K} \quad (5)$$

Com o intuito de testar a significância estatística das estratégias, os retornos mensais são anualizados assim como os retornos dos índices. Em seguida, é calculado o índice de Sharpe para cada carteira contra a carteira de mercado, descrito pela seguinte equação:

$$S = \frac{(\bar{R}_d^{J,K} - \bar{R}_m^K)}{(\sigma_d^{J,K} - \sigma_m^K)} \quad (6)$$

Em que:

$(\bar{R}_d^{J,K} - \bar{R}_m^K)$ representa o retorno excessivo do portfólio d sobre o retorno médio da taxa livre de risco para o mesmo período de manutenção.

$(\sigma_d^{J,K} - \sigma_m^K)$ denota o excesso de risco do portfólio sobre a taxa livre de risco.

Como resultado, este estudo analisa, dentre as 3 estratégias, 9 combinações no intento de explorar a performance relativa de tais portfólios no mercado. Também foram calculados os desvios-padrões para cada portfólio, bem como sua relação risco/retorno.

5- Análise dos Resultados

Nesta sessão serão apresentados os resultados para todo o período analisado, sendo dividida em duas partes. Primeiramente, serão analisados os resultados encontrados, em face do índice de Sharpe das carteiras, bem como outros parâmetros estatísticos. Também serão conduzidos mais três testes para aumentar a robustez dos resultados. Na segunda metade, os retornos encontrados serão examinados em razão da distribuição dos retornos das carteiras aleatoriamente geradas. Seu intuito é encontrar o percentil correspondente dos retornos das estratégias de momento na distribuição aleatória simulada, de modo que possa averiguar a intensidade da anomalia.

5.1- Análise das estratégias

A tabela 1 expõe o retorno médio e volatilidade correspondentes aos portfólios individuais e aos benchmarks IBRX-100 e IBOVESPA. Já a tabela 2 apresenta o retorno ajustados pelo risco e o índice de Sharpe para os mesmos. Vale a ressalva de que os três primeiro parâmetros estão em valores anualizados, enquanto o quarto utilizou a taxa DI do período anualizada.

Pela tabela 1, alguns fatos devem ser destacados. Primeiramente, em quase todos os casos, os retornos calculados possuem uma relação inversa ao tempo de carregamento da posição (que será abreviada para RxK). Em seguida, observa-se que essa relação é marginalmente decrescente, uma vez que a diminuição é maior para períodos de mais curto prazo. Por fim, avalia-se que quanto menor o tempo de observação J , menor é essa queda entre retornos para os portfólios “vencedores”, mas que não parece ser o caso para os “perdedores”.

Tal relação permite considerar a hipótese de *reversal effect* no curto prazo de Bonomo e Dall’Agnol (2003) como uma possível explicação para este evento. Somado a isso, é plausível achar que, no caso vencedor, as carteiras com menor J possuam ações que sejam “ganhadoras eventuais”, isto é, que obtiveram retorno mensal elevado devido algum evento de curto prazo. De certa forma, pode-se questionar algo similar para a carteira 3L, na qual seu alto retorno em $K=1$, pode sugerir um evento benigno de curto prazo para ativos que possuíam preços “descontados”.

Para a mesma tabela, as estratégias implementadas podem ser identificadas como investimentos bem diversificados, uma vez que mais da metade dos portfólios estimados possuem volatilidades similares ou menores que às dos índices (0,22). Isso é derivado deste trabalho analisar estratégias

onde portfólios individuais possuem 20 ações e de utilizar períodos sobrepostos, resultando na criação de 36 carteiras (720 ações) para cada mês observado. Vale ressaltar que os desvios padrão dos portfólios estimados diminuem à medida que o tempo de manutenção aumenta, indicando que o tempo de permanência da posição aumenta a robustez das estimativas, além de apresentarem os resultados pretendidos para a comprovação do efeito momento. Desta forma, através da análise por média variância, são encontrados portfólios que, em média, são preferíveis ao IBrX-100 e IBOVESPA, sendo observada na figura 1.

Já os expostos da tabela 2 põem em xeque a análise por meio do Índice de Sharpe. Os valores encontrados não são atrativos para os investidores por serem muito baixos e/ou negativos para quase todo portfólio analisado, incluindo para os índices IBrx-100 e IBOVESPA. Esse fato está diretamente relacionado com a taxa livre de risco (CDI) anualizada no período ser 9,34%, que por sua vez é decorrente do risco de crédito brasileiro no curto prazo somado à política monetária do país. Desta forma, um ambiente econômico com alta incerteza no futuro, refletido pelos ativos de risco, e com taxas de juros extremamente altas, aumenta a probabilidade de Índices de Sharpe negativos e, portanto, impede a utilização do índice no decorrer deste estudo.

Deve-se atentar à alta volatilidade dos ativos de risco no primeiro semestre de 2020, sendo tratada posteriormente como uma *outlier*. Resultante do reconhecimento dos agentes ao estado de pandemia pelo COVID-19, os dados de 2020 foram removidos para uma segunda análise, que possui os mesmos indicadores que a anterior. Os resultados são demonstrados pelas tabelas 3 e 4 e pelo gráfico 2.

Como pretendido, todos os portfólios desta nova série possuem volatilidades menores ou iguais às anteriores. O resultado dos retornos nas carteiras “vencedoras” também está em linha com o teorizado, superando os retornos vencedores anteriores em média por 180bp. Contudo, os novos portfólios “perdedores” possuem um retorno médio maior em 40bp, mas que não supera os ganhos descritos. Somado a isso, a figura 2, que exhibe a relação risco/retorno dos novos portfólios, aponta para a existência de estratégia que dominam os índices de mercado pelo conceito da média variância. Sob a luz dos fatos exibidos, pode-se sugerir que a alta volatilidade dos ativos entre os meses de janeiro a setembro de 2020 teve um efeito maior em ações do tipo “vencedoras” além de diminuir o excesso de retorno gerado pela estratégia de momentum, sendo capaz de corroborar com os achados de Barroso e Santa Clara (2015).

5.2- Análises para Robustez

Após a averiguação dos resultados expostos, foram conduzidos três testes nas séries de retornos mensais para aumentar a confiabilidade deles. Antes de cada testagem, os dados foram divididos de acordo com o ano correspondente e somente foram consideradas as posições encerradas no mesmo ano em que foram iniciadas. Ademais, os dados referentes ao ano de 2020 não foram incluídos devido à peculiaridade já explicada. Todos os três exames dividem as séries em dois intervalos de tempo de mesma proporção, com cinco anos cada, onde foram definidos pelas seguintes regras, respectivamente:

1. Divisão dos dados no meio do intervalo de tempo: 2010-2014; 2015-2019
2. Níveis de retorno anual do índice IBOVESPA.
3. Taxa de crescimento anual do PIB.

A respeito do teste 1, as tabelas 5 e 6 junto com os gráficos 3 e 4, mostram os resultados obtidos. Surpreendentemente, os portfólios se comportaram de maneiras bem distintas em cada período. Começando a análise pelos cinco primeiros anos (2010-2014), observa-se a manutenção da relação negativa R_{xK} das carteiras 1W e 2W, o que não ocorre para a 3W, divergindo da primeira análise. Além disso, a grande disparidade de retornos é evidente entre as ganhadoras, de modo que para qualquer K a carteira 3W é melhor que seus pares, que produziram resultados negativos e muito baixos, 1W e 2W respectivamente. Em contrapartida, todas as carteiras do tipo L mantiveram a relação R_{xK} vista na tabela 1, porém vale por em evidência o fato de que todas as rentabilidades serem inferiores as estimadas anteriormente. Sob este cenário, pode ser plausível a sugestão de uma queda generalizada nos retornos dos ativos no período analisado, que será aprofundado no teste seguinte, como a causa da diminuição dos ganhos das carteiras. De todo modo, a perda auferida da queda das ações “ganhadoras” não sobrepõe os ganhos realizados na ponta perdedora. Por fim, pode-se observar em um aumento expressivo do número de carteiras que superam os benchmarks no período, demonstrado pelo gráfico 3, o que reforça a tese da presença da anomalia para o período analisado.

No intervalo seguinte (2015-2019), deve-se destacar a alta volatilidade de todas as variáveis calculadas. As carteiras ganhadoras apresentaram retornos maiores a todos os seus pares até então (média de 27%), também superando os índices de referência e mostrando sinais de declínio com o aumento de K, para todo J. Seguindo a mesma tendência, suas contrapartes perdedoras também

obtiveram os maiores retornos dos pares analisados (média de 20%), expondo a mesma relação RxK negativa. Similar com o período anterior, é razoável ponderar a elevação geral dos preços dos ativos neste período como responsável pela grande alta dos retornos gerados. Realizando uma leitura mais abrangente, observa-se que a volatilidade das ações “perdedoras” é superior as das “ganhadoras” podendo indicar que a existência de um efeito momento é mais dependente da volatilidade geral dos ativos do que movimento geral dos preços dos ativos. Essa evidência ratifica os expostos anteriores bem como a tese de Barroso e Santa Clara (2015). Analisando o gráfico 4, percebe-se que o número de carteiras dominantes em relação aos índices diminuiu para o número encontrado na primeira análise, chegando à conclusão de que o período diminuiu o efeito da anomalia, porém ela ainda se encontra presente no mesmo.

Em seguida, o teste 2 obteve resultados similares ao anterior, como aponta as tabelas 7 e 8 e gráficos 5 e 6. Uma das causas deve-se a composição similar dos grupos em ambos os testes, onde neste, a série de 2012 trocou de lugar com a de 2015. Primeiramente, deve-se destacar que as carteiras do “pior” período possuem volatilidades menores que as do período seguinte, assim como o ocorrido com o teste 1. Começando a análise pelo pior período de rentabilidade do IBOVESPA, pode-se verificar que as carteiras do tipo “winner” apresentam resultados negativos em 8 dos nove casos (-4,16% na média), ainda que superassem as do tipo “loser” em todos os casos. Além disso, a relação RxK inicial só se manteve para 1W e 3W. Novamente, a carteira 3W obteve o melhor desempenho entre seus pares, o que reforça a tese do efeito momento deva ser mais forte para ações analisadas por 3 meses mencionada anteriormente. Já as carteiras perdedoras apresentam os menores valores encontrados até então, ainda mantendo a relação RxK negativa e marginalmente decrescente. Entretanto, pode-se notar que a intensidade dessa queda foi menos suave para os diferentes valores de J , diferenciando-as das analisadas nos testes passados. Por fim, como constatado pelo gráfico 5, quase todas as estratégias vencedoras são superiores ao IBOVESPA pelo critério da média variância, indicando que ainda persiste a anomalia de momento para os piores anos.

Já no intervalo posterior, é visto uma reversão nos dados. As carteiras ganhadoras, apesar de terem as maiores rentabilidades até então, também possuem as piores retrações de ganhos, ocorrendo de forma marginalmente decrescente com o aumento de K . Por outro ângulo, as carteiras perdedoras auferem retornos extremamente elevados, destacando-se 2L e 3L que excedem seus opostos em

$K=2,3$ e $K=1,3$, respectivamente. Para estas, seus retornos estão sujeitos a mesma relação RxK negativa marginalmente decrescente. Outro fato que chama atenção é a alta volatilidade das carteiras perdedoras, com destaque para $L(2,1)$ e $L(3,1)$. Neste cenário, parece ser razoável a hipótese de uma euforia de curto-médio do mercado ou de que ações perdedoras teriam preços unitários baixos como justificativa, fazendo com que pequenas mudanças nominais em seu valor acarretassem variações elevadas. Para ambos os casos é necessária uma análise mais profunda. Apesar disso, como mostra o gráfico 6, a dominância das carteiras “vencedoras” persiste sob os índices para os melhores anos do IBOVESPA, corroborando com os resultados encontrados.

Por fim, o teste 3 obteve resultados diferentes dos dois anteriores. Como visto pelas tabelas 9 e 10, as carteiras vencedoras apresentaram resultados positivos para ambos os períodos analisados, além deles serem marginalmente decrescentes em relação a K para quase todos os casos. Entretanto, como aponta o gráfico 7, quase todas falharam em dominar as carteiras de mercado pelo conceito da média variância. Já as carteiras “perdedoras” exibiram resultados bem particulares para cada período. Para o intervalo com as piores variações do PIB, as carteiras 2L e 3L mostraram resultados positivos para todo K , mesmo sendo opções piores que os índices no mesmo período (com exceção de $L(3,1)$) com retorno marginal decrescente para K . No intervalo posterior, foram observados, em sua maioria, retornos negativos dos portfólios “losers” mas com uma redução expressiva dos retornos na alteração do período de manutenção de 1 para 2 meses, assim como a queda em suas volatilidades. Apesar das carteiras desse tipo apresentarem resultados positivos para $K=1$, estes são revertidos com o aumento da variável induzindo a existência de um efeito momentum para períodos de maior carrego e ratificando a hipótese de eventos benignos de curto prazo para algumas ações “perdedoras” com valores já “descontados”. Assim como nos testes anteriores, foi possível identificar um aumento no número de estratégias superiores às de mercado, como expõe o gráfico 8, ressaltando inclusive a estratégia de se estar vendido nas carteiras “perdedoras”. Apesar de não ser possível identificar uma clara relação entre a presença do efeito *momentum* com a variação do PIB, foi possível reforçar a ideia da volatilidade ser um dos componentes mais decisivos para a presença da anomalia estudada, uma vez que para cada banda de intervalo, assim como nos testes anteriores, as carteiras confeccionadas no geral têm em média volatilidades bem distintas.

À luz dos testes aplicados, pode-se afirmar que a relação entre o período de carrego (K) e retorno encontrados nas primeiras análises se mantém para a maioria dos testes aplicados. Agrupando as

carteiras por tipo, averigua-se que as perdedoras mantêm essa relação em todos os testes. Já as vencedoras, falharam em apresentá-lo somente duas vezes na alteração de $K=2$ para $K=3$ em períodos que houve retornos negativos do IBOVESPA. Contudo, deve-se considerar também o efeito da volatilidade marginal decrescente das carteiras para cada K nos retornos calculados. Desta forma, é necessário um estudo mais profundo para discernir os efeitos da volatilidade e do período de manutenção sob os retornos.

Em relação aos retornos apurados, nota-se que não há uma relação bem definida com a variação do PIB. As carteiras vencedoras apresentam valores positivos em ambas as partes, porém as carteiras perdedoras têm retornos positivos para piores variações do PIB, contrariando as expectativas iniciais. Entretanto, este permite traçar o paralelo entre volatilidade e retorno que, em conjunto com os outros testes, parece apontar para uma existência do efeito momento. Por outro lado, parece haver uma ligação mais clara entre os retornos estimados e o índice IBOVESPA (que representa um movimento geral de preço dos ativos). Ambas as carteiras W e L possuem uma correlação positiva com o índice, ocorrendo nenhuma reversão dos valores, além de que, na média, as carteiras vencedoras no período de alta dos ativos superam as perdedoras nos períodos de baixa, o que, de fato, expõe a distinção entre ações W e L para os agentes de mercado resultando em uma possível evidência a favor do efeito momento. Favorecendo esta conclusão, os gráficos de dispersão criados expõem que há, em média, 5 e 9 estratégias superiores pelo critério da média variância em relação ao IBrX-100 e IBOVESPA, respectivamente. Além disso, há ao menos 1 estratégia superior às de mercado pelo critério da média-variância em todas as pesquisas. Além disso.

5.3- Simulação ao Acaso

A presente sessão irá expor os resultados das carteiras aleatórias geradas que servirá de suporte para um aprofundamento dos resultados discutidos anteriormente. Como mencionado nas sessões 4.2 e 4.3, os portfólios “*naive*” foram calculados mensalmente selecionando 20 ações de forma aleatória no respectivo mês e as mantendo por 1, 2 e 3 meses. Esse processo foi refeito até obter-se 20.000 carteiras distintas. Após a criação, foram calculadas as médias aritméticas anuais de cada uma, bem como seus desvios-padrões. Por fim, esses dados deram origem a três gráficos de distribuição, referentes aos três períodos de carregamento utilizados, sendo representados pelos gráficos

3, 4 e 5, respectivamente. Em seguida, para explorar mais detalhadamente os resultados encontrados, um gráfico foi feito identificando os percentis em que os retornos da tabela 1 estariam inseridos, de acordo com o K correspondente. Essa trajetória pode ser observada no gráfico 6.

Observando os gráficos pode-se constatar a relação $R \times K$ marginalmente decrescente para a aleatoriedade, como visto anteriormente. Nota-se que o centro da distribuição em $K=1$ é por volta de 14%, uma diferença de quase 5% do centro em $K=2$ (8,76%) e 8% do centro em $K=1$ (6,50%). Nestas circunstâncias, pode ser plausível supor o início de uma reversão à média dos retornos, como sugerido na sessão 5.1, contudo são necessários estudos adicionais para verificar a continuidade dessa queda de retorno. Em seguida, percebe-se que as carteiras 1L e 2L falharam em pertencer às três distribuições calculadas, enquanto somente o portfólio 3L foi capaz de pertencer à distribuição duas vezes. Este mesmo, surpreendentemente, ocupou o 58º percentil em $K=1$ podendo sugerir uma reversão à média de curto prazo de alguns ativos em sua composição, mas caindo drasticamente para $K=2$, e não aparecendo na distribuição de $K=3$. Deste modo, ambos os fatos são indícios de uma forte presença da anomalia de momentum para ações consideradas “perdedoras”, em especial para períodos de carregamento maiores.

Por outro lado, as carteiras W apresentaram caminhos discrepantes entre as distribuições, conforme seus respectivos intervalos de observação. Para a carteira de $J=1$, pode-se observar uma piora na posição nas distribuições com o aumento de K, variando do 83º para o 23º percentil, assinalando uma possível reação excessiva dos agentes de mercado para com ações observadas em menores períodos, condizente com o exposto em 5.1. De maneira semelhante, a carteira 2W também apresentou um declínio na posição ocupada entre as distribuições (74º para 51º), porém significativamente menor. Por fim, a carteira 3W obteve as melhores colocações entre seus pares, sendo a mais estável em suas posições e se destacando com o aumento de K. Diante deste episódio, averigua-se que ações consideradas “ganhadoras” observadas por menos tempo (J baixo) possuem maior chance de não ser para períodos maiores, indicando ser indispensável, no mínimo, 3 meses prévios de observação para conseguir selecionar ações de fato “ganhadoras” no longo-prazo.

6- Conclusão

Este estudo investiga a existência do efeito momentum nos ativos brasileiros entre janeiro de 2010 até setembro de 2020 através da rentabilidade e performance das estratégias que o envolvem. Sob esta análise, constata-se a presença da anomalia para o mercado acionário no país, uma vez que as estratégias que a utilizam superam, pelo critério da média-variância, os retornos de mercado (IBOVESPA e IBrX-100) para diferentes cenários constantemente. Desta forma, contraria-se a hipótese de eficiência de mercado em sua forma mais fraca descrita por Fama (1970).

Além disso, os resultados encontrados corroboram com a tese de Barroso e SantaClara (2015), na qual indica que a existência do efeito estudado é mais forte para períodos com maior estabilidade, e conseqüentemente com menor volatilidade nos preços dos ativos. Em seguida, pode averiguar que a diferença do retorno entre os ativos “vencedores” e “perdedores” ainda permanece para as diferentes janelas propostas.

Por fim, as distribuições aleatórias ratificam esse resultado: as carteiras “ganhadoras” (“perdedoras”) apresentam os melhores (“piores”) retornos do universo gerado. Sob esta ótica, apura-se ainda que os agentes necessitam de tempo (três meses) para identificar ações ganhadoras “genuínas” de longo prazo, ao contrário de sua contraparte.

7- Referências Bibliográficas

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of finance*, 19(3), 425-442.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417

Bondt, W. F., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact?. *The Journal of finance*, 40(3), 793-805.

Jegadeesh, N., Titman, S., 1993. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *Journal of Finance* 48, 65–91.

Fama, E., French, K., 1992. The cross section of expected stock returns. *Journal of Finance* 47, 427–465.

Fama, EF, & French, KR (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics* , 33(1), 3-56

Fama, E. F., & French, K. R. (1996). The CAPM is wanted, dead or alive. *The Journal of Finance*, 51(5), 1947-1958.

Conrad, J., & Kaul, G. (1998). An Anatomy of Trading Strategies. *The Review of Financial Studies*, 11(3), 489-519

Daniel, K., Hirshleifer, D. & Subrahmanyam, A. (1998). Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions, *Journal of Finance*, 53, 6, 1839-1885.

Barberis, N., Shleifer A., & Vishny, R., 1998. “A Model of Investor Sentiment.” *Journal of Financial Economics* 49 (3): 307-343.

Rouwenhorst, K.G. (1998), International Momentum Strategies. *The Journal of Finance*, 53: 267-284

Hong, H. and Stein, J. C. (1999). A unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets, *Journal of Finance*, 54, 6, 2134-2184.

Moskowitz, T.J. and Grinblatt, M. (1999), Do Industries Explain Momentum?. The Journal of Finance, 54: 1249-1290

Schiereck, D., De Bondt, W. and Weber, Martin, (1999), Contrarian and Momentum Strategies in Germany, Publications of Darmstadt Technical University, Institute for Business Studies (BWL)

Rouwenhorst, K.G. (1999), Local Return Factors and Turnover in Emerging Stock Markets. The Journal of Finance, 54: 1439-1464

Jegadeesh, N., & Titman, S. (2001). Profitability of momentum strategies: An evaluation of alternative explanations. The Journal of Finance , 56 (2), 699-720

Han, B., & Grinblatt, M., (2002) The Disposition Effect and Momentum. NBER Working Paper No. w8734

Kimura, H. (2003). Aspectos comportamentais associados às reações do mercado de capitais. RAE-eletrônica, 2(1), 1-14

Bonomo, M., & Dall'Agnol, I. (2003). Retornos anormais e estratégias contrárias. Revista Brasileira de Finanças,1,(2), 165-215.

Grinblatt, M., and T. J. Moskowitz, 2004, "Predicting Stock Price Movements From Past Return: The Role of Consistency and Tax-Loss Selling," Journal of Financial Economics, 71(3), 541-579

Mussa, A., Trovao, R., Santos, JO, & Famá, R. (2007). A estratégia de momento de Jegadeesh e Titman e suas implicações para a hipótese de eficiência do mercado acionário brasileiro. SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO-SEMEAD , 10

Chui, A.C., Titman, S. and Wei, K.J. (2010), Individualism and Momentum around the World. The Journal of Finance, 65: 361-392.

Flister F.; Bressan, A.; Amaral, H. (2011). CAPM condicional no mercado brasileiro: Um estudo dos efeitos momento, tamanho e book-to-market entre 1995 e 2008. Revista Brasileira de Finanças, 9(1), 105-129.

Texeira, M. (2011), Value and Momentum Strategies in the Brazilian Stock Market: the 2008 Financial Crisis and its Aftermath. Tese de Mestrado

Improta, J.P. (2012), Momentum and Reversal Effects in Brazil. Tese de Mestrado

Mendonça, Fernanda & Klotzle, Marcelo & Pinto, Antônio & Montezano, Roberto. (2012). A relação entre risco idiossincrático e retorno no mercado acionário brasileiro. *Revista Contabilidade & Finanças*. 23. 246-257.

Moskowitz, T., Ooi, Y., Pedersen, L., 2012. Time series momentum. *Journal of Financial Economics* 104, 228–250.

Asness, C., Moskowitz, T., Pedersen, L., 2013. Value and momentum everywhere. *Journal of Finance* 58, 929–986.

Saturnino Silva, V. L., Lucena Raboni, P. I. E. R. R. E., & Gois de Oliveira, M. R. (2014). Efeito momentum no curto prazo: vale a pena comprar ações vencedoras no Brasil?. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 15

Barroso, P., & Santa Clara, P. (2015). Momentum has its moments. *Journal of Financial Economics* , 116 (1), 111-120.

Piccoli, P. G. R., Souza, A., da Silva, W. V., & Cruz, J. A. W. (2015). Revisitando as estratégias de momento: o mercado brasileiro é realmente uma exceção?. *Revista de Administração*, 50(2), 183-195

Daniel, K., & Moskowitz, T. J. (2016). Momentum crashes. *Journal of Financial Economics*, 122(2), 221-247

Grincho, F.J. (2018). *Relative Strength Momentum: The Brazilian Evidence*. Tese de Mestrado

Civiletti, F., Campani, C. H., Roquete, R. (2020). Carteiras igualmente ponderadas e “efeito momentum”: uma combinação interessante para investidores não sofisticados?. *BBR, Braz. Bus. Rev.*, Vitória , v. 17, n. 5, p. 506-522

8- Apêndice

Tabela 1: Retornos (em porcentagem e com fundo cinza) e volatilidade (negrito) dos portfólios vencedores e perdedores, sendo representados pelas letras W, L e WXL respectivamente. Também consta as mesmas variáveis para os benchmarks. O período dos retornos observados (J) é indicado pela linha enquanto o período de carregamento da posição (K) é representado pelas colunas. Todos os valores estão atualizados.

J/K	1	2	3
1W	17,29%	8,73%	5,48%
	0,25	0,18	0,15
1L	1,66%	-4,93%	-3,42%
	0,34	0,26	0,21
2W	16,65%	9,38%	6,65%
	0,24	0,18	0,15
2L	7,88%	0,20%	-1,69%
	0,37	0,27	0,22
3W	18,16%	13,01%	11,41%
	0,23	0,18	0,15
3L	14,97%	2,70%	-2,75%
	0,36	0,26	0,21
IBRX-100		8,01%	
		0,21	
IBOV		5,48%	
		0,22	

Gráfico 1: Gráfico de dispersão dos resultados por tipo de portfólio. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno. Todos os valores estão atualizados.

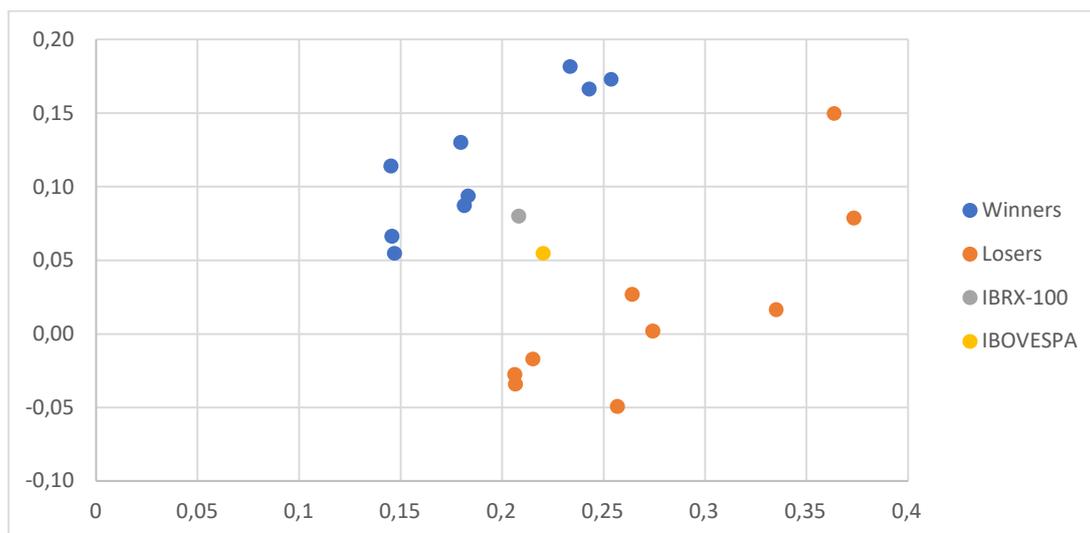


Tabela 2: Retornos ajustados e índices de Sharpe dos portfólios e benchmarks. O primeiro é representado pelos valores tachados enquanto o segundo pelos números em negrito

J/K	1	2	3
1W	68,14%	48,12%	37,23%
	0,31	-0,03	-0,26
1L	4,97%	-19,18%	-16,53%
	-0,23	-0,56	-0,62
2W	68,53%	51,15%	45,59%
	0,30	0,00	-0,18
2L	21,12%	0,72%	-7,84%
	-0,04	-0,33	-0,51
3W	77,74%	72,43%	78,52%
	0,38	0,20	0,14
3L	41,17%	10,22%	-13,31%
	0,15	-0,25	-0,59
IBRX-100		38,44%	
		-0,06	
IBOV		24,89%	
		-0,18	

Tabela 3: Retornos (em porcentagem e com fundo cinza) e volatilidade (negrito) dos portfólios e dos índices, mas para a amostra referente ao período 2010-2019

J/K	1	2	3
1W	19,06%	9,56%	6,43%
	0,24	0,16	0,12
1L	2,24%	-4,27%	-2,80%
	0,30	0,24	0,19
2W	18,49%	10,57%	8,20%
	0,21	0,15	0,12
2L	8,85%	0,31%	-1,60%
	0,35	0,26	0,19
3W	21,28%	15,78%	13,51%
	0,19	0,15	0,12
3L	15,26%	2,74%	-2,52%
	0,34	0,24	0,19
IBRX-100		10,19%	
		0,18	
IBOV		7,36%	
		0,20	

Tabela 4: Retorno ajustado dos portfólios e índices referente ao intervalo 2010-2019.

J/K	1	2	3
1W	80,95%	61,01%	51,78%
1L	7,45%	-18,08%	-15,09%
2W	90,19%	70,32%	67,11%
2L	25,01%	1,20%	-8,28%
3W	112,01%	105,52%	112,66%
3L	45,27%	11,19%	-13,31%
IBRX-100		56,11%	
IBOV		37,47%	

Gráfico 2: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios ganhadores e perdedores no intervalo 2010-2019, além dos índices IBRX-100 e IBOVESPA. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

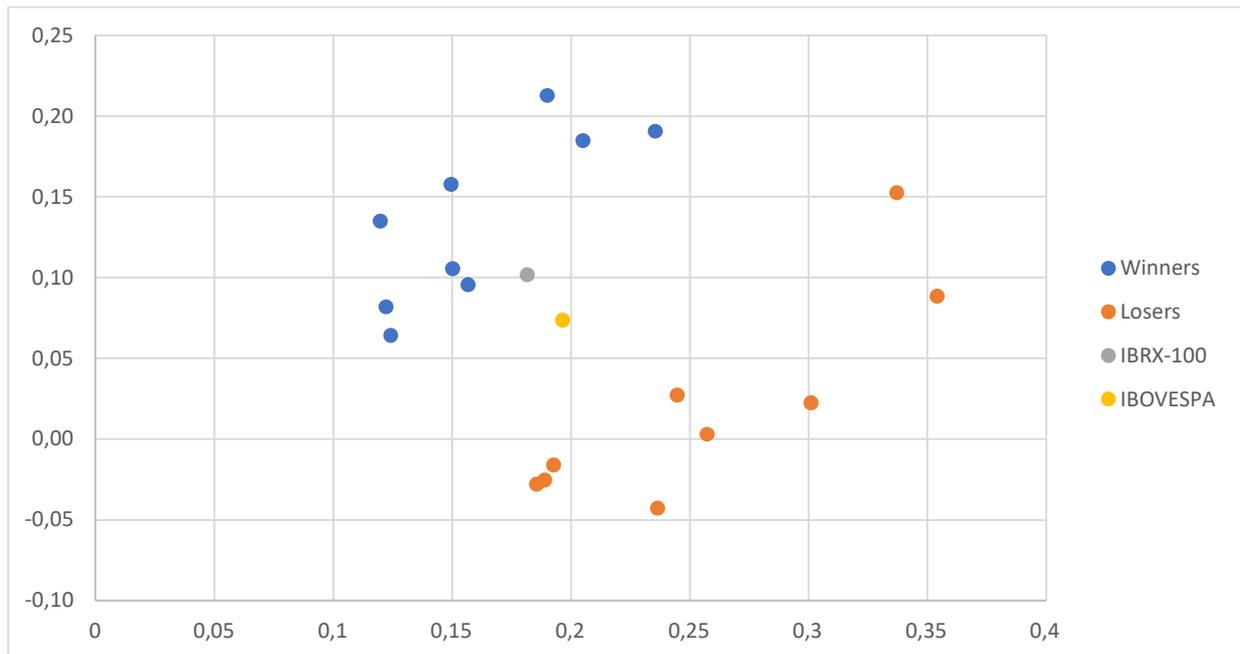


Tabela 5: Retorno e volatilidade os portfólios e benchmarks em porcentagem e negrito respectivamente. Os dados foram calculados a partir das séries anuais divididas pelos períodos correspondentes.

J/K	2010-2014			2015-2019		
	1	2	3	1	2	3
1W	3,53%	-2,39%	-1,88%	36,71%	25,84%	18,58%
	0,17	0,12	0,11	0,28	0,17	0,12
1L	-13,31%	-15,58%	-14,75%	20,32%	11,73%	13,96%
	0,23	0,16	0,13	0,35	0,28	0,22
2W	1,47%	1,05%	0,81%	38,08%	23,62%	18,58%
	0,16	0,11	0,10	0,24	0,17	0,13
2L	-9,47%	-12,46%	-13,49%	30,53%	18,95%	16,04%
	0,23	0,17	0,14	0,44	0,31	0,23
3W	9,74%	7,37%	8,06%	33,92%	26,41%	21,25%
	0,16	0,13	0,11	0,21	0,17	0,13
3L	-4,58%	-10,98%	-15,12%	38,82%	22,33%	16,15%
	0,23	0,17	0,13	0,41	0,29	0,22
IBrX-100		0,41%			15,626%	
		0,16			0,24	
IBOV		-4,52%			15,231%	
		0,19			0,25	

Tabela 6: Retorno ajustado dos índices e dos portfólios para cada período correspondente

J/K	2010-2014			2015-2019		
	1	2	3	1	2	3
1W	20,33%	-19,73%	-16,62%	131,12%	150,53%	149,65%
1L	-57,90%	-96,66%	-111,48%	57,43%	41,52%	64,11%
2W	9,44%	9,37%	7,95%	160,63%	138,78%	139,89%
2L	-40,81%	-73,95%	-99,84%	69,47%	61,28%	71,21%
3W	61,17%	58,70%	75,12%	158,67%	158,63%	164,79%
3L	-20,06%	-66,26%	-114,64%	93,87%	76,87%	73,69%
IBRX-100		2,53%			65,14%	
IBOV		-24,39%			62,14%	

Gráfico 3: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios no intervalo 2010-2014, além dos índices IBRX-100 e IBOVESPA. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

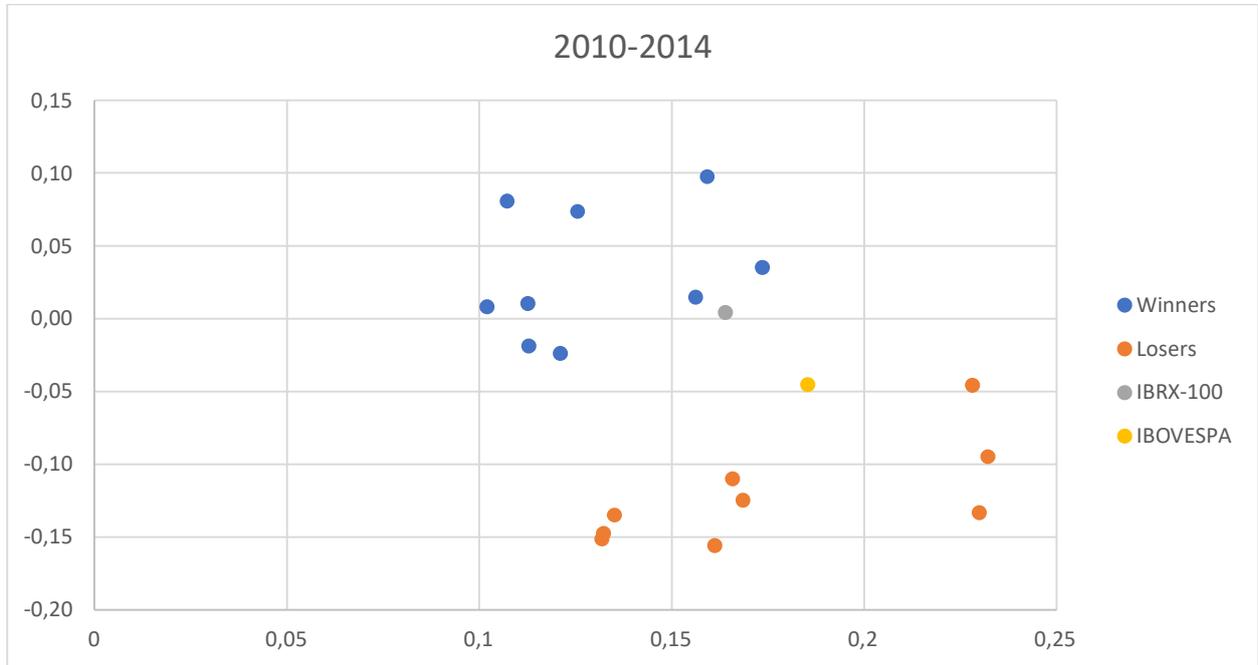


Gráfico 4: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios no intervalo 2010-2019, além dos índices IBRX-100 e IBOVESPA. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

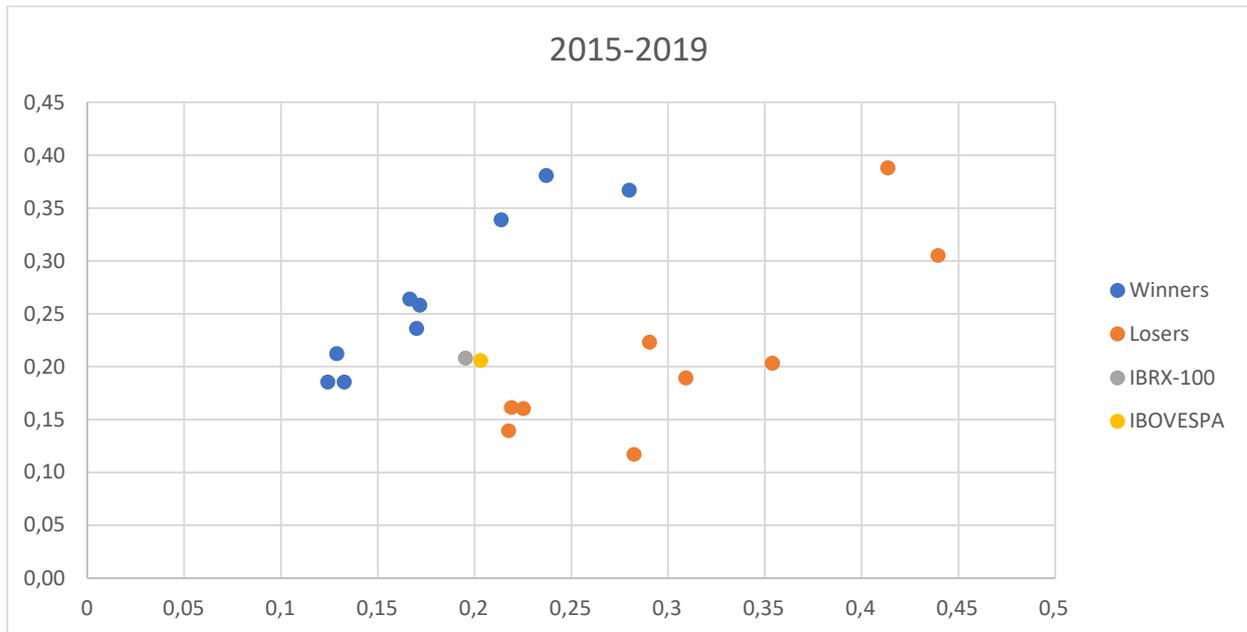


Tabela 7: Retorno e volatilidade os portfólios e benchmarks em porcentagem e negrito respectivamente. Os dados foram calculados a partir das séries anuais que foram divididas em dois grupos igualmente, considerando os melhores e piores anos de desempenho do IBOVESPA.

J/K	PIORES IBOVESPA			MELHORES IBOVESPA		
	1	2	3	1	2	3
1W	-4,76%	-8,08%	-9,42%	48,24%	32,97%	25,55%
	0,18	0,13	0,12	0,27	0,16	0,11
1L	-16,33%	-23,35%	-24,03%	24,53%	21,64%	24,52%
	0,24	0,17	0,15	0,34	0,27	0,21
2W	-6,01%	-4,36%	-6,06%	48,73%	29,54%	23,99%
	0,16	0,12	0,11	0,23	0,16	0,11
2L	-18,14%	-23,40%	-23,41%	43,79%	30,48%	27,83%
	0,26	0,16	0,15	0,41	0,31	0,22
3W	1,65%	-0,11%	-0,32%	44,33%	34,89%	28,72%
	0,16	0,12	0,11	0,21	0,16	0,11
3L	-10,63%	-20,31%	-23,07%	47,88%	33,15%	30,07%
	0,25	0,16	0,15	0,40	0,28	0,20
IBRX-100		-4,19%			26,524%	
		0,17			0,18	
IBOV		-8,53%			25,761%	
		0,18			0,20	

Tabela 8: Retorno ajustado pela volatilidade das estratégias e benchmarks. Os dados foram segregados de acordo com a rentabilidade anual do índice IBOVESPA entre os anos de 2010 até 2019.

J/K	PIORES IBOVESPA			MELHORES IBOVESPA		
	1	2	3	1	2	3
1W	-27,06%	-64,47%	-79,12%	179,33%	201,25%	241,45%
1L	-68,03%	-135,67%	-163,60%	71,32%	81,54%	119,15%
2W	-38,51%	-36,83%	-54,85%	215,39%	188,14%	211,81%
2L	-69,33%	-142,55%	-161,47%	106,00%	99,55%	127,68%
3W	10,45%	-0,86%	-2,87%	215,23%	221,32%	250,48%
3L	-42,72%	-123,79%	-158,31%	121,14%	117,91%	147,67%
IBRX-100		-24,36%			144,84%	
IBOV		-46,20%			129,72%	

Gráfico 5: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios e benchmarks no intervalo dos 5 piores anos do IBOVESPA entre o período 2010-2019. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

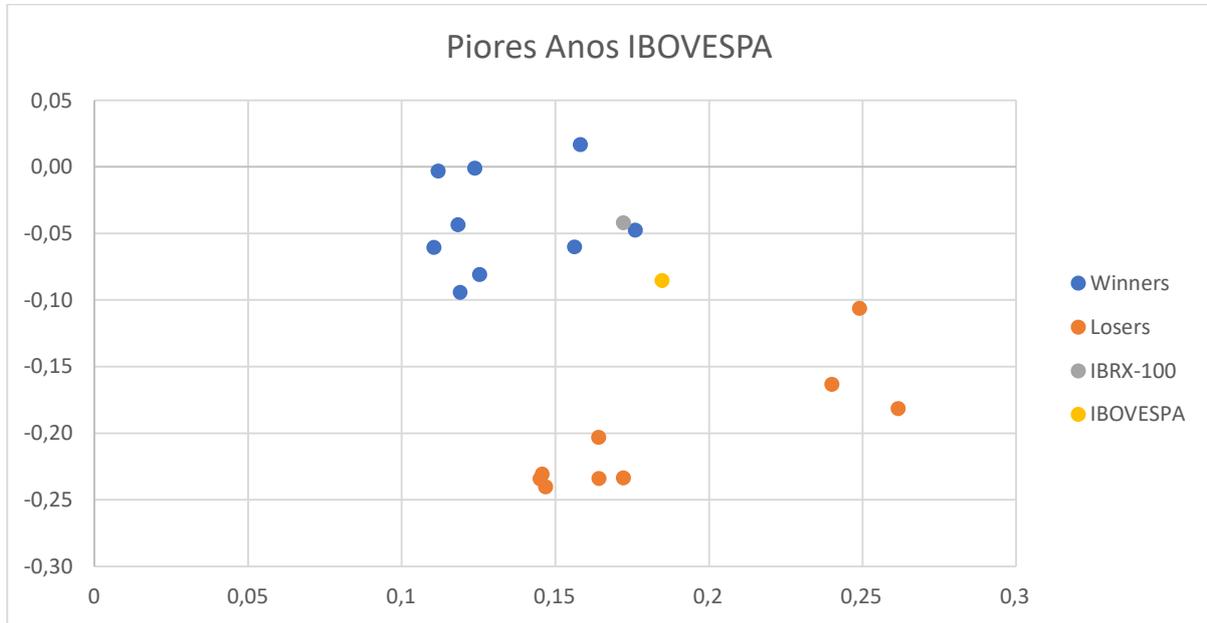


Gráfico 6: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios e benchmarks no intervalo dos 5 melhores anos do IBOVESPA entre o período 2010-2019. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

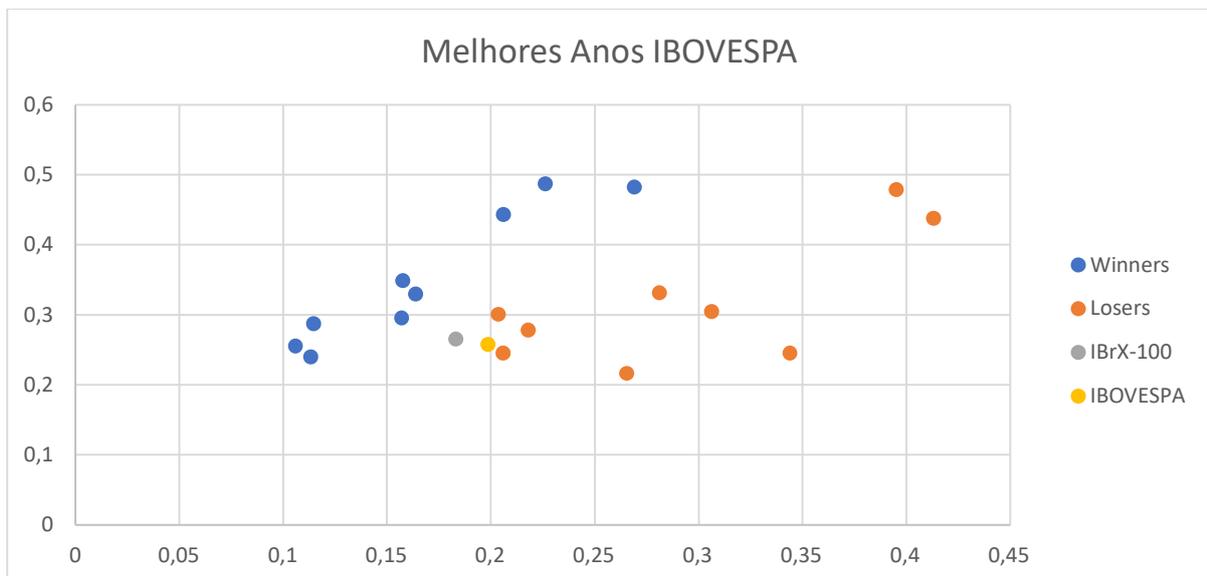


Tabela 9: Retorno e volatilidade os portfólios e benchmarks em porcentagem e negrito respectivamente. Os dados foram calculados a partir das séries anuais que foram divididas em dois grupos igualmente, considerando os melhores e piores anos de desempenho do PIB brasileiro.

J/K	PIORES PIB			MELHORES PIB		
	1	2	3	1	2	3
1W	21,28%	13,95%	6,19%	16,88%	7,56%	7,34%
	0,29	0,18	0,13	0,17	0,13	0,11
1L	2,75%	-1,04%	0,16%	1,74%	-5,36%	-5,07%
	0,35	0,29	0,23	0,24	0,16	0,14
2W	17,93%	9,01%	2,32%	19,05%	13,87%	13,99%
	0,24	0,17	0,14	0,16	0,12	0,10
2L	14,63%	6,85%	4,96%	3,34%	-5,94%	-6,25%
	0,45	0,32	0,24	0,22	0,17	0,14
3W	17,08%	9,61%	4,52%	25,62%	23,13%	22,86%
	0,22	0,17	0,13	0,16	0,12	0,10
3L	20,42%	9,98%	7,63%	10,31%	-3,02%	-6,54%
	0,41	0,29	0,23	0,24	0,18	0,15
IBRX-100		13,796%			6,68%	
		0,21			0,15	
IBOV		13,878%			1,19%	
		0,22			0,17	

Tabela 10: Retorno ajustado pela volatilidade das estratégias e benchmarks. Os dados foram segregados de acordo com as séries anuais que foram divididas em dois grupos igualmente, considerando os melhores e piores anos de desempenho do PIB brasileiro.

J/K	PIORES			MELHORES		
	1	2	3	1	2	3
1W	74,60%	78,50%	47,14%	96,76%	58,44%	65,04%
1L	7,79%	-3,64%	0,69%	7,22%	-32,60%	-35,94%
2W	74,46%	54,39%	17,08%	116,42%	112,86%	143,98%
2L	32,43%	21,34%	20,53%	15,15%	-34,92%	-43,48%
3W	79,36%	57,49%	34,15%	158,08%	185,33%	230,09%
3L	49,28%	34,49%	33,40%	43,10%	-16,70%	-44,66%
IBRX-100		65,34%			45,35%	
IBOV		63,35%			6,98%	

Gráfico 7: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios e benchmarks no intervalo dos 5 piores anos de variação do PIB brasileiro entre o período 2010-2019. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

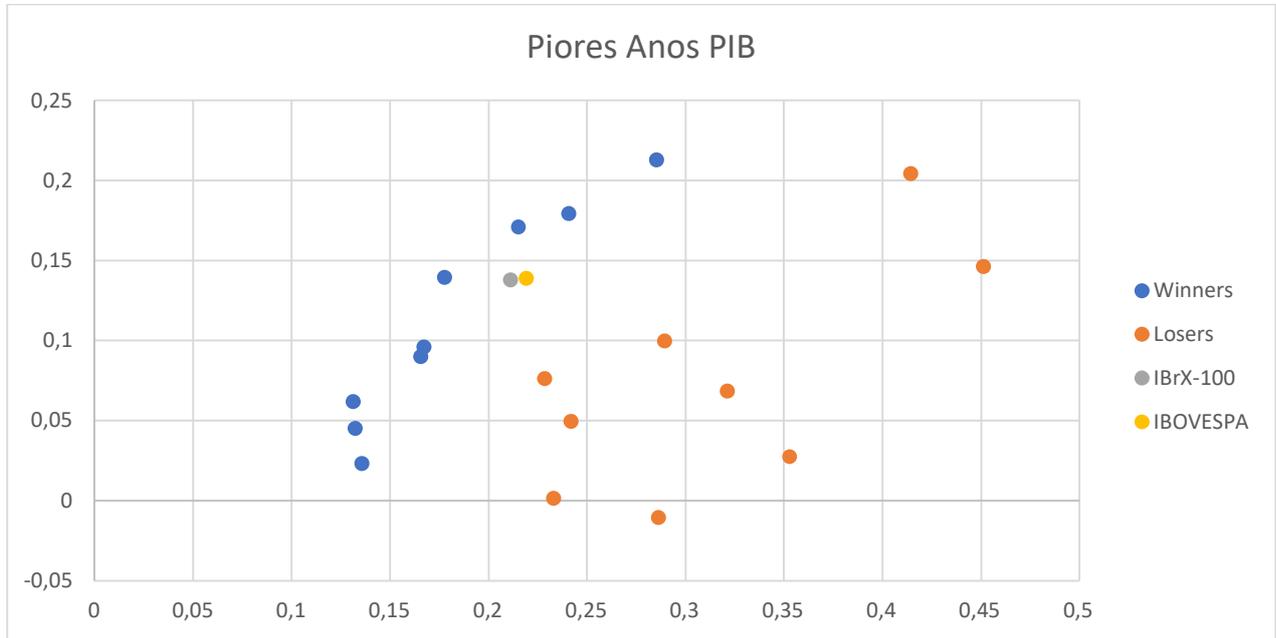


Gráfico 8: Gráfico de dispersão dos resultados dos portfólios e benchmarks no intervalo dos 5 melhores anos de variação do PIB brasileiro entre o período 2010-2019. O eixo X representa a volatilidade enquanto o eixo Y representa o retorno.

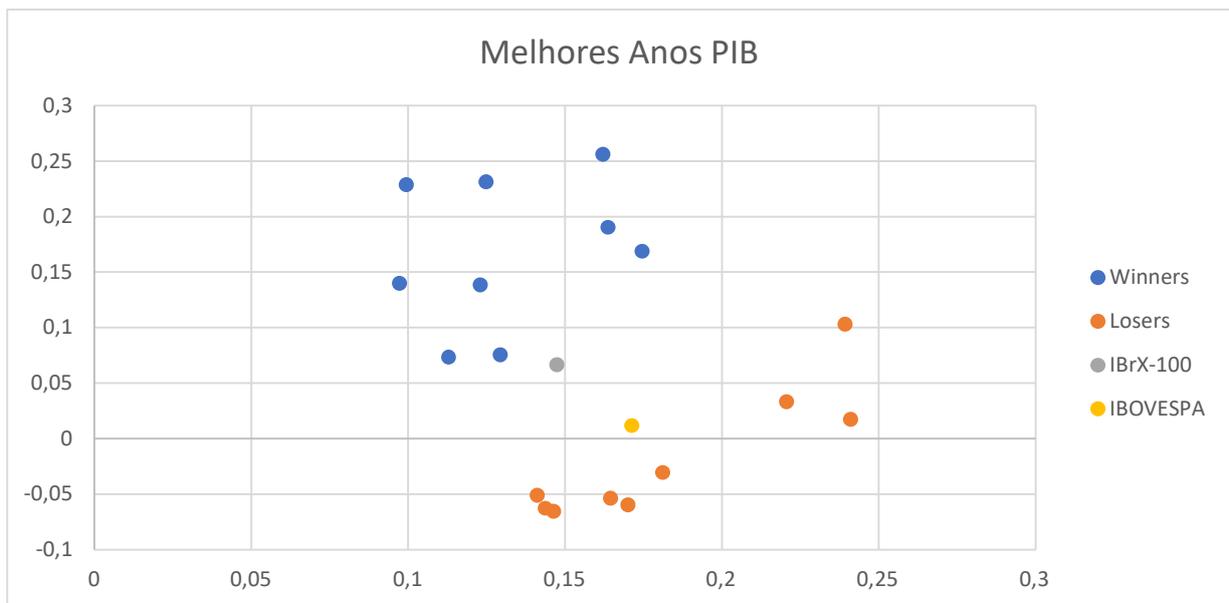


Gráfico 9: Distribuição dos retornos das carteiras aleatórias geradas para o período de manutenção (K) de 1 mês.

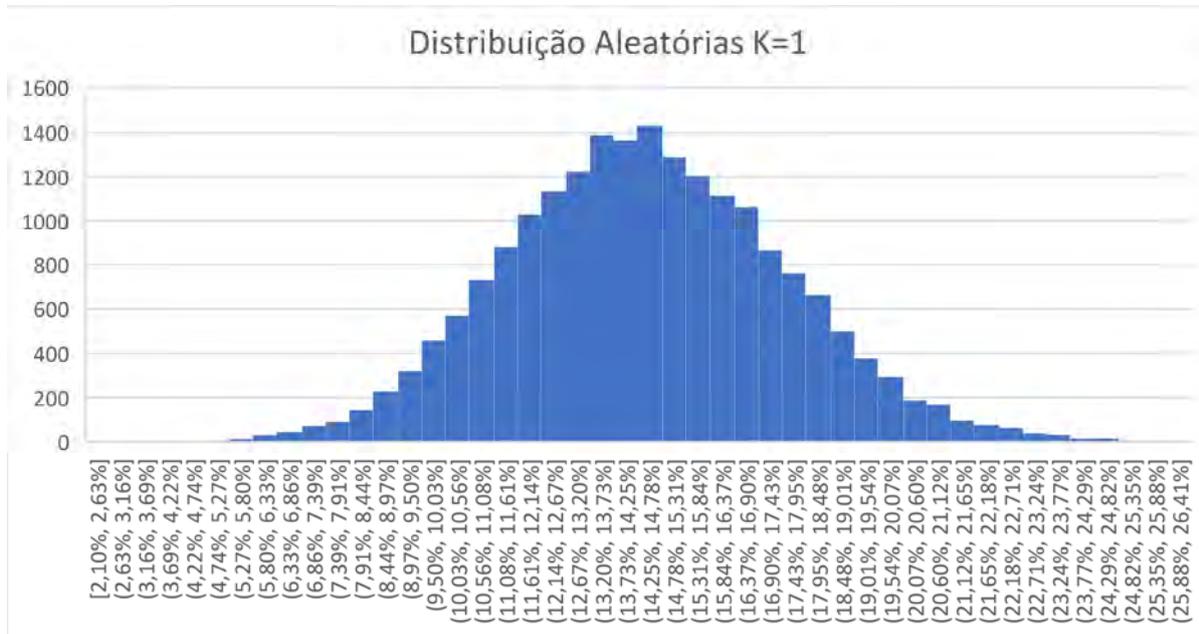


Gráfico 10: Distribuição dos retornos das carteiras aleatórias geradas para o período de manutenção (K) de 2 meses.

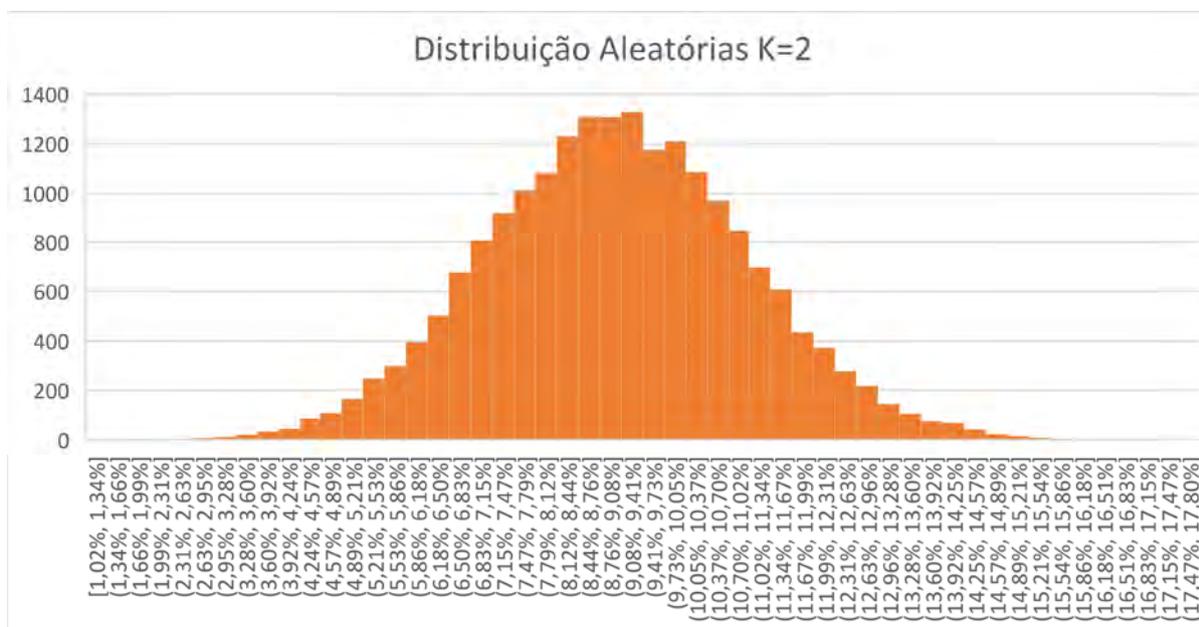


Gráfico 11: Distribuição dos retornos das carteiras aleatórias geradas para o período de manutenção (K) e 3 meses.

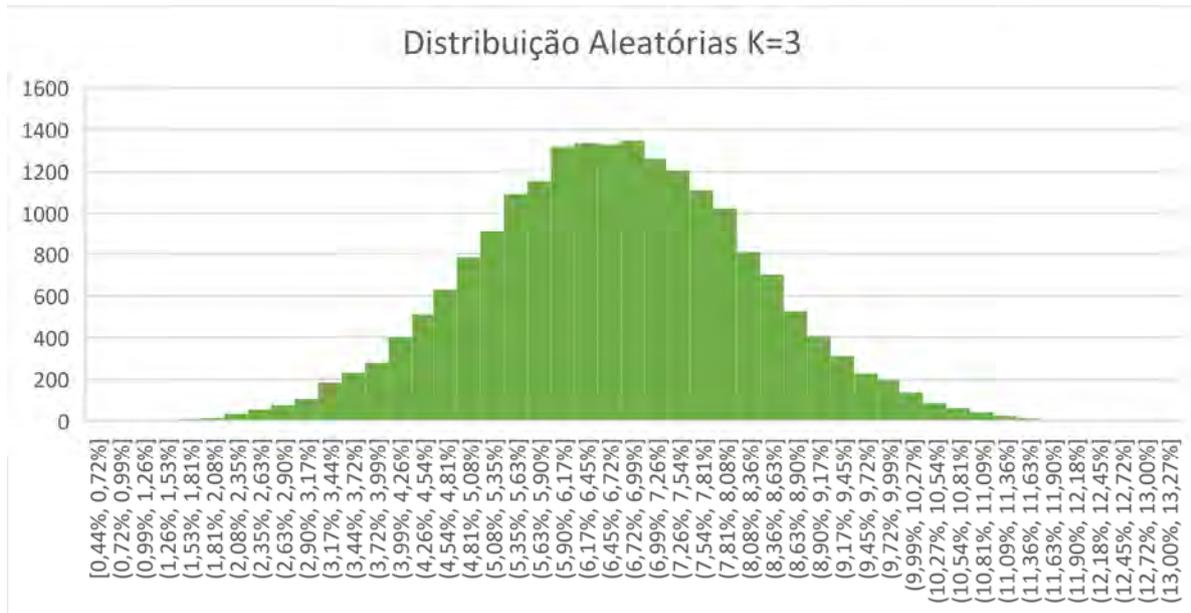


Gráfico 12: Gráfico da mudança da posição em percentil das carteiras ganhadoras e perdedoras nas distribuições aleatórias geradas. Para cada K, foram identificados, na distribuição correspondente, as posições dos retornos de acordo com o período de carregamento correspondente.

