



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E
CONTABILIDADE – FEAAC CURSO DE CIÊNCIAS ATUARIAIS**

FRANCISCO MARCELO MUNIZ MENDES

**BOOTSTRAP: UMA ANÁLISE DO DESEMPENHO DOS INVESTIDORES DO
MERCADO DE AÇÕES NACIONAIS EM 2015**

FORTALEZA

2017

FRANCISCO MARCELO MUNIZ MENDES

**BOOTSTRAP: UMA ANÁLISE DO DESEMPENHO DOS INVESTIDORES DO
MERCADO DE AÇÕES NACIONAIS EM 2015**

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais
do Departamento de Administração da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção
do Título de Bacharel em Ciências Atuariais.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

FORTALEZA

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- M491b Mendes, Francisco Marcelo Muniz Mendes.
Bootstrap: Uma análise do desempenho dos investidores do mercado de ações nacionais em 2015 /
Francisco Marcelo Muniz Mendes Mendes. – 2017.
35 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia,
Administração, Atuária e Contabilidade, Curso de Ciências Atuariais, Fortaleza, 2017.
Orientação: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos.
1. Bootstrap. 2. CAPM. 3. Alfa de Jensen. I. Título.

CDD 368.01

FRANCISCO MARCELO MUNIZ MENDES

**BOOTSTRAP: UMA ANÁLISE DO DESEMPENHO DOS INVESTIDORES DO
MERCADO DE AÇÕES NACIONAIS EM 2015**

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais
do Departamento de Administração da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção
do Título de Bacharel em Ciências Atuariais.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Paulo Rogério Faustino Matos

Professor Orientador

Alane Siqueira Rocha

Membro da Banca Examinadora

Rômulo Alves Soares

Membro da Banca Examinadora

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pois foi pelo Seu alicerce que eu pude, mesmo diante de tantas dificuldades, chegar a esse ponto.

A minha mãe Maria Davine que sempre, da maneira dela, me orientou, e ao meu pai que sempre foi um exemplo de superação pra mim.

Aos meus irmãos que sempre me ajudaram quando eu precisei.

Ao meu amigo Jackson Melo que sempre me apoiou e incentivou a não deixar que as dificuldades me fizessem desistir, a minha querida amiga Ingrid Mendonça que sempre esteve ao meu lado e ao meu amigo Rômulo Soares que sempre me ajudou e compartilhou seu tempo e conhecimento comigo.

Ao Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos, pela excelente orientação e apoio, não só como orientador, mas como exemplo, que com a sua doutrina e inteligência nos faz querer crescer e aprender cada vez mais.

Aos professores participantes da banca examinadora Rômulo Alves Soares e Alane Siqueira Rocha pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos professores Ana Cristina Pordeus que foi um exemplo de apoio, incentivo e inteligência em todo esse percurso, Vicente por acreditar em mim e me ajudar nos meus primeiros passos acadêmicos e Juvêncio Santos Nobre por me mostrar que podemos conseguir aprender qualquer coisa com esforço e me deu a base de estatística e probabilidade que eu uso até hoje.

Aos amigos de Faculdade Marília Marques, Domingos Sávio, André Jefferson, Sebastião Coelho, Isabelle Saraiva, Bruno Rodrigues e tantos outros que estiveram comigo e compartilharam de todo o esforço e conquistas dessa caminhada.

“A melhor maneira de viver a vida inteira é sendo uma criança, não importa qual é a sua idade.”

(Hideaki Sorachi)

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo verificar se os retornos obtidos pelas 300 ações mais transacionadas no ano de 2015 foram obtidos pelo desempenho do investidor ou pelo acaso. Para tanto as ações foram divididas em 10 portfólios de 30 ações cada, para daí ser estimado o CAPM para cada um dos 10 portfólios e, em seguida, aplicada a técnica de bootstrap. Como objetivos secundários será feita a comparação dos resultados reais com os simulados e uma descrição através de alfas e betas de cada um dos portfólios. Os resultados mostram que para nenhum dos portfólios pode-se dizer que houve perícia na hora de montar as carteiras, apesar dos alfas positivos.

Palavras-chave: Bootstrap. CAPM. Alfa de Jensen.

ABSTRACT

This study aims to determine if the returns earned by 300 shares mostly traded in 2015 were obtained by the good performance of the investor or by chance. For both actions were divided into 10 portfolios 30 shares each for the CAPM then be estimated for each of the portfolios 10 and then applied to bootstrap technique. As secondary objectives will be the compare of the actual results with the simulated and a description using the alphas and betas for each of portfolios. The results show that for none of the portfolios it can be said that there was skill in setting up the portfolios, despite the positive alphas.

Keywords: Bootstrap. CAPM. Alpha of Jensen.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Histogramas dos alfas estimados pelo método de bootstrap para comparação com o alfa original	24
Gráfico 2 – Séries históricas de retornos brutos acumulados dos dez portfólios analisados.....	26

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estatísticas descritivas dos dez portfólios formados pelas 300 ações mais transacionadas no ano de 2015	19
Tabela 2 – Relação dos alfas originais e alfas estimados pelo bootstrap	20

SUMÁRIO

LISTA DE GRÁFICOS	8
LISTA DE TABELAS	9
1 INTRODUÇÃO.....	11
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	14
2.1 CAPM.....	14
2.2 Bootstrap.....	15
3 METODOLOGIA.....	16
3.1 Base de Dados	16
3.2 Modelagem	16
4 EXERCÍCIO EMPÍRICO.....	19
4.1 Resultado bootstrap	20
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	22
BIBLIOGRAFIA	23
APÊNDICE A - Histograma dos alfas estimados.....	24
APÊNDICE B - Séries históricas de retornos brutos acumulados dos dez portfólios analisados.	29
APÊNDICE C - Algoritmo R utilizado	33

1 INTRODUÇÃO

O clima de instabilidade política no Brasil aliada a escândalos de corrupção deixou bastante instável o cenário econômico nacional para 2015 e como afirma um estudo feito pela FIESP, a Petrobrás, que responde por cerca de 10% do investimento total da economia, deverá registrar forte queda em seus investimentos, acentuando assim o declínio da confiança dos investidores e mudando a perspectiva de crescimento do PIB de 0,5% para uma retração de 1,7% (FIESP..., 2015).

Mas, mesmo diante desse cenário é observado que algumas ações de empresas apresentam retornos razoáveis se comparados com o Proxy da economia nacional que é representado pela Ibovespa, de modo que alguns retornos esperados apresentam resultados bem maiores ou bem menores que o esperado, mas será que esse desempenho favorável é devido à habilidade dos investidores ou pode-se dizer que é apenas sorte?

Há muitos tipos de dados que não são, de maneira geral, fáceis de serem analisados por conta do seu comportamento que não consegue ser descrito por uma distribuição. Para tal a estatística desenvolveu ao longo dos anos maneiras de trabalhar com esses dados e assim obter inferências a partir destes e uma dessas técnicas é conhecida como bootstrap que consiste numa técnica de reamostragem dos dados para que possam ser calculados novos parâmetros a partir desses dados reamostrados.

Segundo Souza(1998) a técnica de bootstrap se torna interessante pois é uma alternativa ao processo inferencial e também funciona como ferramenta de diagnóstico. Assim o bootstrap não paramétrico, que é a técnica utilizada aqui, se torna fundamental já que dados de ações quase nunca obedecem à hipótese de normalidade e nem se pode dizer que há uma distribuição que possa modelá-los.

A teoria de apreçamento de ativos utiliza modelos matemáticos que tentam mensurar riscos, calcular retornos esperados, montar carteiras ótimas para um bom desempenho de investimentos e hoje, o modelo mais utilizado é sem dúvidas o *Capital Asset Pricing Model* ou CAPM, desenvolvido por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) , e consiste num modelo que prova matematicamente que há uma relação linear entre o excesso de retorno de um ativo e o excesso de retorno do mercado.

Esse modelo dá origem a dois parâmetros de medição que são o beta que

representa o risco sistêmico do mercado e o alfa que, se for positivo pode nos dizer, que aquele ativo foi um bom investimento. No entanto o modelo é limitado e não apresenta bons resultados na maioria dos testes empíricos e dessa forma não se pode dizer que o fato de o alfa ser positivo é mérito do investidor ou obra do acaso e essa limitação é bem retratado por Matos *et al.* (2015) quando mostram que Banz (1981) evidenciou que empresas com ações com baixo valor de mercado apresentaram retornos esperados maiores do que o esperado dada a ordem de grandeza dos betas encontrados e concluem que uma única variável explicativa não é suficiente para explicar os principais riscos que integram o modelo.

Esse fato levou à evolução desse modelo de apreçamento que, como já foi observado, não consegue captar todas as informações necessárias agregadas a um investimento. Uma boa parte da literatura trata de fundos de investimentos como em Matos *et al.* (2015) que evidencia, em fundos brasileiros, padrões empíricos contraintuitivos e robustos relacionados ao tamanho, persistência e ganho acumulado que são tidas como anomalias não captadas pelo CAPM e que interferem na mensuração do alfa de Jensen.

Segundo a revista de conjuntura econômica de março de 2003 o alfa mede o desempenho do administrador de um fundo mútuo e, caso seja positivo, pode dizer que esse administrador foi habilidoso na escolha dos papéis que formaram esse fundo. Matos *et al.* (2015) seguindo a metodologia proposta por Fama e French (2010) estimam o alfa de Jensen e adotam a estatística t para a distribuição desses alfas, ignorando assim a possível não normalidade desse conjunto o que se mostra bastante interessante, apesar das limitações, ao conseguir reduzir de 75 para 3 o número de fundos que realmente tiveram suas performances baseadas numa boa gestão.

Seguindo essa perspectiva o presente trabalho tem como objetivo geral a aplicação da técnica de bootstrap não paramétrico em amostras de retornos de ações de carteiras formadas pelas ações mais transacionadas no país entre janeiro de 2015 a dezembro de 2015. Como objetivos específicos, o parâmetro de interesse, que é o alfa de jessen, é obtido através do cálculo do CAPM para cada um dos dez portfólios e em seguida por meio de comparação podemos avaliar a performance de acordo com os alfas estimados.

Após esta introdução, no segundo capítulo, apresenta-se a revisão de literatura onde será descrita a técnica de CAPM e seus parâmetros e também a abordagem bootstrap. Em seguida, no terceiro capítulo, a metodologia, que consiste em todo procedimento realizado desde a obtenção dos dados até a realização dos testes estatísticos, será apresentada e, neste mesmo tópico, também será abordado um pouco sobre o programa estatístico R que foi

utilizado para analisar os dados.

No quarto capítulo será exposto o exercício empírico, onde os alfas obtidos através da reamostragem, serão comparados com os alfas originais através de uma análise gráfica semelhante à utilizada em Matos Matos *et al.* (2015), mas como aqui não será atribuída uma distribuição para os alfas, esta análise será feita por meio do histograma formado pelo conjunto dos alfas estimados. No último capítulo serão apresentadas as conclusões e considerações finais sobre o exposto.

2 REVISÃO DE LITERATURA

No presente capítulo será introduzido o CAPM na sua forma mais tradicional que nada mais é do que uma regressão linear com dois parâmetros e duas variáveis, em seguida será abrangida a técnica de bootstrap não paramétrico que nos fornecerá alfas de Jensen estimados após a reamostragem.

2.1 CAPM

Em 1950 Markovitz introduzia a base para o que hoje é conhecido como a teoria de apreçamento de ativos. Na década seguinte William Sharpe, John Lintner e Jan Mossin, através de seus trabalhos deram a base, apoiados em Markovitz, para o que se conhece hoje como capital asset pricing model ou simplesmente CAPM. Esse modelo se baseia numa relação linear onde o retorno esperado de um ativo é função do retorno esperado de mercado em relação ao ativo livre de risco, que em sua forma mais básica é descrito da seguinte forma:

$$E(R_t^i) - R_t^f = \beta^i [E(R_t^m - R_t^f)]$$

Onde R_t^i é o retorno do ativo i no tempo t , R_t^f é o retorno do ativo livre de risco no tempo t , R_t^m é o retorno do Proxy de mercado no tempo t e β^i é risco sistemático. O CAPM hoje é o modelo mais usado para modelagem da relação risco-retorno na teoria de apreçamento de ativos, mas essa forma canônica do CAPM é bastante criticada pela literatura por ser muito limitada como evidencia Blanck *et al.* (2014) ao afirmar que empresas com menor valor de mercado apresentam retornos futuros maiores que o previsto pelo CAPM e isso é evidenciado pelo fato de existirem outras fontes de risco que podem ser apreçadas além do risco de mercado e chama atenção para evidências empíricas de anomalias que foram verificadas quando o CAPM foi aplicado no mercado brasileiro.

Flister *et al.* (2011) mostra que um modelo incondicional em que o beta não varia com o tempo não pode reportar retornos “corretos” e ainda apresenta anomalias e assim tenta verificar se ao fazer os betas variarem com o tempo essas anomalias poderiam ser explicadas, o que não ocorre. De fato o modelo assume que o beta descreve todo o risco sistemático que poderia alterar o retorno de uma ação o que não pode acontecer, pois o risco não é constante, ou seja, pode sempre haver aumento ou redução do risco em diferentes horizontes de tempo.

Esses fatos levaram muitos autores a melhorarem o modelo em questão para que o mesmo pudesse vir a apresentar resultados mais confiáveis ao incorporar mais informações,

seja condicionando o beta, fazendo-o variar com o tempo, seja incorporando novas variáveis ao modelo assim como fez Machado *et al.* (2013) ao afirmar que o retorno de um ativo não pode ser determinado exclusivamente pela sua covariância com o retorno da carteira de mercado e que as oportunidades de investimentos dos investidores mudam em diferentes horizontes de tempo onde ele atribui essa mudança ao que ele chama de variáveis de estado que são incorporadas ao modelo, numa tentativa de dar mais robustez e poder de explicação aos resultados.

2.2 BOOTSTRAP

Mas o parâmetro beta não é o único que dá interpretações sobre o modelo em questão. O alfa também conhecido como alfa de Jensen é estimado geralmente pelo método dos mínimos quadrados e aparece como o intercepto da equação que se adéqua a um modelo de regressão linear. De acordo com Matos *et al.* (2015) o alfa de Jensen pode ser interpretado como uma boa performance do gestor ou como uma boa opção de investimento do ponto de vista do investidor, caso seja significativamente positivo e, se for negativo, pode indicar queda nos ganhos daquele investimento.

Nesse trabalho é utilizada a técnica de bootstrap para reamostrar dados de 75 fundos de investimento e, em seguida, para cada amostra criada as regressões são calculadas novamente 10000 vezes para cada fundo e, dessa forma, são calculados os alfas e geradas estatísticas-t para os mesmos.

Ainda em Matos *et al.* (2015) devido as anomalias inerentes ao poder de explicação do modelo, são incorporados ao mesmo os fatores tamanho e ganho acumulado de forma que os resultados se mostraram bem mais interessantes ao serem incorporados esses fatores dando assim mais poder de explicação ao alfa de Jensen.

Efrom e Tibishirane (1993) defende que ao se utilizar a técnica de bootstrap podemos analisar com mais precisão problemas estatísticos complexos que geralmente seriam analisados através de outros métodos estatísticos complicados e tediosos e isso se deve ao aparato computacional que deu bastante poder à estatística, onde grande quantidade de dados podem ser analisadas ou, no caso do bootstrap, reamostrados de maneira rápida e fácil.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo será apresentado o processo metodológico, onde, primeiramente será mostrada a origem dos dados e como foram coletados, em seguida serão mostradas as ferramentas utilizadas para a organização e análise dos dados e por fim como foram obtidos os resultados através da reamostragem bootstrap.

3.1 Base de Dados

Para a realização do presente trabalho foram extraídas, do site da Bovespa, séries temporais de preços de ações, com fechamento diário, dos 300 papéis mais transacionados no período de 2015. Em seguida foi calculado o retorno líquido bem como o retorno bruto acumulado para os 300 itens e esses retornos foram divididos em 10 portfólios que contêm como observações as médias dos retornos líquidos das 30 ações que formam cada um dos portfólios onde o portfólio 1 contém as 30 primeiras ações mais transacionadas, o portfólio 2 contém as 30 ações mais transacionadas subsequentes e assim por diante.

3.2 Modelagem

Até então foi utilizado o software Excel para a construção dos portfólios, primeiramente foram calculados os retornos líquido e bruto acumulado e em seguida foram divididos os portfólios do mais transacionado para o menos transacionado formando 10 grupos de 30 ações cada. Foi então calculada a média desses retornos para cada um dos grupos e essa média foi considerada o retorno do portfólio.

Dessa forma a amostra de dados compreende o retorno líquido dos 10 portfólios, da Ibovespa que será nosso benchmark e o da poupança que será nosso ativo livre de risco ambos com fechamento diário. Esses dados terão que se “encaixar” no modelo CAPM que consiste numa regressão linear simples que estima, através do método dos mínimos quadrados ordinários, os seus parâmetros onde o alfa é o intercepto e o beta é o coeficiente angular. Devido a sua limitação o modelo é criticado por não capturar mudanças de risco de mercado. Abaixo é apresentada a equação do CAPM estimada pelo software R.

$$R_{p1} - R_{POUP} = \alpha + \beta(R_{IBOV} - R_{POUP}) + \varepsilon_{p1}$$

Onde,

R_{p1} é o retorno do portfólio 1

R_{POUP} é o retorno da poupança

R_{IBOV} é o retorno da Ibovespa

α é o intercepto

β é o risco sistêmico

ε_{p1} é o erro ou resíduo da regressão

Após estimada a equação do CAPM bootstrap propriamente dito é introduzido. Segundo Efrom(1993), a técnica de bootstrap é um processo simples e é dependente de métodos computacionais e por isso só foi realmente desenvolvida com a inclusão de computadores nas análises de dados. Essa técnica consiste num processo de reamostragem com reposição, em que, um determinado parâmetro de interesse é calculado da amostra original, em seguida esta mesma amostra serve como conjunto de dados de onde serão tirados os elementos do sorteio com reposição, e assim será formado um novo conjunto de dados de mesmo tamanho ou menor.

Desse novo conjunto, obtido pela reamostragem, será calculado o mesmo parâmetro novamente para que seja comparado ao original. Como pode ser notado, esse método de bootstrap não depende de uma distribuição, pois, devido a reamostragem, uma nova amostra é formada e assim o parâmetro é calculado novamente.

Generalizando, “X” é uma amostra com “n” observações,

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

O parâmetro de interesse dessa amostra será α .

Em seguida, esse conjunto de dados é reamostrado, com reposição, e obtém-se:

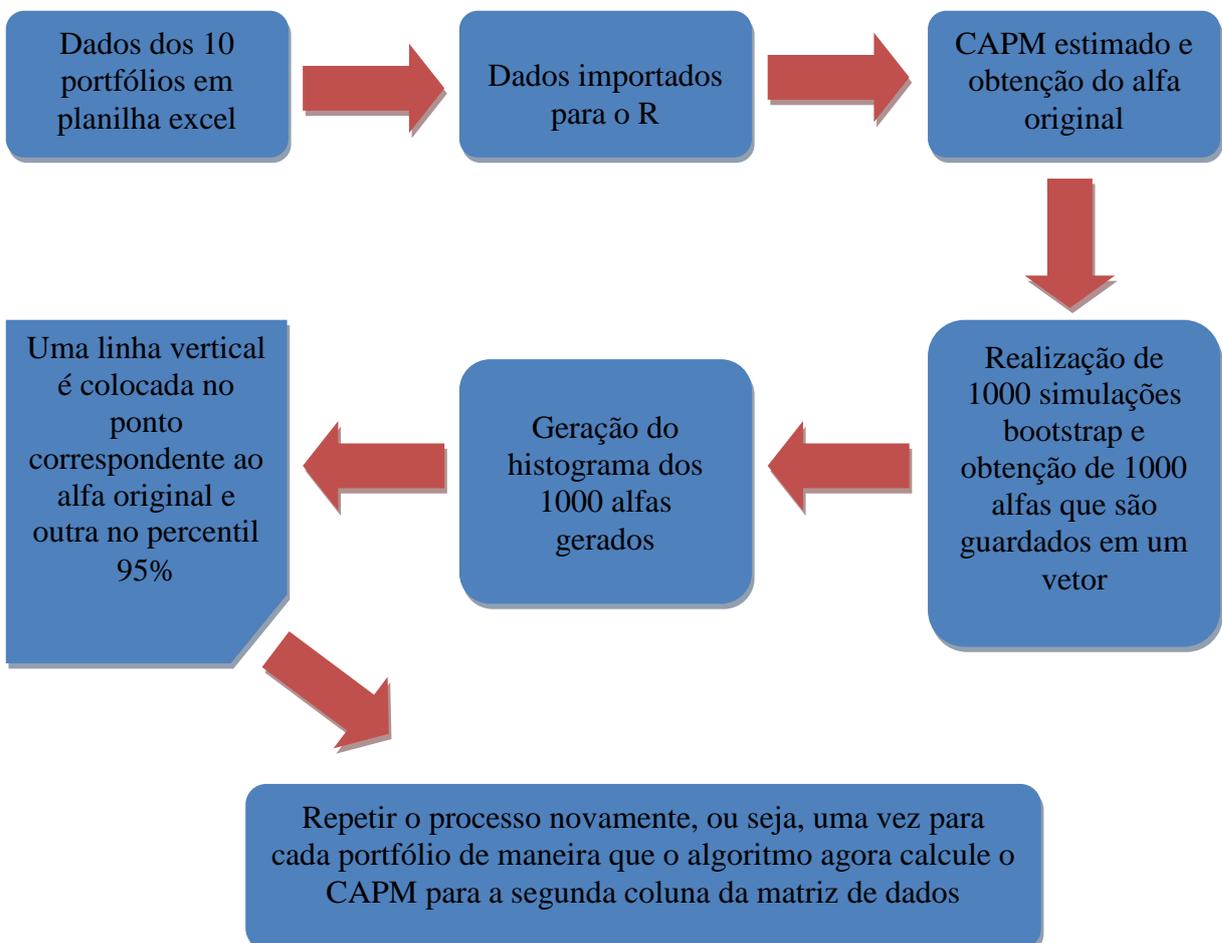
$$X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$$

Onde todos os elementos de X^* pertencem a X.

Assim, dessa nova amostra X^* é calculado o novo parâmetros α^* que será comparado com o alfa original. No entanto é fácil observar que fica sem sentido calcular esse alfa somente uma vez e compará-lo, pois não há como afirmar nada já que uma amostra pode ser reamostrada inúmeras vezes e assim gerar inúmeros novos parâmetros, por isso alguns autores indicam 999 simulações como sendo suficiente para se obter resultados satisfatórios, como em Martínez(2005). A quantidade utilizada aqui foi de 1000 simulações.

Dessa maneira o algoritmo prossegue para a realização de mil simulações bootstrap criando assim, mil amostras aleatórias com reposição, extraídas da amostra original e, a medida que ele vai formando as amostras, vai calculando o CAPM para cada uma delas e vai armazenando os alfas num vetor vazio, formando um vetor com mil alfas. Esse procedimento é realizado 10 vezes, ou seja, uma vez para cada portfólio.

O próximo passo está nas últimas linhas de comando onde são gerados os histogramas dos mil alfas gerados de cada simulação e onde é calculado o percentil 95%. Para a comparação entre os alfas, foi utilizada a metodologia aplicada por Matos *et al.* (2015) onde os valores de alfas que se concentravam na extremidade direita da curva representavam real desempenho superior que não poderia ser atribuído somente à sorte mas também a uma boa gestão do fundo. Dessa forma foi acrescentada uma linha vertical no ponto correspondente ao percentil 95% e outra no valor correspondente ao alfa original. Se por acaso a reta correspondente ao alfa original caísse na região dos 5% à direita do histograma poderíamos interpretar como uma boa performance daquele portfólio. Abaixo é apresentado um passo a passo até a obtenção do resultado final.



4 EXERCÍCIO EMPÍRICO

Neste tópico será feita a análise dos resultados. Abaixo na Tabela 1, está um resumo das principais estatísticas descritivas dos 10 portfólios analisados.

Tabela1- Estatísticas descritivas

	Média	Mínimo	Máximo	DP	Curtose	Assimetria
portfólio1	-0,00095	-0,04348	0,03749	0,01284	0,492	-0,06085
portfólio2	0,10191	-0,04443	0,86259	0,26652	2,634	2,13194
portfólio3	0,00217	-0,02253	0,30540	0,02179	157,239	11,62546
portfólio4	0,00133	-0,07360	0,24750	0,02997	19,840	2,70217
portfólio5	0,00495	-0,11246	0,76563	0,07016	58,797	6,03203
portfólio6	0,05759	-0,11201	9,28030	0,64114	181,669	13,11741
portfólio7	0,00733	-0,13961	2,11042	0,14105	204,585	13,70787
portfólio8	0,03241	-0,13599	3,73268	0,29004	120,387	10,48303
portfólio9	0,07910	-0,11078	18,94172	1,21073	244,423	15,62511
portfólio10	0,00162	-0,07371	0,13920	0,03022	3,537	1,19728

Fonte: Elaboração própria

As estatísticas descritivas fornecem uma primeira visão sobre os dados e ajudam a ter uma noção do comportamento destes. Em uma primeira análise pode-se observar, na Tabela 1, o coeficiente de assimetria, que para todos apresenta uma assimetria à direita exceto para o primeiro portfólio que, apesar de ter uma assimetria à esquerda, tem um valor próximo de zero o que torna os valores desse portfólio bem distribuídos simetricamente.

Já a curtose desses valores apresentam resultados muito elevados o que mostra caldas mais pesadas e picos mais elevados para esses dados, com exceção, mais uma vez, do portfólio 1. A soma desses fatores mostra que esses dados não são normalmente distribuídos.

No que tange aos valores extremos, tem-se que os menores valores de retorno líquido são observados para o portfólio 1, portfólio 2 e portfólio 10, onde esses dois primeiros são os mais transacionados e mesmo apesar disso, não obtiveram os maiores valores de retorno, valores esses que ficaram para os portfólios 6,7,8 e 9.

Um melhor comportamento desses retornos poderá ser verificado nos gráficos de retorno bruto acumulado que constará no apêndice.

4.1 Resultado bootstrap

Na Tabela 2, é apresentado um resumo dos resultados gerados para cada um dos 10 portfólios, para uma melhor visualização dos resultados.

Tabela2 – Comparação entre os alfas originais e os estimados

portfólio	alfa original	percentil 95%	beta
1	-0,000760	-0,000056	0,742245
2	0,101441	0,132496	-0,275800
3	0,001843	0,004042	-0,049841
4	0,001767	0,004491	1,128742
5	0,006156	0,013341	2,316347
6	0,057151	0,129781	-0,236005
7	0,008276	0,025482	1,920588
8	0,032166	0,063714	0,072553
9	0,073098	0,217307	-8,870474
10	0,001435	0,004518	0,162666

Fonte: Elaboração própria

Nota: Painel contendo os alfas originais, os percentis 95% dos alfas estimados e os betas originais

Admati e Ross (1985) criticam as medidas de performance de fundos tradicionais ao alegar que essas medidas não são capazes de incorporar em seu poder de explicação fatores essenciais que influenciam esta performance, como por exemplo, o nível de informação que um investidor poderia vir a ter a mais que os outros investidores, alterando assim a decisão desse gestor em determinado investimento.

Mas, apesar disso as medidas tradicionais ainda são amplamente usadas como em Grinblatt e Titiman (1989) que concluíram através do alfa de Jensen que pode haver um desempenho superior em fundos de crescimento agressivo. Dessa forma, analisando os alfas contidos na Tabela 2, pode-se observar que apenas o portfólio 1 obteve um alfa negativo, o que pode nos levar a crer que não houve um bom desempenho para essa carteira, mas o seu resultado é bem próximo de zero e seu risco sistemático é baixo e positivo, o que pode evidenciar que esse portfólio pode auferir ganhos abaixo do mercado mas com um menor risco de perda.

Por outro lado, os outros nove portfólios, por serem positivos, podem ser considerados bons. No entanto só esse fato não é suficiente como mostra na terceira coluna onde todos os valores de percentis 95% são maiores do que os alfas originais o que nos leva a crer que não

houve perícia do investidor na hora de montar a carteira, ou seja, esses resultados podem ser atribuídos apenas ao acaso e além disso, os betas mostram que os portfólios 4,5 e 7 são os mais arriscados e os portfólios 2,3,6 e 9 por serem negativos podem representar que essas ações estão indo no sentido oposto ao do mercado, o que caracteriza um comportamento pouco comum e de curta duração, geralmente.

Todos esses fatores podem estar refletindo o momento de crise no país no período analisado, pois os betas negativos em companhia de um alfa positivo pode estar evidenciando a queda no mercado acionário brasileiro.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho a partir do método de bootstrap, em que as amostras de dez portfólios foram reamostradas com reposição, buscou verificar se o resultado dos alfas de cada portfólio poderia ser atribuído ao desempenho do investidor ou à sorte. Os resultados reportaram alfas positivos que poderiam sugerir uma boa gestão, mas nenhum deles caiu na região dos 5% à direita do histograma de alfas estimados pelo bootstrap, então dessa forma, não houve uma boa gestão para nenhum dos portfólios analisados e seus resultados poderiam ser atribuídos à sorte ou ao acaso.

No entanto, devido a limitação do modelo não se pode tirar uma conclusão precisa de que o único fator que levou os alfas a serem positivos foi a sorte, pois a metodologia utilizada aqui pode não ter sido a mais adequada, como por exemplo, dividir os portfólios em ações mais transacionadas pode não ter sido uma abordagem correta no sentido de que, apesar de serem as mais negociadas, muitas delas apresentam períodos sucessivos de não negociação o que leva a muitas observações com retornos iguais a zero o que abre novas idéias para trabalhos futuros onde o método pode vir a ser aplicado a outras formas do CAPM, mais abrangentes.

BIBLIOGRAFIA

ADMATI, A.; ROSS, S. **Measuring Investment Performance in a Rational Expectations Equilibrium Model**, Fortaleza, Janeiro 1985.

ARAÚJO, Luís Fernando Oliveira. **Avaliação de desempenho de oito empresas do setor de construção civil perante os impactos da crise financeira de 2008**. 2014. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014.

BLANK, Frances Fischberg, Et al. **CAPM Condicional: Betas Variantes no Tempo no Mercado Brasileiro**, Fortaleza, Dezembro 2013.

EFROM, B.; TIBSHIRANE, R. **An Introduction to the Bootstrap**, Fortaleza, Junho 1993.

FAMA, E.; FRENCH, K. **Luck versus Skill in the Cross-Section of Mutual Fund Returns**, Fortaleza, Outubro 2010.

FIESP. Perspectivas do Cenário Econômico em 2015. **Site da FIESP**, 2015. Disponível em: <<http://www.fiesp.com.br/indices-pesquisas-e-publicacoes/cenario-economico-para-2015/>>

FLISTER, F.; BRESSAN, A.; AMARAL, H. **CAPM Condicional no Mercado Brasileiro: Um Estudo dos Efeitos Momento, Tamanho e Book-to-Market entre 1995 e 2008**, Fortaleza, Abril 2010.

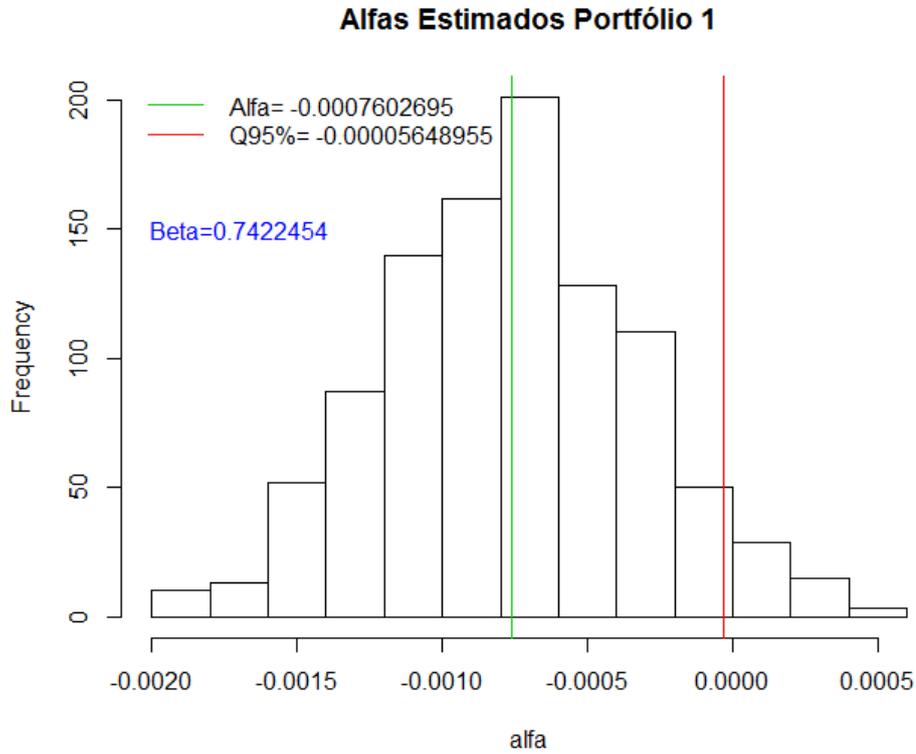
GRINBLATT, M.; TITMAN, S. (1989). Mutual Fund Performance: An analyses of Quartely Portfolio Holdings, **The Journal of Business**, 3: 393-416.

MACHADO, Octavio Portolano, Et al. **Inter-temporal CAPM: An Empirical Test with Brazilian Market Data**, Fortaleza, Janeiro 2013.

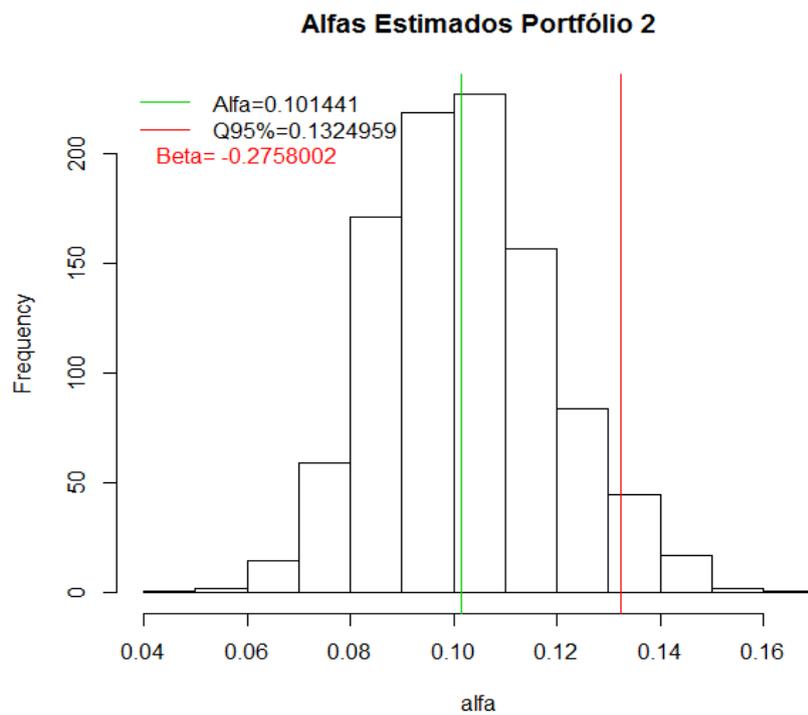
MATOS, P.; CORREA W.; SILVA, F. **Há Bons Gestores de Fundos de Investimento em Ações no Brasil?**, Fortaleza, Março 2015.

MARTÍNEZ, M.; SANDANIELO, V.; LOUZADA, F. **O Método de Bootstrap para o Estudo de Dados de Fadiga dos Materiais**, Fortaleza, Junho 2006.

APÊNDICE A - Histograma dos alfas estimados

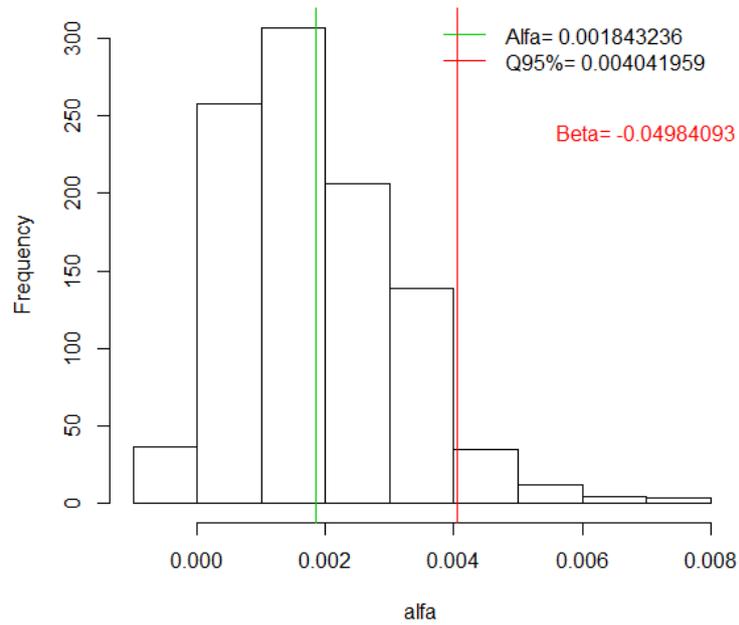


Fonte: Elaborado pelo autor.



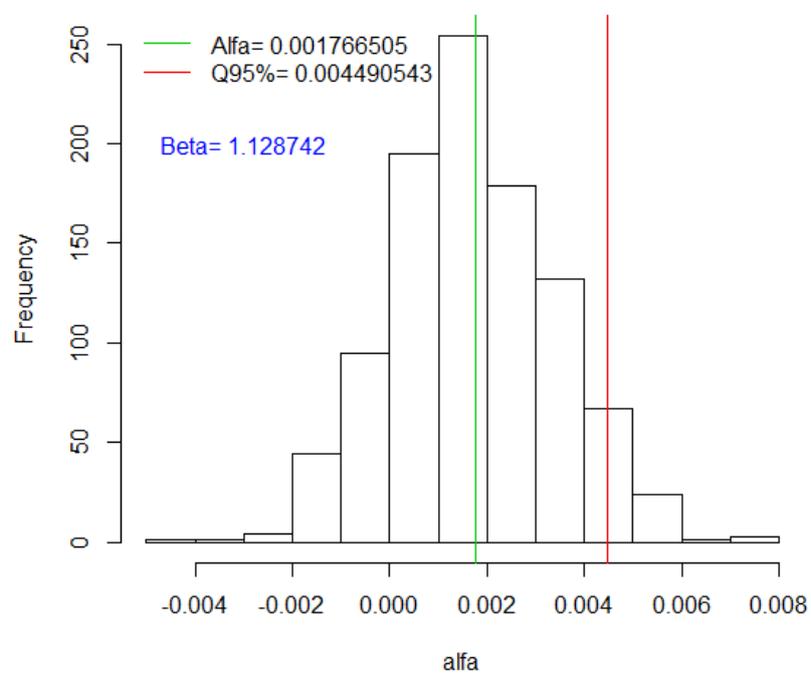
Fonte: Elaborado pelo autor.

Alfas Estimados Portfólio 3

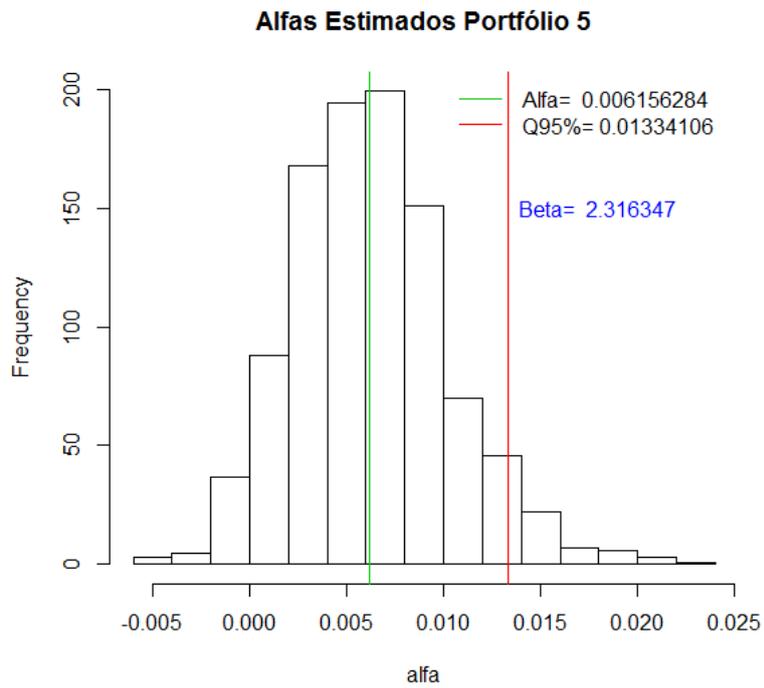


Fonte: Elaborado pelo autor.

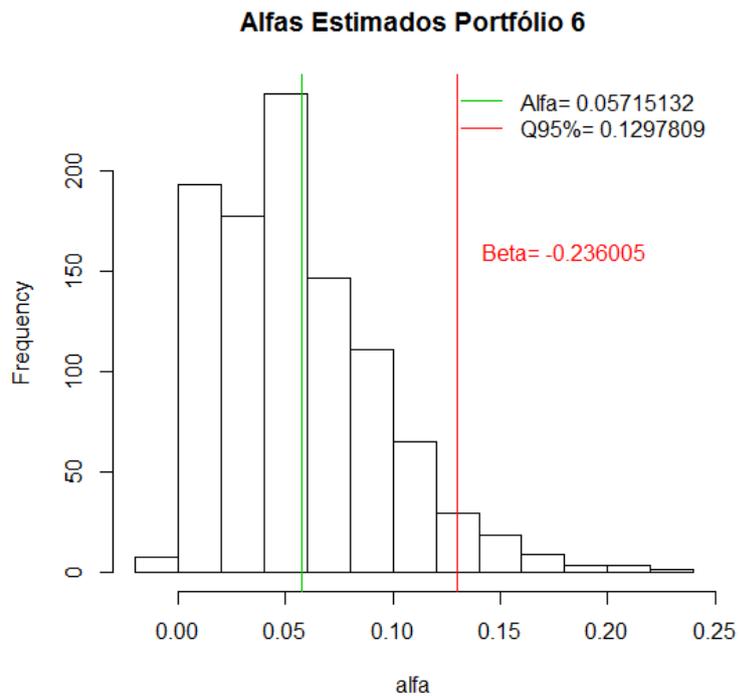
Alfas Estimados Portfólio 4



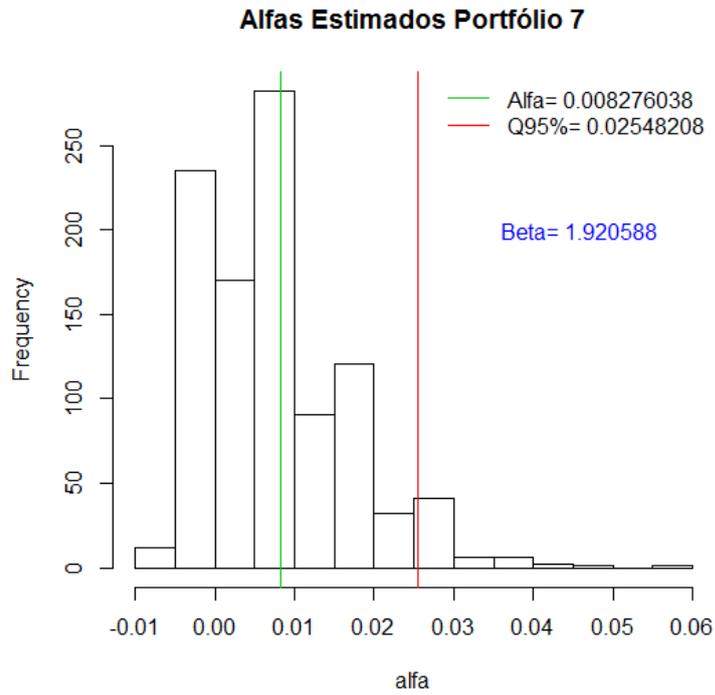
Fonte: Elaborado pelo autor.



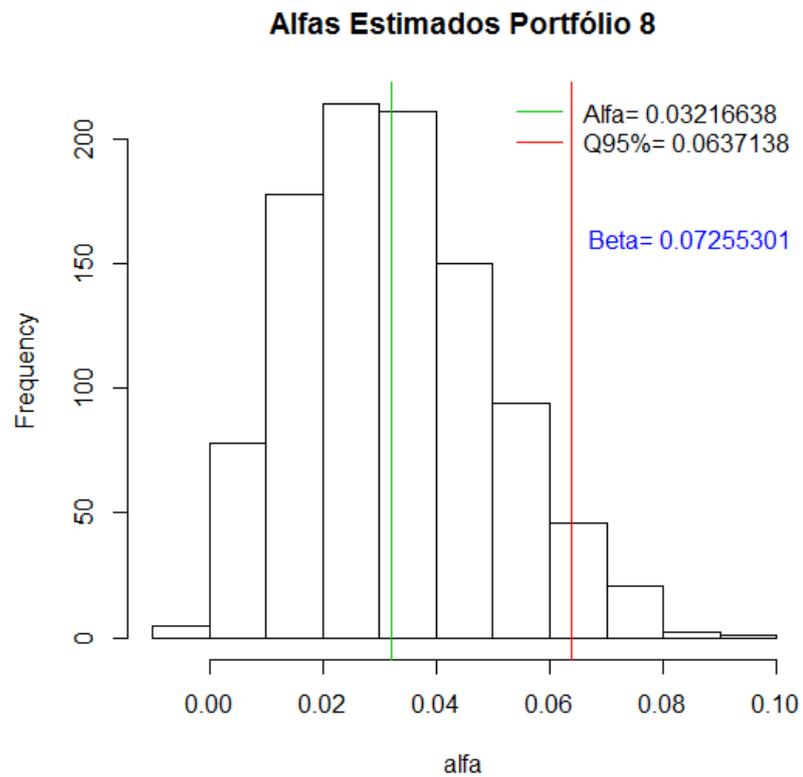
Fonte: Elaborado pelo autor.



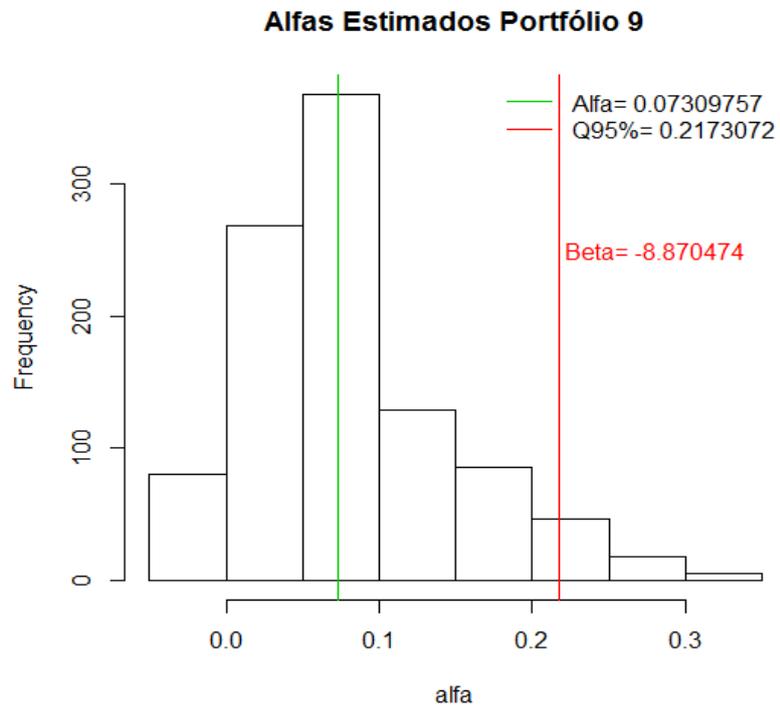
Fonte: Elaborado pelo autor.



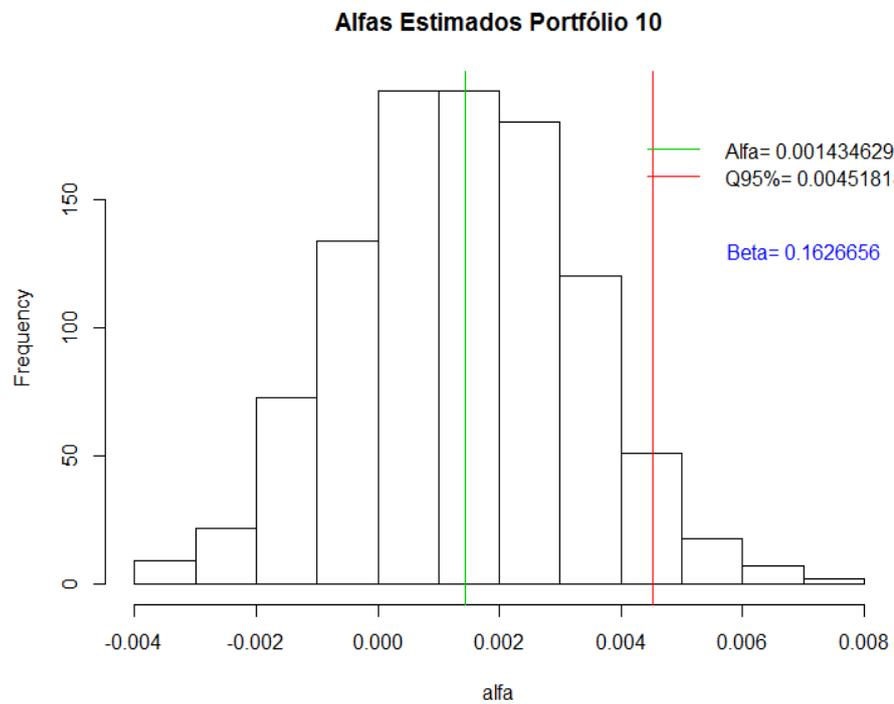
Fonte: Elaborado pelo autor.



Fonte: Elaborado pelo autor.



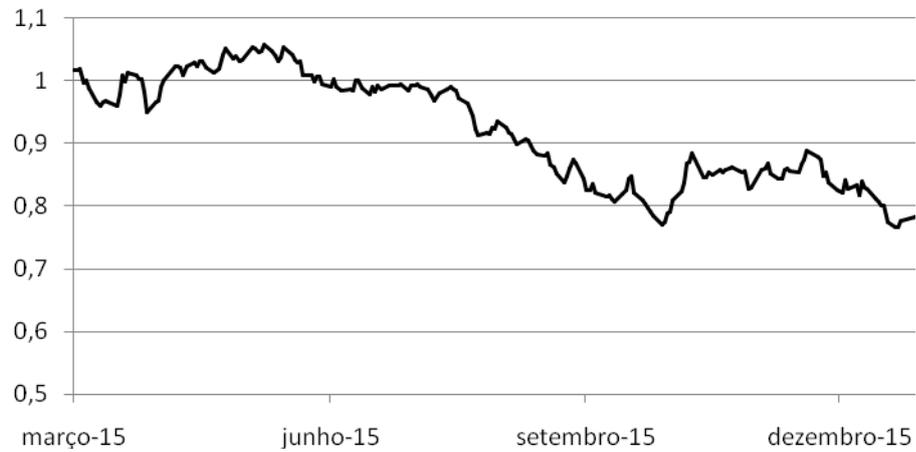
Fonte: Elaborado pelo autor.



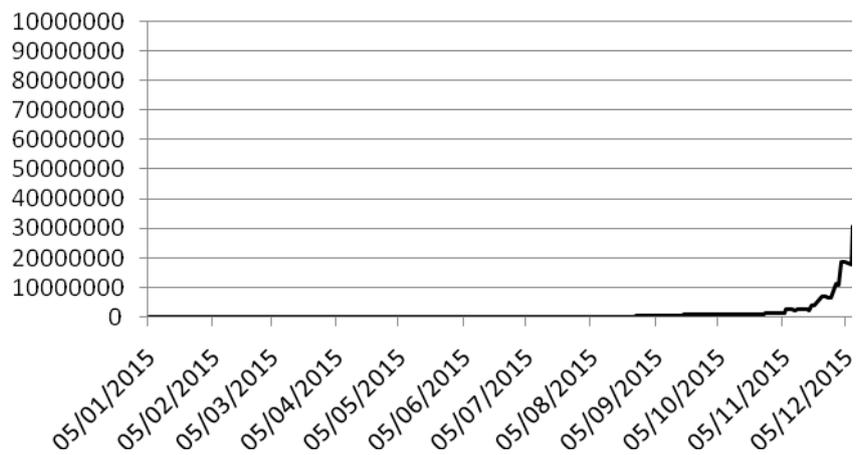
Fonte: Elaborado pelo autor.

APÊNDICE B - Séries históricas de retornos brutos acumulados dos dez portfólios analisados.

Retorno Bruto Acumulado portfólio 1



Retorno Bruto Acumulado portfólio 2



Retorno Bruto acumulado portfólio 3



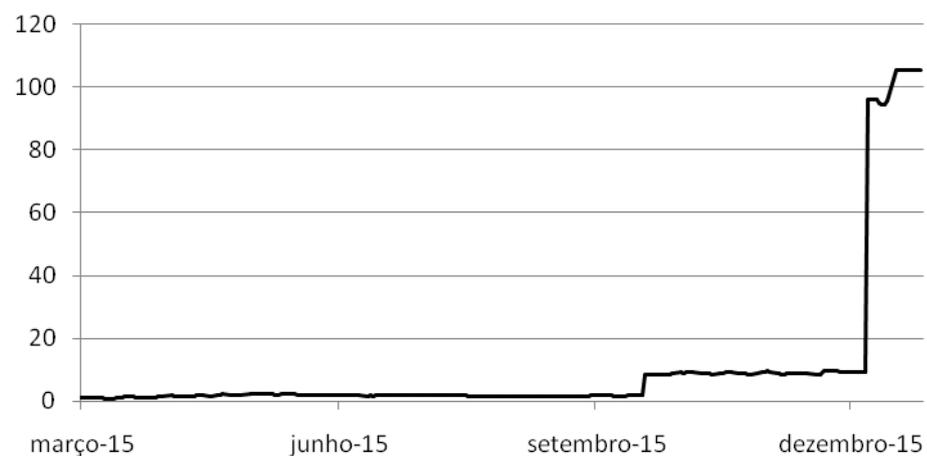
Retorno Acumulado Bruto portfólio 4



Retorno Bruto Acumulado portfólio 5



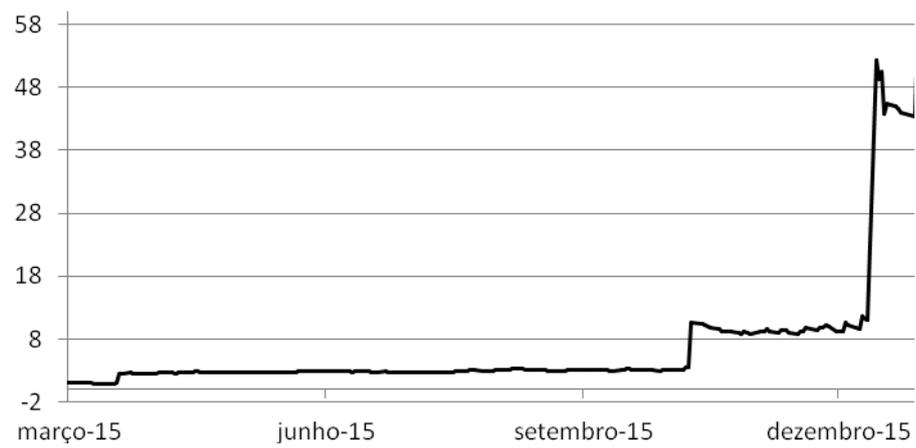
Retorno Bruto Acumulada portfólio 6



Retorno Bruto Acumulado portfólio 7



Retorno Bruno Acumulado portfólio 8



Retorno Bruto Acumulado portfólio 9



Retorno Bruto acumulado portfólio 10



APÊNDICE C - Algoritmo R utilizado

```

## Importação dos dados
dado<-read.csv("Caminho com nome e extensão do arquivo",header=T,dec=".",sep=";")
dado          ## Mostra os dados importados
attach(dado)  ## Faz com que a primeira linha dos dados seja os títulos das colunas
colnames(dado) ## Mostra os nomes de cada coluna

length(P1POUP) ## Imprime a quantidade de observações da coluna P1POUP
length(IBOVPOUP) ## Quantidade de observações da coluna IBOVPOUP

reg1<-lm(P1POUP~IBOVPOUP) ## Realiza a regressão linear
coef(reg1) ## Mostra os coeficientes da regressão estimada
zz<-as.numeric(coef(reg1)) ## armazena os coeficientes da regressão como valores numericos
                    ## independentes em um vetor
zz[1] ## Exibe o primeiro coeficiente (Intercepto)
zz[2] ## Exibe o segundo coeficiente (Coeficiente Angular)

set.seed(123456) ## Permite que seja gerada sempre a mesma amostra aleatória inicial
alfa<-numeric() ## Vetor que receberá os alfas das simulações
## Algoritmo que realizará 1000 reamostragens com reposição, calculará a regressão 1000
## vezes e guardará o intercepto de cada uma em um vetor gerando assim um vetor com 1000
## alfas ao final (1000 interceptos)
for(u in 1:1000){
test<-sample(P1POUP,replace=T)
z<-numeric()
for(i in 1:245){
  for(j in 1:245){

    if(P1POUP[j]==P1POUP[j]&IBOVPOUP[j]==IBOVPOUP[j]&test[i]==P1POUP[j]){
      z[i]<-IBOVPOUP[j]
    }
  }
}
}

rest<-data.frame(test,z)
w<-lm(test~z)

```

```
k<-as.numeric(coef(w))
alfa[u]<-k[1]
}

hist(alfa,main="Alfas Estimados Portfólio 1") # Cria histogramas dos 1000 alfas
ww<-quantile(alfa,0.95) ## Calcula o percentil 95% do conjunto de alfas
ww          ## Mostra o percentile 95%
abline(v=ww,col=2)    ## Coloca uma linha vertical correspondente ao percentil 95% no
                    ## histograma dos alfas
abline(v=zz[1],col=3) ## Coloca uma linha vertical correspondente ao alfa original no
                    ## histograma dos alfas
text(-0.0016,130,"Beta=0.7422454",col="blue") ## Escrever um texto em uma coordenada
                    ## do gráfico
legend("topleft", legend=c("Alfa= -0.00068669", "Q95%= 0.561281%"),lty=c(1,1),
col=c(3,2,4), bty="n") ## Coloca como legenda os valores do alfa original e percentile 95%
                    ## no histograma
```