



Revista Brasileira de Finanças

ISSN: 1679-0731

rbfin@fgv.br

Sociedade Brasileira de Finanças

Brasil

Samanez Bisso, Claudio; Frois Caldeira, João; Samanez, Carlos Patrício; Telles, Gheisa
Roberta

Produtividade e eficiência no mercado de fundos de investimento no Brasil: uma
abordagem comparativa

Revista Brasileira de Finanças, vol. 14, núm. 3, julio-septiembre, 2016, pp. 323-352

Sociedade Brasileira de Finanças

Rio de Janeiro, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=305850693001>

- ▶ Como citar este artigo
- ▶ Número completo
- ▶ Mais artigos
- ▶ Home da revista no Redalyc



Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

Produtividade e eficiência no mercado de fundos de investimento no Brasil: uma abordagem comparativa

(Productivity and efficiency in the Brazilian fund market: a comparative approach)

Claudio Samanez Bisso*

João Frois Caldeira**

Carlos Patricio Samanez†

Gheisa Roberta Telles††

Resumo

O presente trabalho aplica o método conhecido como Análise Envoltória de Dados (DEA) para analisar o desempenho dos fundos de investimento no Brasil durante o período de 2012 a 2014, avaliando uma amostra representativa que se enquadra na categoria "Ações Livre". Os resultados mostram evidências de melhor desempenho dos fundos com menor patrimônio, e uma perda de eficiência e piora de desempenho ao longo do período analisado. A produtividade do mercado de fundos foi analisada através do uso do Índice de Malmquist, que mostrou uma perda de produtividade média total de 15% no período. De modo a validar o modelo DEA, o estudo comparou os resultados com os obtidos aplicando a medida Omega, que não incorre na problemática dos índices tradicionais, mostrando que há relação entre eficiências determinadas por esta medida e pelo modelo proposto.

Palavras-chave: Fundos de Investimento; Análise Envoltória de Dados; Medida Omega; Risco e Retorno; Índice de Malmquist.

Código JEL: G11, C61, C6.

Submetido em 24 de janeiro de 2016. Reformulado em 18 de julho de 2016. Aceito em 19 de julho de 2016. Publicado on-line em 27 de abril de 2017. O artigo foi avaliado segundo o processo de duplo anonimato além de ser avaliado pelo editor. Editor responsável: Márcio Laurini.

* Departamento de Economia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). E-mail: cbisso42@gmail.com. **Departamento de Economia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). E-mail: joao.caldeira@ufrgs.br. † Departamento de Engenharia Industrial, PUC-RIO. E-mail: cps@puc-rio.br. ††Departamento de Engenharia Industrial, PUC-RIO. E-mail: gheisae@gmail.com.

Artigo em memória do Prof. Carlos Patricio Samanez.

Rev. Bras. Finanças (Online), Rio de Janeiro, Vol. 14, No. 3, July 2016, pp. 323-352
ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146

©2016 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license -
<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0>

Abstract

This paper applies the method known as data envelopment analysis (DEA) to access the performance of investment funds in Brazil during the period 2012-2014, evaluating a representative sample that is framed in the "Free Shares" category. The results show evidence of improved performance of funds with less equity, and a loss of efficiency and deterioration of performance over the period. The productivity of the fund market was analyzed using the Malmquist index, which showed an average productivity loss total of 15% in the period. In order to validate the DEA model, the study compared the results with those obtained by applying the Omega measure, showing that there is a relationship between the efficiency determined by this measure and the proposed model.

Keywords: Investment Funds; Data Envelopment Analysis; Omega Measure; Risk and Return; Malmquist Index.

1. Introdução

A abertura dos mercados e a crescente difusão de informações entre as empresas, especialmente aquelas ligadas ao mercado financeiro, vêm modificando gradativamente a forma com que as decisões são tomadas, uma vez que é necessário encontrar maneiras rápidas e ao mesmo tempo eficientes de se destacarem frente aos seus concorrentes. A adequação ao dinamismo da economia mundial levou as instituições financeiras ao desenvolvimento de produtos sofisticados e ao mesmo tempo atrativos aos seus clientes, cada vez mais seletivos na alocação de seus recursos.

Dentre as inúmeras alternativas de investimentos existentes atualmente no Brasil, os fundos de investimentos também precisaram se adequar ao novo perfil da sociedade moderna. Tornou-se fundamental criar uma maneira de mensurar seu desempenho (eficiência) frente a um *benchmark* (referência). Dentre os trabalhos clássicos publicados sobre avaliação de performance de fundos de investimento, podemos citar os de Treynor (1965), Sharpe (1966), Jensen (1968) e Sortino (1994), sendo que todos utilizaram a relação direta entre risco e retorno.

Segundo dados da ANBIMA, a indústria brasileira de fundos de investimentos, em 2016, conta com aproximadamente 14 mil fundos que administram cerca de R\$ 3,0 trilhões, o que representa algo em torno de 50% do Produto Interno Bruto (PIB) do país. Dada a relevância dos referidos valores, há a necessidade de maior informação e de um melhor

entendimento por parte do público dos riscos e dos custos que os investidores incorrem quando decidem aplicar seus recursos. Como hoje em dia as metodologias adotadas no mercado financeiro englobam índices que são tratados isoladamente, o objetivo principal deste trabalho está no desenvolvimento de uma metodologia que permita avaliar uma série de variáveis conjuntamente, demonstrando sua aplicabilidade tanto por parte dos gestores quanto dos investidores.

A área financeira, na modalidade de investimentos financeiros, constitui um mercado com inúmeras possibilidades de pesquisas. A indústria de fundos de investimentos é responsável pela administração de uma quantidade grande de recursos que inúmeras vezes acabam por exceder os próprios ativos administrados pelos bancos comerciais. Nos Estados Unidos, na década de 90, os ativos dos fundos mútuos de investimento superaram em valor os ativos administrados pelos bancos comerciais (James *et al.*, 1999).

No contexto da teoria do portfólio, um problema comum diz respeito à avaliação de desempenho. Os critérios mais usuais são o índice de Sharpe (1966), índice de Treynor (1965) e o *alpha* de Jensen (1968), onde os dois últimos são baseados na teoria do CAPM (*Capital Asset Pricing Model*). Nas últimas três décadas, seguindo o modelo de equilíbrio de mercado de capitais de Sharpe (1964) e Lintner (1965), pesquisadores propuseram diversas medidas paramétricas para avaliar o desempenho das carteiras. No entanto, quase todas essas medidas têm duas importantes deficiências, extensamente analisadas pela literatura. A primeira é a escolha inadequada de um *benchmark*. Diversos estudos apontaram a sensibilidade da performance do portfólio frente às medidas escolhidas (Roll, 1977; Lehman & Modest, 1987).

O segundo problema é derivado da incapacidade das medidas tradicionais de *performance* incorporar diversos custos incorridos pelos aplicadores em fundos mútuos. Uma série de estudos (Malkiel, 1995; Carhart, 1997; Prather *et al.*, 2004; Babalos *et al.*, 2009) examinaram o impacto dos custos de administração nos retornos dos fundos, detectando uma relação negativa entre a *performance* e esses custos. As desvantagens das medidas de *performance* tradicionais podem ser contornadas ao se utilizar uma medida alternativa, não paramétrica, que foi inicialmente introduzida por Murthi *et al.* (1997). Esta medida não paramétrica de eficiência é obtida através da metodologia chamada *Data Envelopment Analysis- DEA* (Charnes *et al.*, 1978), a qual é extensivamente utilizada na pesquisa operacional para computar medidas relativas de eficiência.

A abordagem DEA permite determinar a *performance* dos fundos de investimento medindo sua eficiência ao construir uma fronteira eficiente através da combinação linear dos fundos eficientes, e determinar os desvios dos fundos desta fronteira (que representam as ineficiências na performance, definidas como folgas). A modelagem DEA é uma forma de contornar o problema de definir um *benchmark* teórico, uma vez que esta abordagem gera sua própria fronteira eficiente usando uma combinação de *inputs* e *outputs* e incorporar custos de transação, como no trabalho seminal de abordagem DEA em fundos de Murthi *et al.* (1997).

O presente trabalho pretende analisar a eficiência dos maiores fundos de investimentos brasileiros definidos pela ANBIMA como “Ações Livre”. Para tal, o artigo propõe a utilização do algoritmo de DMUs artificiais (DMU – *decision making units*) proposto por Diallo *et al.*, (2008), esta abordagem tem caráter inovador já que não foi utilizada na literatura DEA para fundos.

Como forma de validar as eficiências encontradas pela modelagem DEA através das DMUs artificiais, propõe-se uma comparação destes resultados com os resultados encontrados através da utilização da medida Omega (Keating e Shadwick, 2002) através da correlação de Spearman. Adicionalmente, para o período considerado, foi calculado o ganho/perda de produtividade dos fundos através do índice de Malmquist, uma abordagem pouco comum na literatura brasileira relacionada à abordagem DEA no mercado de fundos.

Na seção 0 1 foi apresentada uma breve introdução sobre medidas de desempenho financeiro e o mercado de fundos no Brasil e no mundo. Na seção 2 é apresentada uma revisão da literatura sobre a aplicação de modelos DEA em finanças. Na seção 3 é apresentada uma breve discussão sobre a base de dados utilizada. Na seção 4 é apresentada a metodologia DEA, o conceito de DMUs artificiais, medida Ômega e o índice de Malmquist e na seção 5 os resultados da modelagem proposta são apresentados e discutidos. A seção 6 apresenta as conclusões do estudo.

2. Revisão da literatura

A utilização de DEA como instrumento de avaliação de desempenho de diferentes tipos de unidades de produção deu um grande salto a partir da década de 1980. Como mencionado anteriormente, ela possibilitou a utilização de múltiplas relações de *inputs* e *outputs* que muitas vezes, sem a utilização dessa técnica, geravam enorme dificuldade em se medir

corretamente a relação entre as variáveis, tornando muitas vezes inviável a inclusão ou exclusão de qualquer unidade na análise.

O estudo de Murthi *et al.* (1997) foi o pioneiro na utilização de DEA para a mensuração de eficiência relativa de fundos de investimento. Os autores analisaram 731 fundos de ações da Europa, buscando incorporar outras medidas, além do binômio risco-retorno, adotando o modelo com retornos constantes de escala e utilizando como *inputs* o carregamento, as despesas, o giro da carteira e o desvio-padrão dos retornos, e como *output* o retorno-médio dos fundos. Os autores propuseram uma nova medida de performance, baseada na metodologia DEA, que permite cobrir as limitações das medidas de performance tradicionais como os índices de Sharpe, e o alfa de Jensen, denominada *DEA Portfolio Efficiency Index*– DPEI. Murthi *et al.* (1997) provam que esta medida é uma generalização do Índice de Sharpe, porque quando o custo de transação não é colocado como variável de entrada, o índice é conceitualmente equivalente ao índice de Sharpe. Finalmente o trabalho conclui que os maiores fundos eram mais eficientes em algumas categorias, e encontraram uma evidência forte que os fundos eram todos eficientes em média-variância.

McMullen e Strong (1998) também realizaram um trabalho nessa linha, mas se diferenciaram ao adotarem restrições de pesos às variáveis. Eles utilizaram como base de dados 135 fundos de ações dos Estados Unidos e adotaram como *inputs* a razão das despesas, o carregamento e o investimento mínimo, e como *outputs* o desvio-padrão dos retornos e as rentabilidades no curto, médio e no longo-prazo. O propósito do trabalho dos autores era demonstrar a metodologia DEA e sua importância como ferramenta gerencial importante para a tomada de decisão, sob a perspectiva de um investidor hipotético.

Ceretta e Costa Jr (2001) investigaram o desempenho de 106 fundos de ações no período de 1997 a 1999. Os autores utilizaram as informações do retorno mensal médio em um ano (dezembro de 1998 - novembro de 1999), retorno mensal médio em dois anos (dezembro de 1997 – novembro de 1999), desvio padrão em um ano, desvio padrão em dois anos e a taxa de administração (parcela fixa). Os dois primeiros itens foram considerados como atributos desejáveis, e os três últimos atributos indesejáveis. A proposta básica testada pelos autores foi a de que os investidores desejam os fundos que apresentem o maior nível de atributos desejáveis para um nível específico de atributos indesejáveis, ou seja, maximizem uma função utilidade esperada composta por cinco atributos. Os resultados obtidos identificaram sete fundos dominantes, que

posteriormente foram confrontados com os sete menos eficientes para que se identificasse e se evidenciasse suas diferenças em termos de atributos e ponderações, e posteriormente realizar uma comparação em relação ao índice de Sharpe destes.

Elling (2006) também utilizou DEA para avaliação de fundos de investimento. A investigação empírica se baseou no retorno de 30 *Hedge Funds* no período compreendido entre janeiro de 1996 e dezembro de 2005, selecionados a partir da base de dados do *Center for International Securities and Derivatives Markets* (CISDM). O autor aborda três aspectos da abordagem DEA, o primeiro apresenta os modelos e sua adequabilidade como medida de performance, o segundo analisa os conjuntos de possibilidades de *inputs* e *outputs* para os modelos DEA e o terceiro aspecto constrói regras para as escolhas destes *inputs* e *outputs*. Utilizando esta abordagem, o autor encontra um ranqueamento diferente para os *hedge funds*, comparado às medidas de performance clássicas e comparados às abordagens DEA propostas na literatura.

Basso e Funari (2001) utilizaram o modelo de retorno constante de escala para analisar 47 fundos de ações da Itália. Os autores adotaram como *output* o retorno médio e como *input* o carregamento, o beta e a menor semivariância. Os autores, posteriormente, generalizaram este modelo ao incluir dentre os *outputs* um indicador de dominância estocástica que reflete a estrutura de preferências dos investidores. Os autores mostraram que a utilização de DEA pode ser utilizada como um instrumento complementar aos índices tradicionalmente utilizados. O trabalho conclui que a abordagem DEA traz informações adicionais que podem ser utilizadas para uma análise comparativa mais cuidadosa.

Gonçalves (2003) utilizou 152 fundos de investimentos em ativos de renda variável no período de julho a dezembro de 2000, sendo cada fundo considerado uma DMU diferente. Tomou como *input* a medida de risco de cada fundo, e como *output* o retorno diferencial entre o Ibovespa e o retorno de cada fundo. O autor procurou solucionar questões referentes à análise comparativa e classificação de um conjunto de fundos, trazendo com isso vantagens aos personagens envolvidos nesse segmento, tais como gestores, clientes, agências de *rating* etc.

Nessa mesma linha de pesquisa existem vários outros trabalhos, por exemplo, Tarim e Karan (2001) e Gregouriou (2006). O primeiro utilizou o índice proposto por Murthi *et.al* (1997) DPEI para medir a performance de fundos de investimentos turcos. Os autores concluíram, que usando esta abordagem, alguns fatores (*inputs/outputs*) possuíam peso zero na análise

de eficiência. O segundo utilizou a metodologia DEA para avaliar a performance de 25 fundos de ações do mercado norte-americano. Babalos *et al.* (2012) utilizaram o modelo DEA BCC orientado à *output* e índice de Malmquist para avaliar 31 fundos de investimento no mercado Grego. Através do índice de Malmquist, os autores verificam uma queda de performance dos fundos entre 2003 e 2009.

3. Base de dados

Neste estudo a aplicação da metodologia DEA, o cálculo do Índice Omega e de Malmquist se deu a partir de dados fornecidos pela ANBIMA, sobre um conjunto de 50 fundos de investimento (escolhidos dentre os de maior patrimônio líquido) enquadrados na categoria Ações Livre, onde cada fundo será uma determinada DMU a ser analisada. Fundos Ações Livre são fundos com renda variável e alavancagem.

Fundos de Ações devem possuir, no mínimo, 67% (sessenta e sete por cento) da carteira em ações à vista, bônus ou recibos de subscrição, certificados de depósito de ações, cotas de fundos de ações, cotas dos fundos de índice de ações e *Brazilian Depositary Receipts*, classificados como nível I, II e III. Segundo a nova classificação da ANBIMA, Fundos Ações Livre são classificados no nível II como “ativos” e no nível III como “livre” e não possuem obrigatoriamente o compromisso de concentração em uma estratégia específica, característica esta pela qual estes fundos foram escolhidos para a aplicação da metodologia.

Esta categoria de fundos apresenta considerável semelhança com os *Hedge Funds*. O termo *Hedge Fund* advém de um fundo criado em 1949 pelo sociólogo Alfred Jones, cuja estratégia de investimento consistia em vender a descoberto ações muito valorizadas e comprar papéis com baixo valor, de potencial ainda não percebido pelo mercado. Criava-se, assim, uma certa “proteção” quanto ao risco de mercado.

A população pesquisada foram os fundos Ações Livre no período de 1º de janeiro de 2012 até 31 de dezembro de 2014, contando com 12 meses para cada ano da análise. A partir dos dados, os 50 maiores fundos (maior patrimônio líquido médio no período) foram selecionados. Como a abordagem DEA e do índice de Malmquist utilizam dados em painel, é necessário que existam informações dos fundos para todo o período de tempo, uma simplificação feita neste trabalho foi de substituir fundos que mudaram de nome ao longo do tempo estudado (apenas dois fundos foram afetados) As informações que foram coletadas foram:



- Relação de todos os fundos Ações Livre existentes;
- Valores dos patrimônios líquidos de cada fundo mês a mês;
- Valores das taxas de administração mensais;
- Valores mensais das rentabilidades;
- Valores das cotas mensais.

Na tabela 1 abaixo são apresentadas algumas estatísticas descritivas dos fundos utilizados neste trabalho para o período de 2012 à 2014:

Tabela 1
Estatísticas descritivas dos fundos no período trabalhado

	Patrimônio Líquido (R\$)	Taxa de Administração (% a.a)	Volatilidade (%)	Rentabilidade (%)
Média	122.441.355	0,974	3,596	0,885
Máximo	2.843.958.016	3,500	7,120	5,155
Mínimo	25.803.073	0,000	1,115	-3,621
Mediana	386.918.763	0,500	3,181	0,394

Fonte: Elaborado pelos autores.

4. Metodologia

Dentre os modelos de DEA, o modelo BCC (Banker, Charnes e Cooper, 1984) tem como objetivo analisar economias que tenham rendimentos variáveis de escala. Neste modelo, também conhecido como VRS (*Variable Returns to Scale*), não se assume proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*, e leva em consideração situações em que se tenham tanto eficiências de produção com rendimentos crescentes quanto decrescentes de escala.

O modelo BCC é obtido ao se incluir uma restrição de convexidade e, como mencionado acima, passa a considerar a possibilidade de rendimentos crescentes ou decrescentes de escala, onde os multiplicadores somam 1. No modelo BCC voltado à *input*, descrito a seguir, h_0 é a eficiência da DMU que está sendo analisada; x_{ik} representa o *input* i da DMU_k; y_{jk} representa o *output* j da DMU_k; v_i é o peso atribuído ao *input* i ; u_j é o peso atribuído ao *output* j e u^* é um fator de escala:

$$\text{Max } h_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} - u^* \quad (1)$$

tal que:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = I \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} - u^* \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$u_i, v_i \geq 0, \quad \forall x, y, \text{ e } u^* \text{ irrestrito}$$

Onde: y = produtos ; x = insumos ; u e v = pesos.

É importante ressaltar que nesse modelo é introduzida uma variável u^* , representando os retornos variáveis de escala. Essa nova variável, portanto, não deve atender à restrição de positividade, podendo então assumir valores negativos. Pela restrição adicional de igualdade (ou restrição de convexidade) neste modelo, somente as combinações convexas são permitidas para se gerar a fronteira de produção. De acordo com Vilela *et al.* (2007), a convexidade reduz o conjunto de possibilidades de produção viável e converte uma tecnologia de ganho de escala constante em uma tecnologia de ganho de escala variável. Dessa forma é considerada a possibilidade de rendimentos crescentes ou decrescentes de escala na construção da fronteira eficiente.

Em um modelo DEA-BCC com orientação a *input*, o índice de eficiência não se altera se a todos os *outputs* for adicionado um mesmo valor positivo, isto é, se for feita uma translação no eixo *X*.

Conforme mencionado, neste trabalho utilizamos o modelo BCC-I (BCC orientação *input*, equações 1 à 3), o qual busca analisar economias que possuam rendimentos variáveis de escala. Este modelo foi adotado por não se assumir proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*, e também por considerar situações em que se tenham tanto eficiências de produção com rendimentos crescentes, quanto decrescentes de escala.

A seleção das variáveis de *input* e *output* objetivou balizar a tomada de decisão de investimento, e com isso foram selecionados como insumos os patrimônios líquidos médios das DMUs (fundos), as taxas de administração média e os riscos médios para cada fundo no período de 2012 a 2014, e como *outputs* as rentabilidades médias no mesmo período. O risco-médio de curto e médio prazos de cada DMU foi obtido através do cálculo do desvio-padrão (σ) das rentabilidades mensais para os seis primeiros meses e durante o ano (12 meses), respectivamente. Por sua vez, tanto a taxa de administração média, quanto o cálculo do patrimônio

líquido, foram obtidos a partir do cálculo das médias mensais não havendo qualquer tipo de ponderação nos mesmos. A seleção das variáveis para o modelo foi baseada na escolha de Ceretta e Costa Jr (2001).

Por outro lado, para os *outputs* o fator mais relevante a ser considerado no processo de escolha das variáveis é o quanto elas podem estar diretamente associadas ao desempenho do fundo. Para tal, foram utilizadas as rentabilidades de curto e médio prazo, obedecendo os mesmos critérios utilizados no cálculo do risco de cada fundo. A Tabela 2 abaixo mostra os *inputs* e *outputs* utilizados no modelo DEA.

Tabela 2
Inputs e outputs do modelo DEA BCC-I

Variáveis selecionadas				
Inputs	Patrimônio líquido médio ao ano	Taxa de administração média no ano	Volatilidade média dos 6 primeiros meses	Volatilidade média no ano
Outputs	Rentabilidade mensal média dos 6 primeiros meses	Rentabilidade mensal média no ano		

Fonte: Elaboração dos autores.

DEA é uma ferramenta de programação linear, que não assume pré-suposições sobre a distribuição das variáveis, para avaliar a eficiência de unidades tomadoras de decisão (DMUs). A avaliação é feita através da comparação de unidades que realizam tarefas similares e se diferenciam pela quantidade de recursos utilizados (*inputs*) e de bens produzidos (*outputs*). Qualquer recurso usado pelas DMU deve ser incluído como *input*; uma DMU converte recursos para produzir *outputs*. A descrição destes deve ser completa devendo incluir a qualidade e quantidade de produtos ou serviços produzidos pelas DMUs (vantagens mensuráveis produzidas). Ressalta-se que para a aplicação de DEA em uma base de dados, por ser uma abordagem não paramétrica, não é necessário que esta apresente nenhuma característica específica como normalidade, homocedasticidade ou assimetria.

Dessa maneira, foi utilizada a hipótese de que os fundos se utilizam de recursos (*inputs*) como o grau de risco, a cobrança da taxa de administração e o tamanho do fundo (mensurado pelo patrimônio líquido) para gerar retornos ou rentabilidades (*outputs*) que seriam os “bens produzidos”.

4.1. A utilização de DMUs artificiais: A opinião do especialista

Baseado no trabalho de Roll e Golany (1991) que constataram que cada peso em DEA estritamente positivo era equivalente a uma DMU não observada (DMU artificial), introduzida entre as demais no momento da análise, Allen *et al.* (1997) generalizaram essa observação para o caso de múltiplos *inputs* e/ou *outputs*, para DMUs que operam com retornos constantes de escala ou para as que operam com retornos variáveis de escala (Costa *et al.*, 2009).

A inclusão de uma DMU artificial ao conjunto original de DMUs funciona como método alternativo de simulação de um conjunto de restrições aos pesos, sendo os índices de eficiência desse novo conjunto calculados pelo método clássico, sem restrições aos pesos, o mesmo que o obtido com o conjunto inicial de DMUs utilizando restrições aos pesos ao invés de DMUs artificiais (Costa *et al.*, 2009). As coordenadas escolhidas para as DMUs artificiais são de extrema relevância para que se chegue à solução ótima.

No modelo BCC, a eficiência depende da orientação do modelo. Com isso, a definição da DMU artificial utilizando contração dos *inputs* de acordo com a Equação (4), não gera os mesmos resultados se for utilizada a expansão dos *outputs*, equação (5). Dado um grupo de DMUs artificiais $jv = 1, \dots, n$, tal que a DMU _{jv} tem *output* y_{rjv} , com $r = 1, \dots, s$ e *input* x_{ijv} com $i = 1, \dots, m$ e v_i^* v_j^* são os pontos de corte (*efficiency cutting criteria*) para a inserção das DMUs artificiais (definidos na seção 5.1 deste trabalho) são definidas as seguintes equações:

$$y_{rjv} = y_{rj} \quad \text{e} \quad x_{ijv} = x_{ij} \times v_i^* \quad \forall jv = j \quad (4)$$

$$y_{rjv} = \frac{y_{rj}}{v_j^*} \quad \text{e} \quad x_{ijv} = x_{ij} \quad \forall jv = j \quad (5)$$

Assim, no modelo BCC, ao simular as restrições, a inclusão de DMUs artificiais dependerá da escala, proporcionando resultados diferentes aos encontrados em contração de *inputs* ou expansão de *outputs*.

4.2. Medida Omega (Ω)

Tradicionalmente, os índices de Treynor (1965), Sharpe (1966) e Jensen (1968) usados em finanças para análise de desempenho de carteiras de investimento partem da hipótese de normalidade dos retornos. Dessa forma, basta sabermos a média e a variância da distribuição dos retornos para podermos fazer um *ranking* de desempenho das carteiras em análise. Mas esses índices têm sofrido uma série de críticas na literatura por não levarem em consideração todos os momentos da distribuição dos retornos.

A necessidade de incorporar nos índices de desempenho informações que vão além do cálculo da média e da variância da distribuição de retornos, levaram Keating e Shadwick (2002) ao desenvolvimento da técnica denominada em finanças medida Omega (Ω).

A capacidade de lidar com o alto dinamismo do mercado financeiro mundial, onde gestores têm a necessidade de tomar decisões em um curto espaço de tempo, requer modelos que levem em consideração os momentos de ordem superior da distribuição dos retornos na mensuração das medidas de desempenho. Ao levar em consideração o formato do comportamento da distribuição dos retornos dos ativos que compõem a carteira, os tomadores de decisão conseguem avaliá-los com mais exatidão.

A medida Omega pode ser definida da seguinte maneira:

$$\Omega(r) = \frac{\int_a^b [1 - F(x)] dx}{\int_a^r F(x) dx} \quad (6)$$

F = Função cumulativa de distribuição dos ganhos; r = Nível mínimo desejado de ganho; b = Retorno máximo; a = Retorno mínimo

Podemos dizer então, que sempre desejaremos obter um índice $\Omega(r) > 1$, já que a igualdade nos diz que perdas ponderadas e ganhos ponderados se igualam. De modo a visualizar a equação de uma outra forma, Kazemi *et al.* (2003) desenvolveram o conceito de *Expected Chance* (EC) e *Expected Shortfall* (ES), conforme a equação 7 abaixo:

$$\Omega(r) = \frac{\int_a^b (x - r) f(x) dx}{\int_a^r (r - x) f(x) dx} = \frac{E[\text{Max}(x - r; 0)]}{E[\text{Max}(r - x; 0)]} = \frac{EC(r)}{ES(r)} \quad (7)$$

Onde:

$(x-r)$ = Valor esperado do excesso de ganho condicional a valor positivo ou EC

$(r-x)$ = Valor esperado da perda condicional a valor negativo ou ES.

4.3. Índice de Malmquist

O índice de Malmquist permite medir a variação na produtividade, e decompor esta em mudanças técnicas e tecnológicas. Fare *et al.* (1995) e Fried *et al.* (1993) especificam o índice de Malmquist (orientado a *output*) como a mudança no fator de produtividade total entre os períodos t e $t+1$, computada usando a distância $d_o^t(x_t, y_t)_k$ para cada DMU (k) e definida como:

$$M_0(y_{t+1}, x_{t+1}, y_t, x_t)_k = \frac{d_o^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})_k}{d_o^t(x_t, y_t)_k} \times \left[\frac{d_o^t(x_{t+1}, y_{t+1})_k}{d_o^{t+1}(x_t, y_t)_k} \times \frac{d_o^t(x_{t+1}, y_{t+1})_k}{d_o^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})_k} \right]^{1/2} \quad (8)$$

A Equação 8 representa a produtividade do ponto (x_{t+1}, y_{t+1}) em relação à produção do ponto (x_t, y_t) . Valores maiores que 1 indicam ganho de produtividade do período t ao período $t+1$. Este índice, de fato, é a média geométrica de dois índices Malmquist (orientação *output*). Um índice usa a tecnologia do período t e o outro a tecnologia do período $t+1$.

O índice resultante da Equação 8 pode ser aberto em dois outros sub-índices. O primeiro, fora dos colchetes, mede a mudança no índice de uma dada DMU entre os períodos t e $t+1$. Desta maneira, o comportamento da eficiência técnica em relação às mudanças na fronteira de eficiência ao longo do tempo é analisado. O segundo sub-índice, dentro dos colchetes, quantifica a mudança tecnológica. Desta maneira, o índice de produtividade de Malmquist é obtido multiplicando estes dois sub-índices. Decompor o índice de Malmquist é importante porque permite verificar se o aumento/queda de produtividade é fruto do progresso técnico.

O índice de Malmquist depende do cálculo de quatro diferentes funções da distância, para cada uma das DMUs para cada período analisado, logo são necessários $X = (x_1, \dots, x_n)$ *inputs*, $Y = (y_1, \dots, y_m)$ *outputs*, para cada DMU_i $i = (1, \dots, I)$, nos períodos $t = (1, \dots, T)$. Pela abordagem de Fare *et al.* (1995), para calcular a produtividade da DMU “ i ” entre “ t ” e “ $t+1$ ” é necessário resolver quatro diferentes problemas de programação linear: $d_o^t(x^{i,t}, y^{i,t})$, $d_o^{t+1}(x^{i,t}, y^{i,t})$, $d_o^t(x^{i,t+1}, y^{i,t+1})$, $d_o^{t+1}(x^{i,t+1}, y^{i,t+1})$ descritas a seguir, onde $z^{i,t}$ (vetor de constantes) é uma

variável de intensidade, relacionado às folgas do modelo BCC-I apresentado anteriormente.

$$\text{Max } \theta^i = [d_o^t(x^{i,t}, y^{i,t})]^{-1} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{s.a: } \theta^i y_m^{i,t} &\leq \sum_{i=1}^I (z^{i,t} y_m^{i,t}) & m = 1, \dots, M \text{ (outputs)} \\ \sum_{i=1}^I (z^{i,t} x_n^{i,t}) &\leq x_n^{i,t} & n = 1, \dots, N \text{ (inputs)} \\ z^{i,t} &\geq 0 & i = 1, \dots, I \text{ (DMUs)} \end{aligned}$$

O cálculo de $d_o^{t+1}(x^{i,t}, y^{i,t})$ é idêntico à equação (9), apenas substituindo “ t ” por “ $t+1$ ”. Para computar $d_o^t(x^{i,t+1}, y^{i,t+1})$ temos:

$$\text{Max } \theta^i = [d_o^t(x^{i,t+1}, y^{i,t+1})]^{-1} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{s.a: } \theta^i y_m^{i,t+1} &\leq \sum_{i=1}^I (z^{i,t} y_m^{i,t}) & m = 1, \dots, M \text{ (outputs)} \\ \sum_{i=1}^I (z^{i,t} x_n^{i,t}) &\leq x_n^{i,t+1} & n = 1, \dots, N \text{ (inputs)} \\ z^{i,t} &\geq 0 & i = 1, \dots, I \text{ (DMUs)} \end{aligned}$$

Finalmente, para $d_o^{t+1}(x^{i,t+1}, y^{i,t+1})$ resolvemos a mesma equação (10) com os subscritos “ t ” e “ $t+1$ ” invertidos. Vale ressaltar que os 4 problemas de programação linear apresentados devem ser resolvidos para cada DMU, gerando um total de $I(3T-2)$ problemas de programação linear a serem resolvidos (no caso deste trabalho são 350).

5. Análise de Resultados

5.1. Aplicação de DMUs artificiais no modelo BCC-I

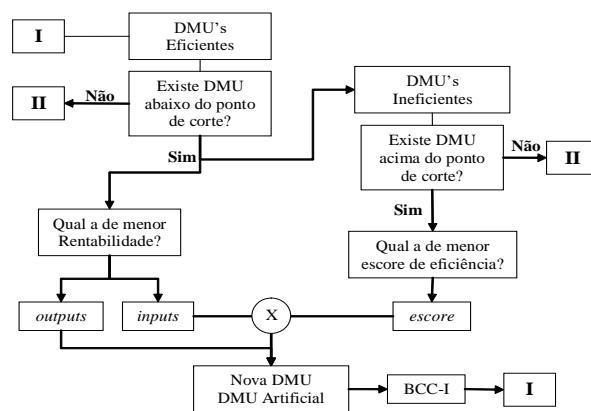
A metodologia adotada para a aplicação do método de DMUs artificiais neste estudo partiu do pressuposto de que um fundo é considerado eficiente se, no período de análise (um ano), sua rentabilidade média mensal for superior à média das rentabilidades mensais de todos os fundos analisados. O conceito de ponto de corte é o de delimitar quais fundos apresentaram rentabilidades médias mensais abaixo da média mensal das rentabilidades da totalidade dos fundos analisados.

O próximo passo após a delimitação do ponto de corte é a aplicação do algoritmo das DMUs artificiais (Diallo *et al.*, 2008). Esse algoritmo propõe a instituição de uma nova unidade que possuirá os mesmos *outputs* de uma das DMUs eficientes abaixo da linha de corte, porém seus *inputs* serão inferiores. Assim, ao executar novamente o modelo BCC-I na nova base de dados, esta nova DMU deverá ser classificada como eficiente enquanto a DMU que esta substituiu será ineficiente.

O processo de atribuição de peso a ser adotado, conforme descrito na Equação 11, não é aleatório. Esse procedimento deve seguir um padrão que neste artigo se baseou no critério de eficiência.

No fluxograma a seguir (Figura 1), pode-se observar com maior clareza como se dá o processo de implementação de uma DMU artificial:

Figura 1
Fluxograma de Criação de DMUs Artificiais



Fonte: Adaptado de Gonçalves (2003).

Nota: I – Início do algoritmo; II – Término do algoritmo; X – Operação de Multiplicação
BCC-I – Realizar modelagem BCC-I.

A Tabela 3 mostra as eficiências encontradas após aplicação do algoritmo de DMUs artificiais, para cada fundo nos anos de 2012, 2013 e 2014. Fundos com valores de eficiência 1 (100% de eficiência) são considerados eficientes pelo modelo DEA. Fundos eficientes em ao menos um ano do período estudado são apresentados sombreados na tabela e os fundos estão organizados em ordem decrescente do patrimônio líquido médio do período (de 2012 a 2014).

Tabela 3
Eficiência dos fundos nos anos 2012, 2013 e 2014

	Fundos Ações Livre	Eficiências			PL médio do período (R\$)
		2012	2013	2014	
1	DYNAMO COUGAR FIA	0.390	0.524	0.418	2.005.302.283
2	CSHG CLIQUE FIA	0.425	0.387	0.477	1.768.492.234
3	SQUADRA MASTER LONG BIASED FI ACOES	0.535	0.543	0.643	1.047.089.766
4	TEMPO CAPITAL PRINCIPAL FI DE ACOES	0.319	0.420	0.660	972.943.862
5	BTG PACTUAL ABSOLUTO MASTER FI ACOES	0.880	1.000	1.000	815.290.401
6	FUNDO DE INVESTIMENTO EM ACOES HS	0.821	0.366	0.527	774.095.524
7	SQUADRA LONG BIASED FI COTAS DE FI ACOES	0.436	0.501	0.532	683.348.347
8	FI EM COTAS DE FI EM ACOES DIV 114	0.736	0.361	0.713	679.985.199
9	SQUADRA MASTER LONG ONLY FI ACOES	0.443	0.460	0.503	672.626.033
10	ATMOS MASTER FI DE ACOES	0.732	1.000	0.670	650.961.971
11	VINCI GAS FI EM ACOES	0.491	0.372	0.643	641.390.314
12	BTG PACTUAL ABSOLUTO INST FIC FI ACOES	0.388	0.393	0.775	639.765.016
13	BTG PACTUAL ABSOLUTO FIC FI ACOES	0.808	0.443	0.921	604.218.006
14	FI EM ACOES DIVIDENDOS 114	0.727	0.453	0.737	599.677.612
15	FC DE FI EM ACOES FUNDAMENTALISTA 114	0.252	0.337	0.343	590.786.598
16	M SQUARE ACOES CSHG MASTER FI EM ACOES	0.645	0.822	0.712	568.117.552
17	BRASIL CAPITAL MASTER FI EM ACOES	1.000	0.325	0.472	523.172.660
18	KRISTALL FIA IE	0.371	0.406	0.491	512.898.971
19	SKOPOS MASTER FI ACOES	0.672	0.357	0.764	503.661.078
20	FI EM ACOES FUNDAMENTALISTA GP 114	0.415	0.409	0.419	479.877.143
21	ATMOS ACOES FI EM COTAS DE FI ACOES	0.647	0.650	0.434	462.822.432
22	TNA FC DE FI EM ACOES	0.369	0.514	0.448	453.456.465
23	JGP INSTITUCIONAL FIA	0.398	0.351	0.517	438.685.663
24	GUEPARDO MASTER FI EM ACOES	0.825	0.729	0.493	428.293.987
25	CAIXA VINCI VALOR ACOES FUNDO DE INVEST	0.399	0.486	0.418	422.042.632
26	PARTNER FIA INVESTIMENTO NO EXTERIOR	1.000	0.411	0.681	421.393.915
27	GENIO FIA IE	0.402	0.487	0.444	371.569.310

Fonte: Elaboração dos autores.

Cont. Tabela 3
Eficiência dos fundos nos anos 2012, 2013 e 2014

	Fundos Ações Livre	Eficiências			PL médio do período (R\$)
		2012	2013	2014	
28	EXG FI EM ACOES	0.350	0.456	0.473	370.430.900
29	FICUS FIA IE	0.528	0.542	0.518	368.881.702
30	BRASIL CAPITAL FICFI EM ACOES	1.000	0.383	0.427	356.596.532
31	GUEPARDO INSTITUCIONAL FIC FI DE ACOES	1.000	0.697	0.328	355.115.752
32	JGP MASTER FI EM ACOES	0.554	0.489	0.634	344.235.167
33	POLLUX ACOES I FIC FI DE ACOES	0.605	0.531	0.417	337.735.618
34	FIA WPA I INVESTIMENTO NO EXTERIOR	1.000	1.000	0.965	320.492.261
35	GUEPARDO FIC FI EM ACOES	0.545	0.483	0.335	319.519.241
36	TARPON CSHG MASTER FI ACOES	0.387	0.615	0.674	301.460.553
37	EOS HERCULES FI DE ACOES	0.841	0.507	1.000	291.947.355
38	STK LONG BIASED MASTER FI EM ACOES	1.000	0.634	0.627	278.438.378
39	IP VALUE HEDGE MASTER FI EM ACOES BDR	0.491	1.000	1.000	277.855.228
40	IP PARTICIPACOES FC FI ACOES BDR NIVEL I	0.443	0.748	0.730	272.711.650
41	ITAU MOMENTO ACOES FUNDO DE INVESTIMENTO	1.000	0.573	0.765	269.341.972
42	PACIFICO ACOES MASTER FI ACOES	0.779	0.593	0.649	252.204.471
43	STUDIO FIC DE FI EM ACOES	0.318	0.521	0.459	246.878.836
44	SQUADRA AZZURRA FIC FI EM ACOES	0.349	0.535	0.543	206.963.907
45	BTG PACTUAL ABSOLUTO II FIC FI ACOES	0.995	1.000	1.000	185.928.453
46	BBM VALUATION MASTER FI EM ACOES	0.834	1.000	0.907	179.569.128
47	MBV FUNDO DE INVESTIMENTO EM ACOES	0.749	1.000	0.841	156.087.678
48	ADVIS TOTAL RETURN FI EM ACOES	1.000	0.561	0.418	151.383.069
49	LONG BRASIL ACOES FI	0.580	0.916	0.418	143.046.689
50	M SQUARE ACOES CSHG FIC FI EM ACOES	0.491	1.000	0.907	127.174.187

Fonte: Elaboração dos autores.

Vale ressaltar que um problema comum encontrado na literatura financeira envolvendo aplicações de modelos DEA é a presença de valores negativos em *inputs* ou *outputs*, o que contradiz a hipótese de não negatividade básica nos modelos DEA. Para contornar este problema, um grande número de alternativas foram sugeridas (Basso & Funari, 2005).

Em um modelo DEA-BCC com orientação a *input*, o índice de eficiência não se altera se a todos os outputs for adicionado um mesmo valor positivo, isto é, se for feita uma translação de eixos. Assim, neste artigo foi realizada a translação de eixos, pois havia na base de dados rentabilidades negativas tanto de curto e médio prazo. Para tal, foi adicionado o valor unitário nestes outputs para a posterior aplicação do modelo BCC-I.

No ano 2012 os *scores* de eficiência variaram entre 25,2% e 100%, observando-se as maiores frequências nas eficiências entre 30% a 40%. A média e o desvio-padrão dos *scores* de eficiência foram de 62,7% e 23,9%, já a mediana foi 56,7%. No ano de 2013 as eficiências variaram entre 32,5% e 100%, observaram-se as maiores frequências nas eficiências entre 40% a 50% e 50% a 60%. A média e o desvio padrão dos *scores* de eficiência foram de 58,6% e 22,0% respectivamente, já a mediana foi 51,8%. No ano de 2014 as eficiências variaram entre 32,8% e 100%, observando-se as maiores frequências de eficiência no intervalo de 40% a 50%. A média e o desvio padrão dos *scores* de eficiência foram de 61,8% e 19,8% respectivamente, já a mediana foi de 58,5%. Estes resultados podem ser vistos na Tabela 4.

Tabela 4
Análise descritiva das eficiências para o período estudado

Ano	Número de fundos eficientes	Eficiência média do período	Desvio padrão das eficiências	Mediana das eficiências
2012	8	0,627	0,239	0,567
2013	8	0,586	0,220	0,518
2014	4	0,618	0,198	0,585

Fonte: Elaboração dos autores.

Na Tabela 3 podemos observar que a maior parte dos fundos (80%) que foram considerados eficientes pelo modelo DEA proposto, em ao menos um ano, são os que possuem menores valores do patrimônio líquido (situam-se na metade de baixo da tabela, ou seja fundos de número 25 à 50, sombreados) sugerindo a dificuldade da maior parte desses intermediários para gerar economias de escala na gestão de suas carteiras. Estes resultados vão ao encontro dos resultados encontrados por Teo (2009), Chen *et al.* (2004) e Berk e Green (2004), que evidenciam que fundos maiores (em termos de PL) possuem performance pior.

A Tabela 4 mostra que houve uma perda de eficiência dos fundos ao longo do período analisado, podendo se ver que tanto o número de fundos eficientes quanto a média das eficiências caíram de 2012 a 2014. Estes

resultados serão analisados mais adiante através do uso do Índice de Malmquist, onde serão calculados os ganhos/perdas de produtividade dos fundos no período.

Adicionalmente aos *scores* de eficiência, a modelagem DEA permite a estimativa das medidas de ineficiência, ou variáveis de folga, definidas como a diferença entre o *input* alvo e os valores dos *outputs* e os valores observados. Desta maneira, podem-se determinar os fatores chave que são responsáveis pela ineficiência de cada fundo.

Seguindo Murthi *et al.* (1997) e Vassilios *et al.* (2012), examinou-se a média das ineficiências de cada *input* individualmente. A Tabela 5 mostra as folgas médias relativas (*Relative mean slacks*), definida como a média absoluta das folgas de cada *input* dividida pela média dos valores dos *inputs*. Através das folgas médias relativas é possível avaliar o impacto marginal de cada *input* na eficiência do fundo.

Tabela 5
Folgas médias relativas (*Relative mean slacks*)

Ano	PL	Folgas médias relativas		
		Taxa de administração	Volatilidade 6 meses	Volatilidade do ano
2014	0,062	0,309	0,025	0,043
2013	0,083	0,164	0,048	0,019
2012	0,104	0,314	0,033	0,030

Fonte: Elaboração dos autores.

Um resultado importante presente na Tabela 5 é que o risco dos fundos, medido pela volatilidade dos retornos, exibem folgas não nulas. Este resultado contradiz a noção de eficiência no contexto de média-variância dos portfólios dos fundos. Pode-se notar também que a taxa de administração tem o maior impacto na eficiência calculada pelo modelo DEA proposto dos fundos estudados. Por exemplo, a tabela mostra que para um fundo ser eficiente em 2012, deve reduzir sua taxa de administração em 31,4%.

5.2. Validação dos dados por meio da aplicação da medida Omega

Como mencionado, o uso da medida Omega é mais consistente que as medidas tradicionais na análise de desempenho de carteiras, uma vez que empiricamente os retornos dos ativos de risco não seguem uma distribuição

normal, fato este que está implícito nos índices tradicionais. Outro motivo que reforça a utilização dessa medida deve-se ao fato de que no período analisado ocorreu uma alta volatilidade nas cotações dos ativos, gerando muitas vezes retornos negativos, e consequentemente índices tradicionais negativos, o que não faz muito sentido do ponto de vista da análise do desempenho.

De modo a validar os resultados encontrados pelo modelo DEA BCC-I, nesta seção é realizada uma análise comparativa com os resultados obtidos aplicando a medida Omega (Ω).

A medida omega foi calculada para cada DMU adotando-se o retorno médio do CDI (certificado de depósito interbancário) do período analisado como nível mínimo requerido de rentabilidade. Para estimar o *Expected Chance* (EC) e o *Expected Shortfall* (ES) foi realizado mensalmente o seguinte cálculo para cada fundo:

$$EC(r) = E[Max(x-r;0)] ; ES(r) = E[Max(r-x;0)]$$

Onde: x = Rentabilidade mensal de cada fundo; r = Nível mínimo requerido de ganhos.

Posteriormente, foi calculada a média dos valores encontrados mês a mês para EC e ES, e com isso chegou-se ao valor da medida omega para cada fundo através da divisão do valor de EC por ES segundo a equação 11 abaixo:

$$\Omega(r) = \frac{EC(r)}{ES(r)} \quad (11)$$

Para relacionar os valores calculados da medida Omega de cada fundo, para cada período, com os *scores* de eficiência DEA, foi calculada a correlação de Spearman entre as eficiências e os Ω médios, para os anos 2012, 2013 e 2014. Os valores do *Rho* de Spearman podem ser vistos na Tabela 6 a seguir.

Tabela 6
Rho de Spearman entre medida Ômega e Eficiência DEA

	2012	2013	2014
Rho de Spearman	0,473	0,568	0,611
p-valor	0,000515	1,62E-05	2,38E-03

Fonte: Elaboração dos autores.

Nota: H_0 : *Rho* igual a 0.

Como pode ser visto na Tabela 6, os resultados do modelo proposto exibiram correlações de *rank* diferentes de 0 (hipótese nula rejeitada) entre as eficiências dadas pelo modelo DEA e os valores da medida Omega. Estes resultados mostram que há relação entre eficiências calculadas pelo modelo DEA proposto neste artigo e os valores da medida Omega calculados. O objetivo proposto ao se utilizar a medida Ω foi apenas validar os resultados encontrados pelo modelo BCC-I da DEA.

5.3. Cálculo do índice de Malmquist

Neste artigo foi adotada a abordagem não paramétrica da fronteira eficiente que permite estimar o índice de produtividade de Malmquist (Malmquist, 1953) baseado nos modelos DEA. Existem diversos modelos para o índice de Malmquist (Caves *et al.*, 1982). Para esta análise, foi estimado o índice de Malmquist orientado a *output*. Modelos orientados a *output* buscam identificar ineficiências na forma de uma redução proporcional no “uso” de *inputs*.

A mudança de produtividade total (*Total productivity change*), chamado de Índice de Malmquist, pode ser decomposta em mudança técnica (*Technical efficient change*), que mede o grau em que um fundo melhora ou piora sua eficiência no período, e mudança tecnológica (*Technological efficient change*), que reflete as mudanças na fronteira eficiente estimada entre os períodos. A mudança técnica pode ser decomposta em mudança pura (*Pure efficient change*) e mudanças de eficiência relativas à escala (tamanho do fundo) (*Scale efficient change*).

A mudança tecnológica é consequência das inovações, como o investimento em diferentes métodos, práticas e técnicas, com o objetivo de gerar retornos (ajustados ao risco) superiores. A mudança de eficiência pura pode ser um sinal de melhora nas habilidades gerenciais ou até melhor estrutura de gestão, resultando em um melhor balanceamento entre *inputs* e *outputs*, melhor tomada de decisão etc.

Os resultados das produtividades estimadas podem ser vistos na Tabela 7 (ordenados de forma decrescente de produtividade). Valores maiores que um na última coluna da tabela indicam ganho de produtividade do fundo no período estudado.



Tabela 7
Índices de produtividade dos fundos no período estudado

Fundo	Technical efficient change	Technological efficient change	Pure efficient change	Scale-efficient change	Total productivity change (Índice de Malmquist)
ADVIS TOTAL RETURN FI EM ACOES	1,000	1,189	1,000	1,000	1,189
TEMPO CAPITAL PRINCIPAL FI DE ACOES	1,232	0,889	1,120	1,100	1,096
BBM VALUATION MASTER FI EM ACOES	1,101	0,938	1,044	1,054	1,032
SQUADRA AZZURRA FIC FI EM ACOES	1,093	0,942	1,032	1,059	1,030
VINCI GAS FI EM ACOES	1,387	0,740	1,049	1,322	1,026
POLLUX ACOES I FIC FI DE ACOES	1,101	0,928	0,949	1,160	1,021
CAIXA VINCI VALOR ACOES FUNDO DE INVEST	1,233	0,814	1,084	1,138	1,003
TARPON CSHG MASTER FI ACOES	1,140	0,864	1,010	1,129	0,985
EXG FI EM ACOES	1,113	0,880	1,029	1,082	0,980
KRISTALL FIA IE	1,196	0,816	0,899	1,331	0,976
FI EM ACOES FUNDAMENTALISTA GP 114	1,175	0,829	1,118	1,051	0,974
FC DE FI EM ACOES FUNDAMENTALISTA 114	1,088	0,894	1,129	0,964	0,973
STUDIO FIC DE FI EM ACOES	1,093	0,870	0,964	1,134	0,951
IP VALUE HEDGE MASTER FI EM ACOES BDR	1,000	0,945	1,000	1,000	0,945
FICUS FIA IE	1,172	0,799	0,965	1,214	0,937
IP PARTICIPACOES FC FI ACOES BDR NIVEL I	1,073	0,870	1,030	1,042	0,933
FI EM ACOES DIVIDENDOS 114	1,066	0,855	1,005	1,060	0,911
DYNAMO COUGAR FIA	0,870	1,039	1,038	0,838	0,905
FI EM COTAS DE FI EM ACOES DIV 114	1,051	0,855	1,002	1,050	0,898
BTG PACTUAL ABSOLUTO II FIC FI ACOES	1,037	0,865	1,036	1,001	0,897
TNA FC DE FI EM ACOES	0,949	0,922	1,029	0,922	0,874

Fonte: Elaboração dos autores.

Cont. Tabela 7
Índices de produtividade dos fundos no período estudado

Fundo	Technical efficient change	Technological efficient change	Pure efficient change	Scale-efficient change	Total productivity change (Índice de Malmquist)
BTG PACTUAL ABSOLUTO MASTER FI ACOES	1,113	0,783	1,050	1,060	0,872
SQUADRA MASTER LONG BIASED FI ACOES	0,992	0,876	1,029	0,964	0,869
M SQUARE ACOES CSHG MASTER FI EM ACOES	0,973	0,892	1,019	0,955	0,868
CSHG CLIQUE FIA	1,039	0,834	0,991	1,048	0,867
M SQUARE ACOES CSHG FIC FI EM ACOES	1,000	0,867	1,000	1,000	0,867
PARTNER FIA INVESTIMENTO NO EXTERIOR	1,197	0,722	0,953	1,256	0,864
LONG BRASIL ACOES FI	0,950	0,891	1,065	0,892	0,847
SQUADRA MASTER LONG ONLY FI ACOES	0,984	0,860	1,036	0,950	0,846
JGP MASTER FI EM ACOES	0,946	0,889	1,081	0,875	0,841
MBV FUNDO DE INVESTIMENTO EM ACOES	0,977	0,848	0,978	0,999	0,829
SQUADRA LONG BIASED FI COTAS DE FI ACOES	0,848	0,967	1,012	0,837	0,819
FUNDO DE INVESTIMENTO EM ACOES HS	1,003	0,817	1,011	0,992	0,819
ITAU MOMENTO ACOES FUNDO DE INVESTIMENTO	0,930	0,880	0,964	0,965	0,819
PACIFICO ACOES MASTER FI ACOES	0,915	0,874	1,030	0,888	0,800
ATMOS MASTER FI DE ACOES	0,914	0,859	1,010	0,904	0,785
FIA WPA I INVESTIMENTO NO EXTERIOR	1,000	0,770	1,000	1,000	0,770
BRASIL CAPITAL MASTER FI EM ACOES	0,964	0,777	0,913	1,056	0,749
GUEPARDO FIC FI EM ACOES	0,844	0,860	0,883	0,957	0,726
STK LONG BIASED MASTER FI EM ACOES	0,922	0,782	0,923	0,999	0,721
BTG PACTUAL ABSOLUTO INST FIC FI ACOES	0,754	0,952	1,078	0,699	0,718

Fonte: Elaboração dos autores.

Cont. Tabela 7
Índices de produtividade dos fundos no período estudado

Fundo	Technical efficient change	Technological efficient change	Pure efficient change	Scale-efficient change	Total productivity change (Índice de Malmquist)
BTG PACTUAL ABSOLUTO FIC FI ACOES	0,787	0,908	1,078	0,730	0,714
GUEPARDO INSTITUCIONAL FIC FI DE ACOES	0,811	0,868	0,833	0,973	0,703
ATMOS ACOES FI EM COTAS DE FI ACOES	0,752	0,931	1,000	0,753	0,700
GENIO FIA IE	0,893	0,782	0,723	1,235	0,699
EOS HERCULES FI DE ACOES	0,768	0,906	1,000	0,768	0,696
JGP INSTITUCIONAL FIA	0,848	0,813	1,053	0,805	0,689
BRASIL CAPITAL FICFI EM ACOES	0,887	0,773	0,908	0,976	0,685
GUEPARDO MASTER FI EM ACOES	0,844	0,807	0,884	0,955	0,681
SKOPOS MASTER FI ACOES	0,729	0,794	0,586	1,245	0,578

Fonte: Elaboração dos autores.

Os resultados sugerem que os fundos estudados tiveram uma perda de produtividade média total de 15% no período de 2012-2014. A perda de produtividade no período tem como principal causa a mudança tecnológica adversa (coluna 2 da Tabela 7), em particular houve uma “regressão” tecnológica de 13,7. A média na eficiência de escala (coluna 4) muito próxima a 1, indica que não houve ganhos de eficiência técnica substanciais associados à escala.

A Tabela 7 mostra também que apenas 7 fundos apresentaram ganho de produtividade no período, este resultado corroboram os resultados apresentados na Tabela 3, onde mostramos que houve diminuição tanto no número de fundos eficientes, quanto na eficiência média de 2012 para 2014. A piora do desempenho em 2014 é global e não apenas da amostra, e provavelmente se deve a que o mercado, já em 2014, começou a precisar a piora das variáveis macroeconômicas que se verificaram posteriormente em 2015. O impacto do desempenho ruim do mercado foi assimilado diretamente pelos fundos, visto que o número de fundos eficientes (no sentido DEA) em 2014 foi menor que em 2012 e 2013 e a perda de produtividade dos mesmos foi alta no período de 2012 à 2014.

6. Conclusões

O avanço das comunicações e a liberdade de fluxos de capitais uniram os mercados garantindo um alto dinamismo do mercado financeiro mundial, fazendo com que o volume de capitais movimentados em milhares de negociações diariamente percorra o mundo todo rapidamente. Isso por sua vez acabou gerando aos investidores a necessidade de se adequar aos rápidos movimentos dos mercados, e também de serem capazes de reagir de modo consistente às boas e más notícias geradas pelo fluxo de informações destinadas aos mercados.

Portanto, com os indicadores de mercado oscilando constantemente, os gestores de fundos de investimento precisam estar preparados para alterar sua estrutura de uma maneira ágil e eficiente. Esse artigo apresenta como contribuição inicial o fato de que a metodologia DEA nos possibilita realizar uma avaliação de forma comparativa entre unidades com objetivos similares, ao passo que os índices tradicionais de desempenho, por tratarem isoladamente os dados, não realizam uma análise conjunta das informações relevantes.

Uma segunda contribuição foi a aplicação do algoritmo das DMUs artificiais para a mensuração de eficiência dos fundos de investimento Ações Livre, por ser uma metodologia desenvolvida recentemente (Diallo *et al*, 2008).

Uma outra conclusão desse trabalho foi a de que patrimônio líquido elevado não é sinônimo de eficiência, pois provavelmente esses fundos de tamanho significativo, por atenderem a uma parcela maior de indivíduos, estão sujeitos à normas mais rígidas impostas pela legislação, e com isso mudanças rápidas na política de investimentos não são tão viáveis quanto em fundos menores, com perfil de clientes mais exclusivos em suas carteiras. A taxa de administração possui uma participação média no cálculo do *score*, não sendo determinante para um alto grau de eficiência. Concluímos também que os fundos eficientes são relevantes quando nos focamos em rentabilidades de longo-prazo, mas não são bons quando olhamos rentabilidade média de curto-prazo.

A validação feita na seção 5.2 buscou realizar uma comparação entre a análise DEA com a medida Ω , objetivando mostrar que a utilização da primeira é uma alternativa de mensuração de eficiência por parte de gestores, cotistas, analistas etc. A escolha da segunda medida deveu-se a três razões: a primeira foi a de que esse índice não incorre em resultados negativos como de fato ocorre ao se calcular o Índice de Sharpe, por exemplo, para o período estudado na dissertação.



A outra razão por escolher esse medida foi a de que um dos componentes da medida Omega (Ω) é o *Expected Shortfall* (ES), que é uma medida de risco coerente, sendo seu emprego apropriado do ponto de vista da análise de risco e dos retornos dos investimentos, que normalmente não seguem uma normalidade de distribuições de ganhos e perdas.

A terceira razão foi a de apresentar uma metodologia desenvolvida recentemente (2002), se comparada aos Índices mais tradicionais que tem mais de 30 anos de utilização no mercado financeiro e na literatura, onde são largamente difundidos e utilizados.

O cálculo do índice de Malmquist corroborou as evidências de perda de produtividade nos fundos ao longo dos anos discutidas na tabela 3. Os resultados da modelagem DEA e os cálculos do índice de Malmquist permitiu mensurar a perda de produtividade do período, bem como a origem desta.

A grande contribuição da Análise por DEA é que ela permite trabalhar simultaneamente com múltiplos *inputs* e *outputs*, admitindo a realização de uma análise mais ampla do que outros indicadores de eficiência expostos nesse trabalho. No artigo, através da utilização dessa técnica mais elaborada, foi verificada uma fundamentação concordante com a teoria econômica, o que não necessariamente ocorreria com a utilização de métodos tradicionais.

Referências

- Allen, Robert; Athanassopoulos, Antreas; & Dyson, Robert G. 1997. Weights Restrictions and Value Judgments in Data Envelopment Analysis: Evolution, development and future directions. *Annals of Operations Research*, **73**, 13-14.
- Babalos, Vassilios; Caporale, Maria G.; & Philippas, Nikolaos. 2012. Efficiency evaluation of Greek equity funds. *Research in International Business and Finance*, **26**, 317–333.
- Babalos, Vassilios; Kostakis, Alexandros; & Philippas, Nikolaos. 2009. Managing mutual funds or managing expense ratios? Evidence from the Greek fund industry. *Journal of Multinational Financial Management*, **19**, 256–272.
- Banker, Rajiv D.; Charnes, Abraham; & Cooper, William W. 1984. Some models for estimating Technical and Scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, **30**, 1078-1092.

- Basso, Antonella; & Funari, Stefania. 2001. A data envelopment analysis approach to measure the mutual fund performance. *European Journal of Operational Research*, **16**, 477-492.
- Berk, Jonathan B.; & Green, Richard C. 2002. Mutual fund flows and performance in rational markets. *Journal of Political Economy*, **112**, 1269–1295.
- Carhart, Mark M. 1997. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, **52**, 52-82.
- Caves, Douglas W.; Christensen, Laurits; & Diewert, Walter. 1982. Multilateral comparisons of output, input and productivity using superlative index numbers. *The Economic Journal*, **92**, 73-86.
- Ceretta, Paulo S.; & Costa Jr, Newton. 2001. Avaliação e seleção de fundos de investimento: um enfoque sobre múltiplos atributos. *Revista de Administração Contemporânea*, **5**, 7-22.
- Charnes, Abraham; Cooper, William W.; & Rhodes, Edwardo. 1978. Measuring the Efficiency of Decision- Making Units. *European Journal of Operational Research*, **2**, 429-444.
- Chen, Joseph; Hong, Harrison; Huang, Ming; & Kubik, Jeffrey D. 2004. Does fund size erode mutual fund performance? The role of liquidity and organization. *The American Economic Review*, **94**, 1276-1302.
- Diallo, Madiagne; Souza, Marcus V.; Guedes, Luis E.; & Souza, Reinaldo C. 2008. Comparing artificial DMUs and an adjusted contingent weight restrictions approach in the analysis of Brazilian retail banks efficiency. In Kalcsics, Jorg; & Nickel, Stefan. (Ed.), Selected Papers of the Annual International Conference of the German Operations Research Society (GOR), Berlin. 97-102.
- Elling, Martin. 2006. Performance Measurement of hedge funds using data envelopment analysis. *Financial Markets and Portfolio Management*, **20**, 442-471.
- Fare, Rolf; Grosskopf, Shawna; & Lee, Wen-Fu. 1995. Productivity in Taiwanese manufacturing industries. *Applied Economics*, **27**, 259-265.
- Fried, Harold; Lovell, Knox; & Schmidt, Shelton. 1993. The measurement of productive efficiency: techniques and applications. New York: Oxford University Press.

- Gonçalves, Danilo A. 2003. Avaliação de Eficiência de Fundos de Investimentos Financeiros: Utilização de DMUs Artificiais em Modelos DEA com Outputs Negativos. Programa de Engenharia de Produção, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro. Tese de Doutorado.
- Gregouriou, Greg N. 2006. Optimization of the Largest US Mutual Funds using Data Envelopment Analysis. *Journal of Asset Management*, **6**, 445-455.
- James, Estelle; Ferrier, Gary; Smalhaout, James; & Vittas, Dimitri. 1999. Mutual funds and institutional investments: What is the most efficient way to set up individual accounts in a social security system? *NBER Working Paper Series*, Cambridge. Mass.
- Jensen, Michael C. 1968. The performance of mutual funds in the period 1945-1964. *The Journal of Finance*, **23**, 389-416.
- Kazemi, Hosein; Schneeweis, Thomas; & Gupta, Bhaswar. 2003. Omega as a Performance Measure. *Working Paper CISDM*, University of Massachusetts, Isenberg School of Management.
- Keating, Con; & Shadwick, William. 2002. A Universal Performance Measure. *Journal of Performance Measurement*, **6**, 59-84.
- Lehman, Bruce; & Modest, David. 1987. Mutual fund performance evaluation: A comparison of benchmarks and benchmark comparisons. *Journal of Finance*, **42**, 233-265.
- Malkiel, Burton. 1995. Returns from investing in equity mutual funds 1971-1991. *Journal of Finance*, **50**, 549-572.
- Malmquist, Sten. 1953. Index numbers and indifference surfaces. *Trabajos de Estadística*, **4**, 209-242.
- Mcmullen, Patrick R.; Strong, Robert. 1998. Selection of Mutual Funds using data Development Analysis. *Journal of Business & Economic Studies*, **4**, 1.
- Murthi, Bhagavatula; Choi, Yoon; & Desai, Preyas. 1997. Efficiency of mutual funds and portfolio performance measurement: A non-parametric approach. *European Journal of Operational Research*, **98**, 408-418.
- Prather, Laurie; Bertin, William; & Henker, Thomas. 2004. Mutual fund characteristics, managerial attributes, and fund performance. *Review of Financial Economics*, **13**, 305-326.

- Roll, Richard. 1977. A critique of the Asset Pricing Theory's Tests: Part I: On past and potential testability of the theory. *Journal of Financial Economics*, **4**, 129-176.
- Roll, Yaakov; Cook, Wade D.; & Golany, Boaz. 1991. Controlling factor weights in DEA. *IIE Transaction*, **23**, 2-9.
- Sharpe, William F. 1966. Mutual fund performance. *Journal of Business*, **39**, 119-138.
- Sharpe, William F. 1994. The Sharpe Ratio. *Journal of Portfolio Management*, **21**, 49-58.
- Sortino, Frank; & Price, Lee N. 1994. Performance Measurement in a Downside Risk Framework. *The Journal of Investing*, **3**, 59-64.
- Tarim, Armagan; & Karan, Mehmet B. 2001. Investment fund Performance measurement using weight-restricted data envelopment analysis. *Russian and East European Finance and Trade*, **37**, 64-85.
- Teo, Melvyn. 2009. Does size matter in the hedge fund industry? *Working Paper*, SSRN.
- Treynor, Jack. 1965. How to rate management of investment funds. *Harvard Business Review*, **43**, 63-75.
- Vilela, Dirley; Nagano, Marcelo S.; & Merlo, Edgard. 2007. Aplicação da Análise envoltória de dados em cooperativas de Crédito Rural. *Revista de Administração Contemporânea*, **11**, 99-120.

Apêndice A

Fundos FIC, FI, BDR,FIA

- Fundos FI: São fundos que aplicam seu patrimônio diretamente em aplicações disponíveis no mercado financeiro (em ações, títulos públicos ou outros tipos de aplicações). São regulamentados pela CVM e concentram os fundos referenciados DI, os renda fixa, os de ações, entre outros. Para compor sua carteira, compram e vendem diretamente títulos e valores mobiliários ou qualquer outro ativo disponível no mercado.
- Fundos BDR: São fundos que aplicam em BDRs (*Brazilian Depositary Receipts*), que são títulos emitidos por empresas dos Estados Unidos ou listadas em bolsas norte-americanas, portanto, permitem ao investidor acessar empresas estrangeiras.
- Fundos FIC: São fundos que investe em cotas de outros fundos. Assim, um FIC de Fundo de Investimento em Ações (FIC-FIA), por exemplo, poderá investir em cotas de fundos de ações. Cada um dos FICs seguirá o regulamento de seu respectivo segmento, seja ele ações, multimercados, renda fixa, e assim por diante. De acordo com a regulamentação da Comissão de Valores Mobiliários (CVM), os FICs podem investir em um ou mais fundos, sendo que não há um limite de cotas de fundos em que se pode investir.
- Fundos FIA: São fundos de investimento em ações e devem manter a maior parte do seu patrimônio (67% no mínimo) aplicada em ações de empresas negociadas em bolsa de valores. Os fundos de ações podem utilizar derivativos tanto para proteção (*hedge*) quanto para alavancagem. O Fundo de Investimento em Ações (FIA) tem como principal fator de risco a variação dos preços de ações, admitidas à negociação em mercados organizados, que compõem sua carteira de ativos. Cabe ao administrador do fundo constituir o fundo e realizar o processo de captação de recursos junto aos investidores através da venda de cotas.