

Uso da técnica DEA-Sharpe na análise do comportamento de carteiras de investimento

Use of the DEA-Sharpe technique in the analysis of the portfolio investment behaviour

André Andrade Longaray¹

Alisson Fabras Sá²

Catia Maria dos Santos Machado³

Paulo Roberto Munhoz⁴

Vilmar Gonçalves Tondolo⁵

¹Doutor em Engenharia de Produção, área de concentração Pesquisa Operacional (UFSC, 2004). Professor Associado IV na Universidade Federal do Rio Grande (FURG), onde atua desde 1998. Docente permanente do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e do Programa de Pós-Graduação em Administração. Líder do grupo de pesquisa CNPq LabSADi/FURG (Laboratório de Estudos e Pesquisas em Metodologias e Sistemas de Apoio à Decisão).
andrelongaray@gmail.com

²Graduado em Administração pela FURG (2016). Pesquisador colaborador do LabSADi/FURG (Laboratório de Estudos e Pesquisas em Metodologias e Sistemas de Apoio à Decisão).
alissonfabras@outlook.com

³Doutora em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Santa Catarina (2005) na área de Transporte e Logística. Professora Associada IV do Instituto de Matemática, Estatística e Física da Universidade Federal do Rio Grande (FURG). Pesquisadora do LabSADi/FURG (Laboratório de Estudos e Pesquisas em Metodologias e Sistemas de Apoio à Decisão).
catiamachado.furg@gmail.com

⁴Professor adjunto IV da Universidade Federal do Rio Grande. Atualmente é Diretor da Estação de Apoio Antártico - ESANTAR - PROANTAR. Pesquisador do LabSADi/FURG (Laboratório de Estudos e Pesquisas em Metodologias e Sistemas de Apoio à Decisão).
paulorsmunhoz@gmail.com

⁵Doutor em Administração pela UNISINOS (2011). Professor adjunto III da Faculdade de Administração e de Turismo da Universidade Federal de Pelotas. Docente permanente do Mestrado Profissional em Administração Pública em Rede – PROFIAP/UFPEL e do Programa de Pós-Graduação em Administração – PPGA/FURG. Pesquisador do LabSADi/FURG (Laboratório de Estudos e Pesquisas em Metodologias e Sistemas de Apoio à Decisão).
vtondolo@gmail.com

Resumo

O risco inerente ao mercado de ações permeia o processo de tomada de decisão no instante em que se deve decidir quais ativos farão parte do portfólio para formar uma carteira de investimentos eficiente. A busca por modelos de otimização que fornecem uma melhor forma de dirimir e minimizar os riscos atraem o olhar de investidores e pesquisadores. O objetivo deste artigo é analisar o comportamento de carteiras de investimento formadas por ativos selecionados por meio da ferramenta Análise Envoltória de Dados [DEA] e utilizando o Índice de Sharpe como indicador, para assim, compará-las com carteiras sem a utilização do mesmo. Ao decorrer da análise, foi possível observar que a aplicação do DEA demonstrou-se exequível e oportunizou que a discriminação das unidades de análise transcorresse de forma coesa e coerente.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados; Seleção de Portfólio; Ações; Mercado Financeiro.

Abstract

The inherent risk of the stock market permeates the decision-making process at the moment when it is necessary to decide which assets will be part of the portfolio to form an efficient portfolio of investments. The search for optimization models that provide a better way to resolve and minimize risks attract the eyes of investors and researchers. The objective of this article is to analyze the behavior of investment portfolios formed by assets selected using the Data Envelopment Analysis tool [DEA] and using the Sharpe Index as an indicator to compare them with portfolios without using it. In the course of the analysis, it was possible to observe that the application of the DEA proved feasible and made it possible for the analysis units to discriminate in a cohesive and coherent way.

Keywords: Data Envelopment Analysis; Portfolio Selection; Stocks; Financial Market.

1 Introdução

Historicamente, o investidor brasileiro tem predileção por renda fixa, em especial pela poupança. Entretanto, segundo dados do Banco Central do Brasil [BACEN], nos últimos anos, a poupança vem apresentando uma performance abaixo do valor da inflação (BACEN, 2016). No ano de 2015, a poupança fechou o ano com rendimento de 7,94%, enquanto o Índice de Preços ao Consumidor – Amplo [IPC-A] medido pela Fundação Getúlio Vargas [FGV], no mesmo período, terminou o ano acumulado em 10,67%, ou seja, o dinheiro aplicado na poupança durante o ano de 2015 perdeu em torno de 2,73% de valor.

De acordo com a Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais [ANBIMA], a renda variável responde atualmente por apenas 4,8% dos investidores, enquanto 95,2% tem preferência pela renda fixa, demonstrando assim o conservadorismo do investidor brasileiro e sua aversão a renda variável (ANBIMA, 2016).

Desta forma, a renda variável, torna-se atrativa como alternativa, não apenas à poupança, mas também a renda fixa de modo geral. No entanto, o investimento em renda variável apresenta uma série de peculiaridades, que dentre elas se destaca o risco. Segundo Assaf (2007), todo investidor é avesso ao risco; em princípio, ele prefere maximizar o retorno e eliminar o risco.

Para diminuir os riscos muitas vezes é feita a aplicação em uma carteira de ativos ao invés de aplicar em um ativo isoladamente. Uma carteira é um conjunto ou combinação de ativos financeiros. Se a aplicação for feita em um único ativo sofrerá todas as conseqüências de um mau desempenho, e isso não ocorrerá com um investidor que deseja aplicar em uma carteira diversificada de ativos, desta forma, supondo que todos os investidores são

racionais e, portanto, têm aversão a risco, é preferível investir em carteiras, e não em ativos individuais (Assaf, 2007).

Segundo Leung, Ng e Wong (2014), a seleção de portfólios envolve a alocação de capital entre um determinado número de títulos de tal forma que o investimento gere um maior retorno e minimize os riscos, ou seja, um retorno ajustado a risco satisfatório para os investidores, como proposto por modelos como de Markowitz (1952).

Neste cenário, o crescimento de pessoas físicas investindo em ações, passa pela atratividade do segmento. O aumento da participação de pessoas físicas na bolsa a partir dos anos 2000, devido à pujança econômica apresentada no período, fez com que o principal índice da BM&F Ibovespa, que contempla as ações que representam 85% do volume negociado, apresentasse crescimento de 181,13% até 2010. No entanto, nos últimos anos, durante o período de 2010 a 2015, o Ibovespa apresentou redução de 36,8%.

Apesar de um cenário de retração no Ibovespa no período 2010 a 2015, diversas ações apresentaram performances muito acima do índice, como por exemplo, a Ambev S.A. (ABEV3), que apresentou um rendimento de 144,97% e a Kroton S.A. (KROT3) que ofereceu a seus investidores o rendimento de 186,10%, ambas no mesmo período.

Portanto, um método adequado de seleção de ativos para composição de carteira de ações pode oferecer rendimentos acima do mercado mesmo em períodos de retração econômica. Algumas técnicas de seleção de portfólio podem auxiliar o investidor a alocar de forma mais eficiente seu capital.

Para a realização deste estudo, uma das técnicas escolhidas como base, e que vem recebendo grande atenção do mundo acadêmico ao

longo dos anos é o *Data Envelopment Analysis* - DEA, conhecido também como Análise Envoltória de Dados, empregada geralmente em modelos originais, menos sofisticados, mas que demonstram grande eficiência na otimização através da avaliação múltiplos atributos.

Diante disso, surge a questão que norteia o presente estudo: De que forma a técnica DEA-Sharpe pode auxiliar na minimização do risco de investimento e na formação de carteiras de ações Ibovespa rentáveis a médio prazo?

Contextualizado o problema de pesquisa, esta pesquisa tem como objetivo avaliar a eficiência de ações que compõem o Ibovespa, com intuito de formar carteiras rentáveis a médio prazo, minimizar o risco por meio da utilização de indicadores que representam a volatilidade das ações e mensurar a utilidade do indicador Índice de Sharpe como *Output* na formação das carteiras.

O presente artigo está dividido em 5 seções. Estabelecido o marco introdutório, a seção 2 expõe o referencial teórico acerca da seleção de portfólios em decisões de investimento. A seção 3, aborda o uso do DEA para otimização de carteiras e sua aplicabilidade na avaliação de eficiência em investimentos nos mais diversos segmentos econômicos. A seção 4, detalha os procedimentos metodológicos da pesquisa. A seção 5, descreve os resultados advindos do estudo. Conclusivamente, a seção 6 tece as considerações finais, bem como as limitações encontradas e sugestões para futuras pesquisas.

2 Seleção de Portfólios

A teoria base da seleção de portfólios teve início em 1952 com Henry Markowitz (1952), em sua proposição de que um modelo de investimento de

período simples poderia sustentar a seleção de um portfólio.

O modelo de risco e retorno proposto por Markowitz (1952), dado por (1) – (3), fez com que diversas outras técnicas e modelos de seleção de carteiras surgissem com base em seus trabalhos, que obtiveram reconhecida relevância acadêmica chamando a atenção de investidores com intuito de minimizar e controlar os riscos. Segundo Lopes, Lima, Dutra e Lanzer (2007), desde o modelo de risco e retorno de Markowitz (1952) técnicas de seleção de portfólio tem consistentemente atraído atenção.

Para Nogueira, Gutierrez e Lopes (2009), enquanto alguns destes métodos que podem ser classificados como quantitativos visam à redução do risco, tal como a Teoria de Markowitz (Markowitz, 1957), outros apenas avaliam o desempenho de um ativo ou carteira de ativos, do mesmo modo que outros indicam cenários probabilísticos a partir de elementos passados e presentes.

O modelo de Markowitz (1957) é baseado em técnicas de programação quadrática e procura o equilíbrio entre o retorno esperado e o risco de uma carteira de títulos. Ele usa como entrada uma matriz de variâncias e covariâncias entre títulos e um vetor do retorno esperado dos títulos.

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i \cdot x_j \cdot COV_{ij} \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^j x_i E_{(ri)} = E^* \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^j x_i = 1 \quad (3)$$

Onde: x_i e x_j representam a participação percentual do ativo i e do ativo j na carteira ótima, (r_i) denota o retorno esperado para o ativo de i , de $i = 1$ e E^* é o retorno esperado da carteira.

O modelo de média-variância é normativo e recai sobre um ímpar de hipóteses plausíveis, a saber: (1) o risco é um conceito principal do investidor; (2) o risco está associado com volatilidade, isto é, o retorno aleatório, considerando valores acima e abaixo do valor médio como mudanças profundas incessantes e (3) cada investidor decide seu próprio retorno alvo esperado e tenta minimizar o risco sob a restrição de alcançar tal alvo. Desta maneira, o investidor deseja um portfólio de risco mínimo que seja compatível com sua restrição de lucratividade. Como a maioria dos investidores pode apenas prever retornos futuros com base na experiência de retornos passados, os valores médios e as variâncias das séries históricas sobre o passado recente são utilizados para estimar a expectativa e volatilidade futura (Matsumoto, Pinheiro & Santos, 2007). Dessa forma, tanto para investidores como para o meio acadêmico, o processo de seleção de investimentos em ativos de risco permanece sendo um desafio para a gestão financeira (Markowitz, 2014).

Outra possibilidade amplamente usada por analistas de investimentos é o Índice de Sharpe, um indicador representa a relação entre o prêmio pago pelo risco assumido e o risco do investimento. O Índice de Sharpe foi criado por William Sharpe em 1966, o qual demonstra o prêmio oferecido por um ativo para cada percentual adicional de risco assumido (Assaf, 1999). Em suma, o Índice de Sharpe revela o desempenho apresentado pelo ativo ou carteira para cada 1% de aumento de seu risco,

nesse sentido, quanto maior é o índice, melhor o desempenho da carteira.

A fórmula do Índice de Sharpe é:

$$IS = (R_i - R_f) / (\sigma_i)$$

Onde: R_i é o retorno de uma carteira constituída por ativos com risco; R_f é a taxa de juro de ativos livres de risco; e σ_i é o desvio-padrão (risco) dessa carteira.

3 Análise Envoltória de Dados

Os consagrados modelos da otimização de portfólios, como os propostos por Markowitz (1952) e Sharpe (1963), não podem ser considerados robustos, já que são sensíveis às pequenas variações de suas entradas (J. Kim, F. Kim & Fabozzi, 2014; W. Kim, F. Kim, Mulvey & Fabozzi, 2015). Com isso, pesquisadores começaram a desenvolver técnicas matemáticas que se referem à otimização robusta.

A DEA, modelo proposto por Charnes, Cooper & Rhodes (1978), ou Análise Envoltória de Dados, como é chamado no Brasil, consiste em uma técnica de avaliação de desempenho, a qual procura determinar a eficiência relativa de unidades de produção considerando sua proximidade a uma fronteira de eficiência. Paralelo a isso, a DEA é um método não paramétrico que vem sendo utilizada amplamente em diferentes tipos de empresas e organizações, auxiliando os gestores das mais diversas áreas, inclusive a financeira (Kao, 2014; Azadi, Jafarian, Saen & Mirhedayatian, 2015).

De acordo com Angulo-Meza e Lins (2002), diferente dos métodos de abordagem paramétrica que requerem conhecimentos de preços de cada insumo e de cada produto, a metodologia DEA foi desenvolvida para ser aplicada na resolução de

problemas onde os conceitos de lucro e preços de mercados aparecem indefinidos ou inexistentes, eliminando assim também qualquer necessidade de estabelecimento da forma funcional como as necessárias para as regressões estatísticas (Angulo-Meza & Lins, 2002).

A DEA é sensível à inclusão ou exclusão de qualquer unidade de análise, pois é uma medida de eficiência relativa que mensura o desempenho da unidade sob análise comparada as demais unidades.

O modelo original, apresentado por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), também conhecido como CRS (*Constant Returns to Scale*) é adequado a unidades que apresentam retornos constantes a escala, enquanto o modelo desenvolvido por Barnes, Charnes e Cooper (1984) ou VRS (*Variable Returns to Scale*) é indicado para unidades que trabalham com retornos variáveis a escala. Os modelos CRS e VRS são apresentados em (4) e (5):

Modelo DEA – CCR (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978) ou CRS:

$$W_0 = \max \sum_{r=1}^n U_r \cdot Y_{r0} + C_0 \tag{4}$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m V_i \cdot X_{i0} = 1$$

$$\sum_{r=1}^s U_r \cdot Y_{rj} - \sum_{i=1}^m V_i \cdot X_{ij} + C_0 \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$U_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, s.$$

$$V_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m.$$

Modelo DEA – BCC (Barnes, Charnes e Cooper, 1984) ou VRS:

$$\max \sum_{i=1}^m U_r \cdot Y_{r0} \tag{5}$$

$$W_0 =$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m V_i \cdot X_{i0} = 1$$

$$\sum_{r=1}^s U_r \cdot Y_{rj} - \sum_{i=1}^m V_i \cdot X_{ij} \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$U_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, n.$$

$$V_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m.$$

Onde: j representa o índice de Decision Making Units [DMU], $j = 1, \dots, n$; r é o índice de saída, com $r = 1, \dots, s$; i é o índice da entrada, $i = 1, \dots, m$; y_{rj} é o valor da r -ésima saída para j -ésima DMU; x_{ij} é o valor da i -ésima entrada para a j -ésima DMU; u_r é o peso associado a r -ésima saída; v_j é o peso associado à i -ésima entrada; w_0 é a eficiência relativa da DMU₀, que é a DMU sob avaliação; e y_{r0} e x_{i0} são os coeficientes tecnológicos das matrizes de dados de saída e entrada, respectivamente.

Análise Envoltória de Dados é um método não paramétrico que vem sendo utilizado amplamente em diferentes tipos de empresas e organizações, auxiliando os gestores das mais diversas áreas, inclusive a financeira (Kao, 2014; Azadi *et al.*, 2015). Mais recentemente a DEA continua sendo utilizada na formação e avaliação da eficiência de portfólios (Lim, Oh e Zhu, 2014; Rotela, Pamplona, Rocha, Valerio & Aquila, 2015b).

A literatura que aborda a utilização do DEA para avaliação de eficiência relativa de empresas é extensa. São muitos os trabalhos de avaliação de eficiência como o de Giacomello e Oliveira (2014) que propõem um modelo aplicado a avaliação de qualidade e eficiência financeira de unidades de ensino da Universidade de Caxias do Sul [UCS].

A aplicabilidade da DEA tem se tornado amplamente conhecida na área financeira por meio de diversos estudos. Lins *et al.* (2007, como citado em Lopes, Carneiro & Schneider, 2010, p. 642) demonstraram a utilização de técnicas de análise de *cluster* para formulação de carteiras de ativos hipotéticos. Ademais, pode-se citar como exemplos Matsumoto, Pinheiro e Santos (2007) que inseriram no modelo a utilidade do investidor a fim de formar carteiras de investimentos eficientes e Rotela *et al.* (2015) que procuraram inserir variáveis de incerteza para tornar o modelo mais eficiente e concluíram que a otimização robusta permite a montagem de portfólios que alcançam sua robustez concentrando-se especialmente em informações de períodos de baixa do mercado.

4 Metodologia

O desenho metodológico adotado neste estudo segue a proposta de enquadramento científico sugerida por Roesch (2010, 2013), que propõe a caracterização de uma pesquisa tomando por referência seu propósito, caráter, delineamento, técnicas de coleta e análise de dados.

No que tange aos seus propósitos, a presente pesquisa pode ser caracterizada como aplicada. O estudo propõe um método eficiente para seleção de portfólios de investimento no mercado de ações Ibovespa.

Quanto ao caráter, a pesquisa é classificada como quantitativa, pois transforma as informações obtidas por meio do instrumento de coleta em dados estatísticos para serem analisados. Nesse trabalho, especificamente, dados de comportamento das ações Bovespa, entre o período de janeiro de 2012 e dezembro de 2015, foram organizados em grupos que apontassem informações de possíveis indicadores.

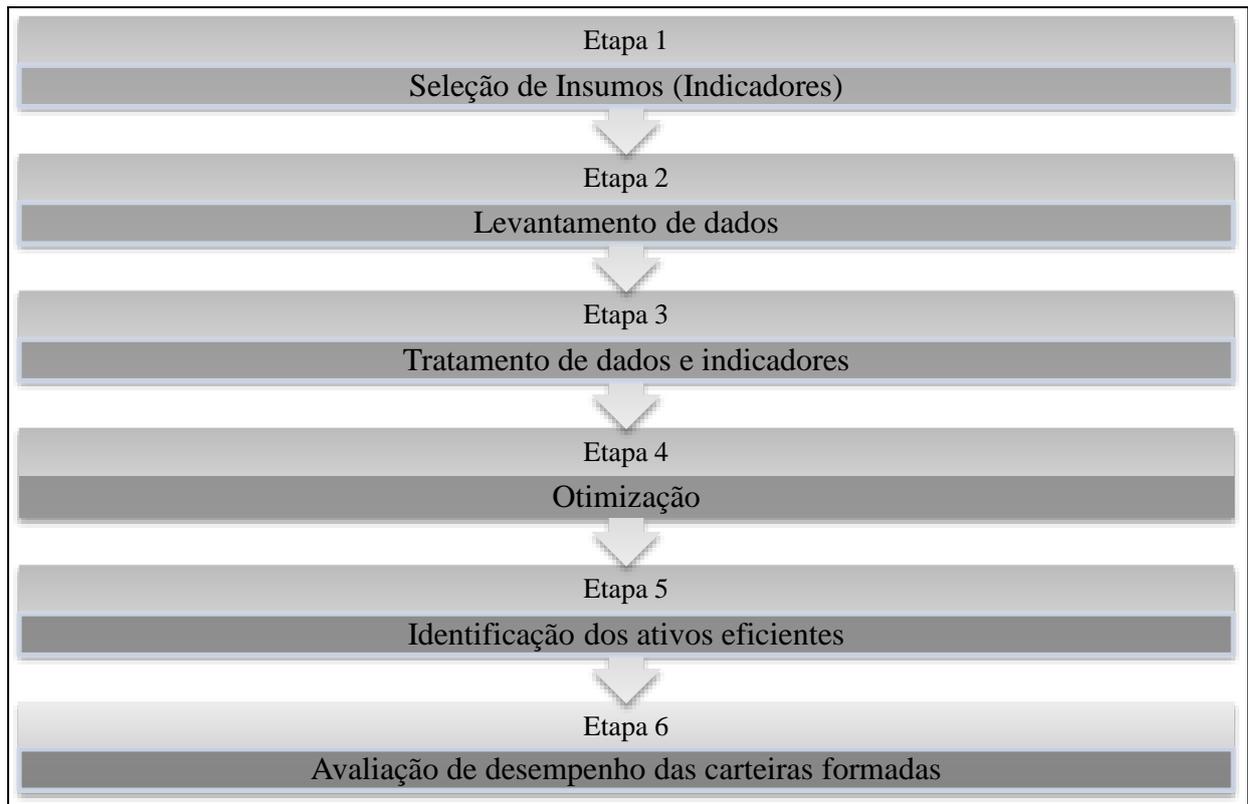
O delineamento adotado é o descritivo, que se caracteriza por ter como objetivo a definição das características de determinada população bem como a identificação de possíveis relações entre variáveis. No presente estudo, buscou-se identificar os relacionamentos entre o espaço temporal e a caracterização de investimentos em carteiras de ações.

Quanto às técnicas de coleta, o estudo fez uso de dados primários e secundários. Os pesquisadores fizeram emprego da observação direta para coleta de dados primários (investigação em sites e portais *online* da Bovespa e de agências oficiais do mercado de ações), seguida da busca de informações em relatórios consolidados de análise da Bovespa e de empresas de consultoria, perfazendo a coleta de dados secundários.

Como técnica de análise, o estudo tem uma abordagem quali-quantitativa, com análise descritiva e estatística, além de análise documental. Em síntese, a partir do modelo científico desenvolvido por Markowitz, os pesquisadores fizeram uso da Análise Envoltória de dados (DEA) para identificar um método eficiente para seleção de portfólios de investimento no mercado de ações.

O processo adotado para construção das carteiras foi dividido em etapas para melhor condução desta pesquisa (Figura 1).

Figura 1 - Etapas propostas para a seleção dos ativos que comporão as carteiras



Fonte: Os Autores

A amostra inicial foi constituída por ações de empresas de capital aberto que compunham o índice Bovespa ao final do mês de dezembro de 2011. Os dados foram obtidos através da base de dados históricos do site Investing (www.investing.com), durante os meses de setembro e outubro de 2016.

Utilizou-se a pesquisa bibliométrica de Sá et al. (2017) como base para definição de indicadores. Dentre os trabalhos analisados nessa pesquisa, os indicadores mais utilizados foram retornos de 12, 24, 36, 60 e 120 meses. Sobre a relação de *inputs* e *outputs*, Sá et al. (2017) verificaram que, para a composição do conjunto de *inputs*, os indicadores mais utilizados foram o Beta, o LPA (lucro por ação), o PL (preço/lucro), a volatilidade apresentada em períodos diversos e o Índice de Sharpe. Já para o conjunto de *outputs*, o lucro por ação foi o principal

indicador identificado. Especificamente sobre o índice Beta, foram identificados diversos períodos de medição, variando de 12 até 60 meses. Com intuito de refletir o risco do período anterior de medição, 36 meses, utilizou-se o Beta de mesmo período, uma vez que a ferramenta DEA avalia comparativamente as DMU's.

Os indicadores utilizados que refletem o custo foram tratados como entradas (*inputs*), assim como os indicadores que refletem benefícios, como saídas (*outputs*). Desta maneira, esta pesquisa tenciona aferir a eficiência de ações (DMU's), nas quais os *Inputs*, ou entradas, são indicadores que se pretende minimizar, e os *Outputs*, ou saídas, como indicadores que se deseja maximizar. Conforme proposto por Cook e Zhu (2008) os dados negativos foram acrescidos do valor que tornava positivo o valor mais negativo, sem alterar a análise.

Para este trabalho foram escolhidos indicadores que, segundo Powers e McMullen (2000), buscam ativos que proporcionem os maiores valores de retornos e lucro por ação enquanto apresentam o menor risco. Para compor a análise proposta, os indicadores escolhidos foram os retornos de 12, 24 e 36 meses como *inputs* e como *outputs*, o Índice Beta de 36 meses, a volatilidade de 36 meses e a utilização do Índice de Sharpe também dos últimos 36 meses, para compor os *outputs*.

Foram descartados como *Outputs* o LPA e o PL, devido à falta de bases de dados gratuitas confiáveis quanto aos proventos distribuídos no período analisado, os quais são fundamentais para o cálculo destes indicadores.

Os retornos mensais das ações componentes do Ibovespa dos últimos 36 meses foram coletados e tratados a fim de verificar dados inconsistentes. Alguns ativos não compuseram a análise, pois apresentaram dados insuficientes ou considerados inconsistentes. Com o objetivo de comparar o desempenho das carteiras, foram propostas quatro carteiras. Desta forma, foram analisadas 54 ações de empresas, que compunham o Ibovespa.

Na primeira carteira, denominada carteira DEA – VRS, foram selecionados os ativos mais eficientes de acordo com o Modelo DEA – VRS ou BCC. Foram selecionados as DMU's com valores de eficiência iguais a 1 que compuseram a carteira. Na segunda carteira, chamada de Carteira DEA – CRS, foi efetuado o mesmo processo da otimização anterior, no entanto utilizando a modelagem de DEA – CRS ou CCR, com intuito de comparação de resultados entre as duas modelagens.

As terceiras e quartas otimizações, denominadas DEA – VRS Sem Sharpe e DEA – CRS Sem Sharpe, foram desenvolvidas com intuito de auferir a eficácia do Índice de Sharpe, ou seja, se sua

utilização de fato apresenta melhora nos rendimentos e redução de risco das carteiras. Sendo o mesmo retirado do rol de indicadores utilizados para otimização da carteira, restou apenas os retornos de 12, 24 e 36 meses, Volatilidade e o Índice de Sharpe.

A avaliação de eficiência foi operacionalizada com o software Sistema Integrado de Apoio à Decisão [SIAD] (Angulo-Meza, Biondi, Mello, & Gomes, 2005), versão 3, e a performance das carteiras foi avaliada em relação a dois parâmetros: o Índice Bovespa e a taxa de CDI (Certificados de Depósitos Interbancários).

Em todas as carteiras foi considerado o mesmo peso para todas as unidades consideradas eficientes para a formação das carteiras. Considerou-se para a avaliação os rendimentos mensais, como se a ação tenha sido comprada ao início do mês de Janeiro de 2012 e vendida ao final do mês de Dezembro de 2015.

5 Resultados

A análise das carteiras compostas foi avaliada sobre dois aspectos: primeiramente quanto à rentabilidade apresentada nos anos de 2012 a 2015 (Apêndice A), logo após foram verificados os indicadores Beta e Volatilidade, acumulados nas carteiras formadas, com propósito de mensurar o risco que cada uma das carteiras apresenta, independentemente de retorno apresentado.

Todas as carteiras apresentaram rendimentos considerados satisfatórios no prazo de análise. O melhor rendimento mensal, anual e médio, foi apresentado pela carteira DEA – CRS Sem Sharpe, com rendimento mensal de 2,1%. No entanto, esta mesma carteira apresentou o pior resultado quanto a Volatilidade e Índice de Sharpe, assim como apenas 4 ações foram consideradas

eficientes, o que demonstra que apresenta o maior risco dentre as carteiras formadas, uma vez que quanto maior a diversificação menor o risco. Na

Tabela 1, está representado o desempenho de cada uma das carteiras.

Tabela 1 – Desempenho das Carteiras

| Carteiras | DEA - VRS | DEA - CRS | DEA – VRS Sem Sharpe | DEA – CRS Sem Sharpe | |
|-------------------|-----------|-----------|----------------------|----------------------|--------|
| Nº Ativos | 12 | 5 | 7 | 4 | |
| Retorno Acumulado | 801,4% | 384,1% | 533,1% | 409,4% | |
| Beta | 0,854 | 0,366 | 0,995 | 0,431 | |
| Volatilidade | 0,139 | 0,176 | 0,182 | 0,211 | |
| Sharpe | 0,887 | -0,030 | -0,148 | -1,039 | |
| Rendimento | Médio | 66,8% | 76,8% | 76,2% | 102,3% |
| | a.m. | 1,4% | 1,6% | 1,6% | 2,1% |
| | a.a. | 16,7% | 19,2% | 19,0% | 25,6% |

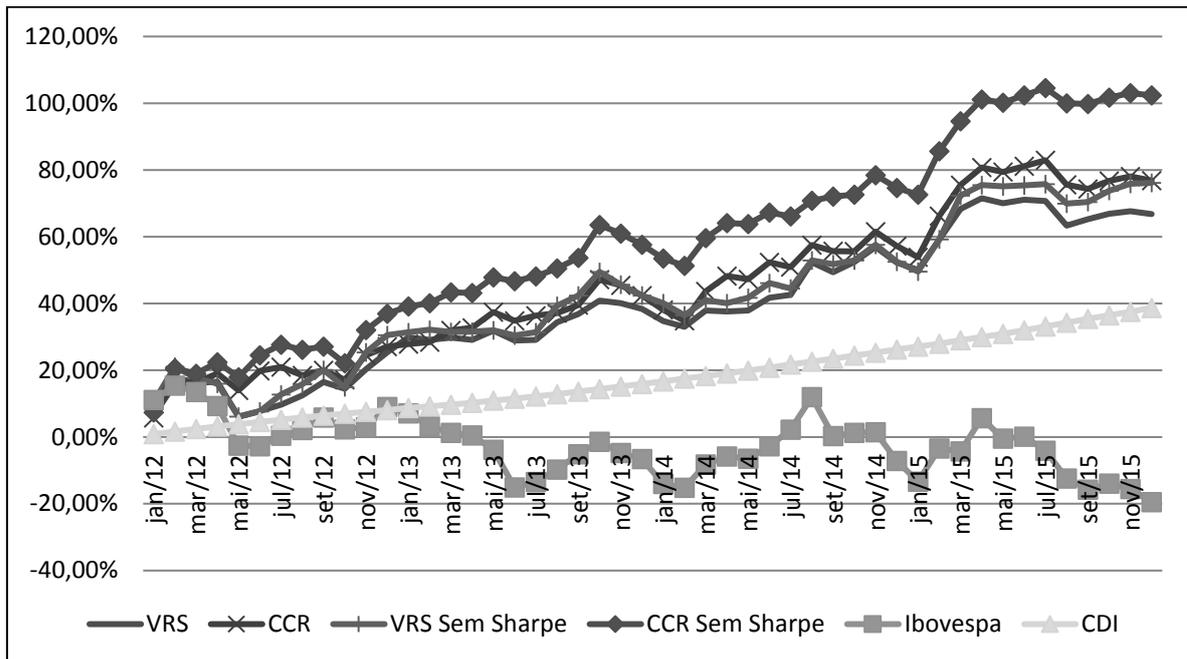
Fonte: Os autores

No lado oposto, a carteira DEA – VRS, apresentou o pior resultado entre todas as otimizações, com rendimento de 1,4% a.m. e 16,7% a.a., não obstante, exibiu os melhores resultados nos indicadores que representam risco. Com a menor volatilidade e o maior Índice de Sharpe, a carteira demonstra ser a mais segura. Ademais, apresenta 12 ativos considerados eficientes, o que dilui o risco melhor que as demais carteiras. Apesar de apresentar o segundo Beta mais alto, este ainda permanece menor que 1, o que denota variação

menor que o Ibovespa, assim como em todas as demais carteiras.

O Ibovespa durante o período analisado acumulou perdas de 19,5%, no entanto, verificou-se que as carteiras se mostraram eficientes em relação ao Ibovespa nos 48 meses analisados. A carteira DEA – CRS Sem Sharpe, apesar de apresentar maior risco, apresenta o melhor rendimento desde o início do período analisado. O crescimento contínuo do rendimento das carteiras fica evidenciado na Figura 2.

Figura 2 - Retorno acumulado no período de 48 meses



Fonte: Os autores

As carteiras que utilizaram a abordagem VRS, apresentaram retornos acumulados menores em relação às carteiras que utilizaram a abordagem CRS, entretanto, apresentaram um número maior de ativos considerados eficientes, assim como Beta mais alto e maiores valores para o Índice de Sharpe.

Tal qual aplicado por (Lim *et al.*, 2014; Rotela *et al.*, 2015), a abordagem de Sharpe aplicada neste trabalho solidifica a utilidade do mesmo para a diminuição dos índices que refletem o risco da carteira. No entanto, não ficou comprovado que, a inserção do Índice de Sharpe, como o modelo proposto, sendo utilizado como *Output*, representa uma melhora do rendimento da carteira.

Por fim, foi possível determinar que, neste cenário, o Índice de Sharpe adicionou às carteiras, as quais foi utilizado como *Output*, menores índices de Volatilidade, o que, todavia, não significou melhor rendimento das carteiras. Tampouco se mostrou como determinante na diminuição do Beta, apesar de ter melhorado o Índice de Sharpe médio da

carteira, nas duas carteiras nos quais foi incluído na análise.

6 Considerações Finais

Neste trabalho, avaliou-se a utilização do DEA para composição de carteiras de investimento em ações na BM&F Bovespa. Desta forma, foram compostas por quatro carteiras: a primeira utilizando o DEA com a abordagem VRS somado à utilização do Índice de Sharpe como *output*, na segunda utilizou-se a abordagem CRS também utilizando como *output* o Índice de Sharpe. A terceira e quarta carteira utilizaram-se dos mesmos princípios das duas primeiras, utilizando respectivamente as abordagens VRS e CRS, mas retirando dos indicadores o Índice de Sharpe, a fim de mensurar sua eficácia nos rendimentos de cada uma das carteiras.

Como principais contribuições deste estudo, pode-se evidenciar:

- i) Nas seções 2 e 3, a descrição contextualizada do emprego da DEA Sharpe em casos específicos de carteiras de investimento descritos na literatura;
- ii) Na seção 4, a proposição de um modelo estruturado, descrevendo a sequência de etapas para o modelo proposto (Figura 1); e,
- iii) Na seção 5, a aplicação da DEA Sharpe em um contexto singular, de um período específico, para ações da Bovespa.

A aplicação do DEA demonstrou-se exequível e oportunizou que a discriminação das unidades de análise transcorresse de forma coesa e coerente. A carteira formada pela abordagem do DEA que utiliza retornos constantes a escala ou CCR, e que não utilizou o Índice de Sharpe, apresentou melhor resultado dentre todas, oferecendo um rendimento de 2,1% a.m. em média, durante os 48 meses avaliados. No entanto, mostrou-se a mais arriscada, pois os indicadores de volatilidade e o Índice de Sharpe da carteira foram os piores dentre todas as carteiras formadas.

Além de oferecer segurança e baixa volatilidade assim como Índice Beta, abaixo de 1 em todas as otimizações, outra vantagem do modelo reside no fato de em todas as carteiras formadas foram considerados eficientes pelo modelo um número baixo de ações, com no máximo 12 ativos, na carteira DEA – VRS Com Sharpe e o mínimo de 4 ativos na carteira DEA – CRS Sem Sharpe, o que denota que o modelo tende a gerar economia quanto aos custos diretos e indiretos de transação e ajuda a manter o risco observado sob controle.

Como sugestão para futuras pesquisas, propõe-se a utilização de maior número, assim como diferentes indicadores e análises de curto e longo prazo.

Referências

- Anbima – Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais. Disponível em: <http://portal.anbima.com.br/informacoes-tecnicas/precos/indicadores/Pages/default.aspx>. Acessado em: 16/10/2016.
- Angulo-Meza, L., & Lins, M. P. E. (2002). Review of Methods for Increasing Discrimination in Data Envelopment Analysis. *Annals of Operations Research*, 116(1), 225-242.
- Angulo-Meza, L., Biondi, L., Neto, Mello, J. C. C. B. S. de, & Gomes, E.G. (2005). ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD - Sistema Integrado de Apoio à Decisão): a software package for data envelopment analysis model. *Pesquisa Operacional*, 25(3), 493-503.
- Assaf, A., Neto. (1999, junho) A contabilidade e a gestão baseada no valor. *Anais do Congresso Brasileiro de Custos*, São Paulo, SP, Brasil, (6).
- Assaf, A., Neto. (2007). *Finanças corporativas e valor* (3a ed.). São Paulo: Atlas.
- Azadi, M., Jafarian, M., Saen, R. F., & Mirhedayatian, S. M. (2015). A new fuzzy DEA model for evaluation of efficiency and effectiveness of suppliers in sustainable supply chain management context. *Computers & Operations Research*, 54, 274-285.
- BACEN – Banco Central do Brasil. Disponível em: <http://www4.bcb.gov.br/pec/poupanca/poupanca.asp>. Acessado em: 18/10/2016.
- Banker, R. D.; Charnes, A; Cooper, W. W. (1984) Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, v. 30, n. 9, p. 1078-1092.
- BM&FBovespa – Bolsa de Mercadorias e Futuros do Estado de São Paulo. Recuperado em 18 outubro, 2016, de http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/servicos/market-data/consultas/historico-pessoas-fisicas/.
- Charnes, A; Cooper, W W.; Rhodes, E. (1978) Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, v. 2, n. 6, p. 429-444.

- Cook, W. D., & Zhu, J. (2008). *Data envelopment analysis: modeling operational processes and measuring productivity*. USA: CreateSpace.
- Giacomello, C. P., Oliveira, R. L., de. (2014). Análise Envoltória de Dados (DEA): uma proposta para avaliação de desempenho de unidades acadêmicas de uma universidade. *Revista Gestão Universitária na América Latina-GUAL*, 7(2), 130-151.
- Lopes, A. L. M., Lima, M. V. A., Dutra, A., & Lanzer, E. A. (2007). DEA Investment Strategy in the Brazilian Stock Market. *Anais do Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração – EnANPAD*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, (31).
- Kao, C. (2014). Efficiency decomposition for general multi-stage systems in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 232(1), 117–124.
- Kim, J.; Kim, W., & Fabozzi, F. (2014). Robust developments in robust portfolios with a worst-case approach. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 161(1), 103-121.
- Kim, W., Kim, J., Mulvey, J., & Fabozzi, F. (2015). Focusing on the worst state for robust investing. *International Review of Financial Analysis*, 39, 19-31.
- Leung, P., Ng, H., & Wong, W. (2012). An improved estimation to make Markowitz's portfolio optimization theory users friendly and estimation accurate with application on the US stock market investment. *European Journal of Operational Research*, 222, 85-95.
- Lim, S., Oh, K., & Zhu, J. (2014). Use of DEA cross-efficiency evaluation in portfolio selection: An application to Korean stock market. *European Journal of Operational Research*, 236(1), 361-368.
- Lopes, A. M., Carneiro, M. L., & Schneider, A. B. (2010). Markowitz na otimização de carteiras selecionadas por Data Envelopment Analysis – DEA. *Revista Eletrônica Gestão e Sociedade*, 4(9), 641-656.
- Markowitz, H. (2014). Mean-variance approximations to expected utility. *European Journal of Operational Research*, 234(2), 346-355.
- Matsumoto, A. S., Pinheiro, A., & Santos, C. E. G. (2007). Seleção de Carteiras com Base na Utilidade do Investidor. *Anais do Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração – EnANPAD*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, (31).
- Nogueira, H. D., Gutierrez, R. H., & Lopes, A. L. M. (2009). Seleção de Ativos e Critérios de Alocação de Recursos para Gestão Passiva de Carteiras Referenciadas ao Ibovespa Utilizando Data Envelopment Analysis- DEA. *Anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção - ENEGEP*, Salvador, BA, Brasil. (29).
- Powers, J., & McMullen, P. (2000). Using data envelopment analysis to select efficient large market cap securities. *Journal of Business and Management*, 7(2), 31-42.
- Roesch, S. M. A. (2010). *Projetos de estágio e de pesquisa em administração*. São Paulo: Atlas.
- Roesch, S. M. A. (2013). *Projetos de Estágio e de Pesquisa em Administração: guia para estágio, trabalhos de conclusão, dissertações e estudos de caso* (2a ed.). São Paulo: Atlas.
- Rotela, P. Junior, Pamplona, E. O., Rocha, L. C. S., Valerio, V. E. M., & Aquila, G. (2015). Otimização Robusta de Portfólios: Avaliação de Eficiência Sob Condições de Risco e Incerteza. *Anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção – ENEGEP*, Fortaleza, CE, Brasil, (35).
- Sá, A., Longaray, A., & Munhoz, P. (2017). Emprego da Análise Envoltória de Dados (DEA) para seleção de carteira de investimentos no mercado de ações: caracterização da produção científica sobre o tema. *Anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção – ENEGEP*, Joinville, SC, Brasil, (37).

Apêndice A

| Mês | DEA VRS | DEA CRS | DEA VRS Sem Sharpe | DRA CCR Sem Sharpe | Ibovespa |
|--------|---------|---------|--------------------|--------------------|----------|
| Jan/12 | 6,5% | 5,7% | 10,6% | 7,4% | 11,1% |
| Fev/12 | 15,9% | 17,7% | 21,1% | 20,6% | 15,5% |
| Mar/12 | 16,2% | 16,3% | 17,6% | 18,9% | 13,5% |
| Abr/12 | 16,6% | 19,1% | 16,0% | 22,4% | 9,3% |
| Mai/12 | 6,0% | 14,0% | 6,2% | 18,0% | -2,5% |
| Jun/12 | 7,8% | 19,8% | 7,7% | 24,5% | -2,8% |
| Jul/12 | 9,7% | 21,0% | 12,7% | 27,7% | 0,4% |
| Ago/12 | 12,5% | 18,5% | 15,8% | 26,2% | 2,1% |
| Set/12 | 16,5% | 20,0% | 20,2% | 27,1% | 5,9% |
| Out/12 | 14,5% | 17,2% | 14,9% | 22,2% | 2,3% |
| Nov/12 | 20,3% | 24,5% | 25,4% | 32,1% | 3,0% |
| Dez/12 | 25,4% | 27,1% | 30,6% | 37,0% | 9,1% |
| Jan/13 | 29,9% | 27,8% | 31,4% | 39,2% | 7,1% |
| Fev/13 | 29,1% | 28,5% | 32,2% | 40,1% | 3,2% |
| Mar/13 | 29,8% | 32,0% | 31,5% | 43,3% | 1,3% |
| Abr/13 | 29,1% | 32,7% | 31,6% | 43,1% | 0,5% |
| Mai/13 | 31,9% | 37,4% | 32,0% | 47,9% | -3,8% |
| Jun/13 | 28,9% | 34,9% | 30,5% | 46,7% | -15,1% |
| Jul/13 | 29,1% | 36,4% | 31,4% | 48,1% | -13,4% |
| Ago/13 | 34,4% | 37,1% | 39,3% | 50,5% | -9,8% |
| Set/13 | 36,8% | 39,6% | 42,4% | 53,7% | -5,1% |
| Out/13 | 40,9% | 47,2% | 49,5% | 63,6% | -1,4% |
| Nov/13 | 40,2% | 45,4% | 45,7% | 61,0% | -4,7% |
| Dez/13 | 38,4% | 42,4% | 42,4% | 57,6% | -6,6% |
| Jan/14 | 34,7% | 38,1% | 40,1% | 53,5% | -14,1% |
| Fev/14 | 33,1% | 34,9% | 36,4% | 51,3% | -15,2% |
| Mar/14 | 37,9% | 43,7% | 41,0% | 59,7% | -8,2% |
| Abr/14 | 37,6% | 48,2% | 40,1% | 64,1% | -5,8% |
| Mai/14 | 37,9% | 47,3% | 41,8% | 63,9% | -6,5% |
| Jun/14 | 41,7% | 52,4% | 46,2% | 67,3% | -2,8% |
| Jul/14 | 42,6% | 50,9% | 44,6% | 66,1% | 2,3% |
| Ago/14 | 52,4% | 57,5% | 52,9% | 70,8% | 12,0% |
| Set/14 | 49,4% | 55,7% | 51,8% | 72,1% | 0,3% |
| Out/14 | 52,4% | 55,6% | 53,0% | 72,6% | 1,3% |
| Nov/14 | 57,0% | 61,5% | 57,7% | 78,5% | 1,5% |
| Dez/14 | 52,2% | 57,2% | 52,6% | 74,6% | -7,2% |
| Jan/15 | 50,1% | 53,9% | 49,5% | 72,7% | -13,4% |
| Fev/15 | 59,2% | 66,3% | 59,3% | 85,6% | -3,4% |
| Mar/15 | 68,3% | 75,5% | 72,3% | 94,6% | -4,2% |
| Abr/15 | 71,6% | 80,8% | 75,5% | 101,2% | 5,7% |

| | | | | | |
|--------|-------|-------|-------|--------|--------|
| Mai/15 | 70,1% | 79,5% | 75,1% | 100,2% | -0,5% |
| Jun/15 | 71,1% | 81,2% | 75,4% | 102,4% | 0,1% |
| Jul/15 | 70,7% | 82,9% | 75,8% | 104,6% | -4,0% |
| Ago/15 | 63,3% | 75,6% | 70,0% | 100,0% | -12,4% |
| Set/15 | 65,2% | 74,3% | 70,4% | 99,8% | -15,7% |
| Out/15 | 66,9% | 76,7% | 73,8% | 101,7% | -13,9% |
| Nov/15 | 67,7% | 78,1% | 75,9% | 103,0% | -15,6% |
| Dez/15 | 66,8% | 76,8% | 76,2% | 102,3% | -19,5% |

Fonte: Os autores

| DEA VRS | | | | | |
|---------|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| DMU | AÇÃO | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 |
| 1 | ABEV3 | 49,9% | 5,7% | -0,5% | 13,6% |
| 4 | BBDC4 | 17,5% | -3,7% | 28,6% | -31,7% |
| 11 | CIEL3 | 43,4% | 38,1% | 30,8% | 1,4% |
| 13 | CPFE3 | -12,2% | -6,3% | 6,1% | -12,9% |
| 18 | CYRE3 | 22,3% | -17,1% | -19,7% | -30,4% |
| 21 | EMBR3 | 26,3% | 31,8% | 29,5% | 23,6% |
| 25 | FIBR3 | 54,9% | 24,5% | 19,6% | 58,9% |
| 31 | JBSS3 | 9,3% | 45,0% | 31,7% | 17,0% |
| 36 | MRVE3 | 25,6% | -16,5% | -1,8% | 25,9% |
| 45 | SANB11 | 7,1% | -2,7% | 21,5% | 29,3% |
| 47 | SUZB5 | 18,3% | 34,2% | 24,5% | 58,7% |
| 49 | UGPA3 | 42,5% | 22,7% | -3,8% | 21,1% |
| Σ | 801,42% | 304,9% | 155,5% | 166,4% | 174,7% |

Fonte: Os autores.

| DEA CRS | | | | | |
|---------|----------------|---------------|--------------|--------------|--------------|
| DMU | AÇÃO | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 |
| 11 | CIEL3 | 43,4% | 38,1% | 30,8% | 1,4% |
| 13 | CPFE3 | -12,2% | -6,3% | 6,1% | -12,9% |
| 25 | FIBR3 | 54,9% | 24,5% | 19,6% | 58,9% |
| 45 | SANB11 | 7,1% | -2,7% | 21,5% | 29,3% |
| 49 | UGPA3 | 42,5% | 22,7% | -3,8% | 21,1% |
| Σ | 384,10% | 135,7% | 76,3% | 74,2% | 98,0% |

Fonte: Os autores

| DEA - VRS Sem Sharpe | | | | | |
|----------------------|-------|-------|--------|--------|--------|
| DMU | AÇÃO | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 |
| 11 | CIEL3 | 43,4% | 38,1% | 30,8% | 1,4% |
| 18 | CYRE3 | 22,3% | -17,1% | -19,7% | -30,4% |
| 25 | FIBR3 | 54,9% | 24,5% | 19,6% | 58,9% |

| | | | | | |
|----------|----------------|---------------|--------------|--------------|---------------|
| 36 | MRVE3 | 25,6% | -16,5% | -1,8% | 25,9% |
| 45 | SANB11 | 7,1% | -2,7% | 21,5% | 29,3% |
| 47 | SUZB5 | 18,3% | 34,2% | 24,5% | 58,7% |
| 49 | UGPA3 | 42,5% | 22,7% | -3,8% | 21,1% |
| Σ | 533,18% | 214,1% | 83,1% | 71,0% | 165,0% |

Fonte: Os autores

| DEA - CRS Sem Sharpe | | | | | |
|----------------------|----------------|---------------|--------------|--------------|---------------|
| DMU | AÇÃO | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 |
| 11 | CIEL3 | 43,4% | 38,1% | 30,8% | 1,4% |
| 25 | FIBR3 | 54,9% | 24,5% | 19,6% | 58,9% |
| 45 | SANB11 | 7,1% | -2,7% | 21,5% | 29,3% |
| 49 | UGPA3 | 42,5% | 22,7% | -3,8% | 21,1% |
| Σ | 409,36% | 147,9% | 82,6% | 68,1% | 110,8% |

Fonte: Os autores

Recebido em: 04 abr. 2018 / Aprovado em: 19 jun. 2018

Para referenciar este texto

Longaray, A. A., Sá, A. F., Machado, C. M. dos S., Munhoz, P. R., & Tondolo, V. G. (2019). Uso da técnica DEA-Sharpe na análise do comportamento de carteiras de investimento. *Exacta*, 17(3), 158-172. <https://doi.org/10.5585/ExactaEP.v17n3.8537>.