UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (*DEA*) COMO FERRAMENTA DE BENCHMARKING DE EMPRESAS INOVADORAS INTERNACIONALIZADAS

Antônio Carlos da Rosa Pereira
Fábio Dalla Vecchia
Thiago Silva Broze
Carla Schwengber Ten Caten
Angela de Moura Ferreira Danilevicz

Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Av. Osvaldo Aranha, 99 - Centro Histórico, Porto Alegre - RS, 90035-190
antoniocarlos.rosapereira@gmail.com, fdvecchia@gmail.com,
thiago.broze@gmail.com, carlacaten@gmail.com,
angelamfd@producao.ufrgs.br

RESUMO

O *benchmarking* de inovação entre entidades como blocos econômicos, países, parques tecnológicos e empresas é uma ferramenta importante para entender as oportunidades de melhorias identificando os pontos fracos e fortes de cada entidade. O objetivo deste artigo é explorar a possibilidade de utilizar a Analise Envoltória de Dados (*DEA)*, do inglês *"Data Envelopment Analysis"*, como ferramenta de benchmarking, aplicando-a em uma base de dados reais de um grupo de empresas. Através de uma pesquisa, foram obtidos, para este grupo, os índices de internacionalização, a difusão geográfica da internacionalização e o seu respectivo índice de inovação. Com o auxílio de *software* os dados, foram analisados, identificando o índice de eficiência das empresas em transformar internacionalização em inovação. O artigo conclui que a DEA pode ser utilizada como ferramenta de *benchmarking* em inovação.

PALAVRAS-CHAVE. Inovação; Internacionalização; Análise Envoltória de Dados.
DEA - Análise Envoltória de Dados

ABSTRACT

Innovation benchmarking among entities such as economic blocs, countries, technology parks and companies is an important tool to understand the opportunities for improvement by identifying the strengths and weaknesses of each entity. The paper's purpose is to explore the possibility of using Data Envelopment Analysis (DEA) as a benchmarking tool, applying it to a real database of a group of companies. Through this research, the internationalization indexes, the geographical diffusion of internationalization and their respective innovation index were obtained for this group. With the collaboration of software, the data were analyzed, identifying the efficiency index of companies in transforming internationalization into innovation. This paper concludes that DEA can be used as benchmarking tool in innovation.

KEYWORDS. Innovation; Internationalization; Data Envelopment Analysis.
DEA - Data Envelopment Analysis

1. Introdução

A inovação é uma das estratégias centrais das empresas na busca de melhores resultados. As organizações, com atividades maduras em pesquisa e desenvolvimento (P&D), possuem maiores probabilidades de aumentar sua capacidade competitiva e desempenho no mercado em que atuam [Castellacci, 2008; Petrakis et al., 2015; Cohn, 2013; Dosi et al., 2015].

Existem diversas formas de classificar e definir a inovação. Uma dessas formas é com base na teoria de Utterback e Abernathy [1975], que classifica em inovação de produtos e de processos [Hullova et al., 2016; Rosenkranz, 2003; Bonanno e Haworth, 1998]. A inovação de processos é definida por Rosenkranz [2003] como a melhoria das tecnologias do processo de produção necessárias para produzir um produto. A inovação de produtos, por sua vez, se caracteriza como uma ferramenta para alcançar vantagem competitiva que o produto inovador é capaz de manter ou melhorar em relação a produtos seguidores [Angelmar, 1990; Pan e Li, 2016].

Além do fator principal para a busca por inovação, que é um melhor resultado econômico, outros fatores, diretos e indiretos, são muitas vezes considerados parte importante na percepção do sucesso dos esforços em inovação. Dentre tais fatores, pode-se citar a melhoria de desempenho, redução de custos, redução dos riscos relacionados à saúde e segurança no trabalho, diminuição dos impactos causados ao meio ambiente e melhoria das condições para o trabalho [Frank et al., 2016].

Nesse contexto, o objetivo do presente trabalho é identificar e comparar a eficiência entre empresas, estabelecendo um *benchmarking* entre elas. Para isso, a Análise Envoltória de Dados (DEA) foi escolhida por ser uma ferramenta matemática utilizada para medida de eficiência de unidades produtivas. A eficiência das empresas é medida na capacidade de cada uma em transformar os índices de internacionalização e difusão geográfica da internacionalização em inovação. Este artigo se apresenta, nesta primeira parte, como Introdução e segue, na seção 2, onde é apresentada a base bibliográfica, explorando a inovação e pesquisas em inovação e, particularmente, a estrutura e execução da análise envoltória de dados. Na seção 3, a metodologia utilizada para a execução do trabalho é apresentada e, finalmente, nas seções 4 e 5, resultados e análises, assim como as conclusões e possíveis estudos futuros.

2. Inovação e Medidas de Inovação

Existem numerosas definições acerca da inovação que foram propostas na literatura. Segundo Branson (1998) a inovação é a adoção bem-sucedida de novas ideias, esta definição, apesar de referir-se às novas ideias, aborda a exploração e adoção de novas ideias, e não o processo de criação das mesmas. Por outro lado, Roberts [1998] define a inovação como a combinação da invenção com a exploração. Assim, abrange todas as questões relacionadas à invenção em si.

Diversos estudos apontam que organizações que possuem atividades maduras de inovação, aumentam seu desempenho de mercado, além disso, aumentam seu desempenho tanto em economias de mercado emergentes quanto de regiões desenvolvidas [Kumar et al., 2013; Dosi et al., 2015; Cohn, 2013]. Além disso, outros estudos confirmam também que existe uma relação positiva entre inovação e competitividade [Tello, 2016; Solleiro e Castañón, 2005; Grossman e Helpman, 1994; Hasan e Tucci, 2010].

A maior parte das pesquisas sobre o grau e comportamento de inovação ou utilizam fontes próprias de dados, no caso de organizações ou microrregiões, ou fazem uso de fontes de dados governamentais, como a PINTEC, no caso brasileiro, no qual é realizada uma pesquisa trienal com o objetivo de criar uma base de dados sobre fatores relacionados à inovação.

A PINTEC é a pesquisa oficial do governo brasileiro, sobre inovação, conduzida pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), com o suporte do Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação e da Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP). Sua execução é baseada no Manual de Oslo [OECD, 2005] e segue o modelo proposto pelo Gabinete de Estatísticas da União Europeia (*Statistical Office of the European Communities - EUROSTAT*). O objetivo da PINTEC é a construção de indicadores de atividades de inovação das empresas brasileiras comparáveis com indicadores de outros países. Para tal, a pesquisa levanta os fatores que

influenciam o comportamento da inovação nas empresas brasileiras: as estratégias e esforços adotados, incentivos, obstáculos e resultados de inovação [IBGE, 2013].

A partir dessa base de dados, é possível realizar estudos mais aprofundados dos aspectos que envolvem a inovação de uma região. Santos et al. [2014], por meio da base de dados da PINTEC e de informações financeiras do SERASA, realizou uma pesquisa com o objetivo de identificar uma possível relação entre a inovação e o desempenho das empresas no Brasil. Frank et al. [2016], com a mesma base de dados da PINTEC, realizaram uma análise econométrica para identificar a relação dos esforços de inovação com os resultados inovativos das empresas brasileiras, identificando quais tipos de esforços trouxeram mais aspectos positivos para as organizações.

3. Análise Envoltória de Dados (*DEA)*

A DEA é um modelo não paramétrico de programação não linear, que fornece uma nova definição de eficiência para avaliar e comparar unidades de produção a partir dos conceitos das fronteiras da função produção. O primeiro conceito introduzido no artigo de Charnes et. al [1978] é a DMU (*Decision Making Unit*), como sendo uma unidade de tomadora de decisão que transforma entradas (inputs) em saídas (outputs), conforme Figura 1.

Uma DMU pode ser desde um bloco econômico formado por vários países até um funcionário de uma organização. Alguns exemplos de DMUs: blocos econômicos, países, estados, cidades, plantas de industriais, bancos, agências bancarias, hospitais, equipes de vendas, vendedores, filiais, distribuidores, sistemas de transportes, times de esportes, jogadores, unidades de franquias, portfólio de ações, áreas de plantações, escolas, turmas de escolas, minas, plataformas marítimas, poços de petróleo, dentre outros.

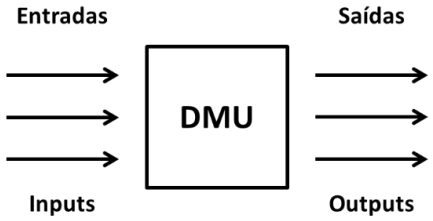


Figura 1 – Representação esquemática de DMU. Fonte: Autor.

O conceito básico que suporta toda a DEA é a "Eficiência" como uma medida de relação entre uma "Saída" (Output) e uma "Entrada" (Input) de uma Unidade Tomadora de Decisão (DMU). É válido destacar que este conceito de eficiência foi extraído da engenharia para representar a capacidade de uma DMU transformar entradas em saídas. Na engenharia um dos axiomas é que a eficiência máxima de um equipamento é 100%, condição na qual não há perda de nenhuma espécie. Desta forma na formulação da DEA os dados de entradas e saída são manipulados de tal forma que a eficiência máxima seja 100%. Outra característica importante do primeiro modelo proposto de DEA é que ao medir a eficiência de uma determinada DMU, os dados de entrada são do tipo quanto menor melhor e os dados de saída são do tipo quando maior melhor. O primeiro modelo, conhecido como CCR, também considera retorno constante de escala, desta forma mede apenas a eficiência técnica, desprezando se há ganhos de eficiência advindos da escala.

Os modelos DEA podem ser basicamente orientados às entradas ou às saídas. Nos modelos orientados ás entradas, identifica-se o quanto as entradas devem ser reduzidas, mantendo-se as saídas constantes, para que a eficiência seja aumentada. Nos modelos orientados às saídas, é identificado o quanto as saídas devem ser aumentadas, mantendo-se as entradas constantes, para que a eficiência seja aumentada.

Quando uma DMU tem várias entradas e várias saídas, representado na Figura 2, a dificuldade é estabelecer o peso relativo de cada entrada e de cada saída para poder medir a eficiência de uma DMU. A dificuldade aumenta ainda quando queremos comparar as DMUs entre si para fazer *benchmarking*, pois o estabelecimento arbitrário do peso poderá favorecer ou

prejudicar várias DMUs. A DEA entra neste ponto de conflito, calculando o peso de cada entrada e de cada saída através de programação linear de forma automática e isenta.

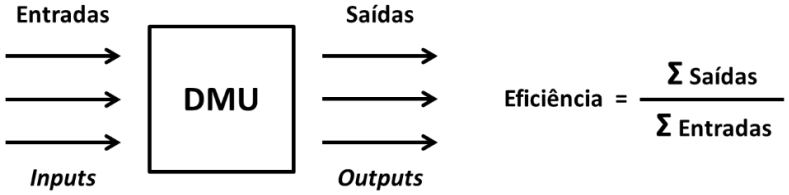


Figura 2 – DMU Com múltiplas entradas e saídas e seu conceito de Eficiência. Fonte: Autor.

A compreensão da formulação matemática da DEA ao calcular os pesos das entradas e saídas é simples se entendermos simultaneamente o conceito de eficiência máxima 100%. Seria uma discussão longa e provavelmente interminável, se os gestores de várias DMUs tivessem que chegar a um consenso sobre os pesos a serem adotados para os cálculos das suas eficiências, portanto sobre a importância relativa de suas variáveis de entradas e saídas. Porem se cada gestor pudesse escolher os pesos que maximizassem a sua eficiência individual, desde que os mesmos pesos aplicados as todas as demais DMUs ficasse limitado a que nenhuma das demais tivesse eficiência superior a 100%, o gestor da unidade entenderia e aceitaria que foram utilizados os pesos que mais o favorece.

Repete-se o processo para cada DMU, onde cada uma escolhe os seus pesos que lhe garante a máxima eficiência, limitada a 100%, sempre com a restrição que nenhuma outra DMU utilizando os mesmos pesos também não ultrapasse a eficiência máxima de 100%. No final do processo cada DMU terá sua eficiência máxima com os pesos que mais lhe favorece com a restrição de que nenhuma outra tenha eficiência superior a 100%.

Inicialmente este tipo de formulação de problema é uma programação não linear a qual facilmente é convertida em uma programação linear que, por sua vez, pode ser resolvida com algoritmos e ferramentas vastamente popularizados, incluindo-se o Solver da planilha de cálculos Excel™ da Microsoft©.

O primeiro modelo da DEA foi denominado como CCR em homenagem aos seus autores adotando as iniciais de seus nomes: Charnes, Cooper e Rhodes. Trata-se de uma modelagem de retorno constante, sem influência de escala na eficiência, portanto sem ganho de escala, também reconhecido como *CRS – Constant Return of Scale*, retorno constante de escala.

O segundo modelo DEA apresentado foi denominado de BCC também em homenagem aos seus criadores, Banker, Charnes e Cooper, também reconhecido como *VRS (Variable Returns of Scale).* Banker et al. (1984) adiciona ao modelo anterior a inclusão do retorno variável de escala para capturar o impacto favorável ou desfavorável do volume na eficiência de cada DMU. A escala no modelo de retorno variável pode desdobrar de forma simplificada em duas formas distintas na saída.

Após o primeiro modelo DEA, houveram várias evoluções com novos modelos, que foram desenvolvidos para tratar pontos específicos como limites de restrições de pesos, variáveis controláveis e não controláveis. Além dos primeiros modelos de CRS (*Constant Return of Scale*) e VRS (*Variables Returns of Scales*), foram desenvolvidos vários outros, sendo destacados: modelo aditivo, modelo multiplicativo, SBM (*Slack Based Measured),* FDH (*Free Disposal Hull*), Supereficiente Modelo, Analise DEA em dois estágios, Malmquist e KAM (*Kourosh and Arash Method*).

A formulação matemática inicial da DEA, desenvolvida por Charnes et. al (1978), considera que cada DMU *k*, $k = 1, ..., n$, é uma unidade de produção que utiliza r entradas x_{ik}, $i = 1, \ldots, r$, para produzir *s* saídas y_{jk}, $j = 1, \ldots, s$. O modelo CCR, conhecido também por ser de retorno constante de escala, apresentado em (1), maximiza a razão entre a combinação linear das saídas e a combinação linear das entradas, com a restrição de que, para qualquer DMU, essa razão não pode ser maior que um (1,00) que equivale ao conceito, tomado da engenharia, de eficiência máxima de 100%. Desta maneira, para uma DMU, *o* h_o é a eficiência, x_{io} e y_{jo} são, respectivamente, as entradas

e as saídas da DMU o, v_i e u_j são os pesos calculados pelo modelo para as entradas e saídas, nesta ordem.

$$\max \ h_o = \frac{\sum_{j=1}^{s} u_j y_{jo}}{\sum_{i=1}^{r} v_i x_{io}}$$

sujeito a

$$\frac{\sum_{j=1}^{s} u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^{r} v_i x_{ik}} \leq 1, \quad k = 1,..., n$$

$$u_j, v_i \geq 0 \quad \forall i, j \qquad (1)$$

O conjunto acima de equações e restrições são não lineares e são transformados em lineares e tornam-se possíveis de serem resolvidos por Programação Linear (PL), apresentado em (2).

$$\max \ h_o = \sum_{j=1}^{s} u_j y_{jo}$$

sujeito a

$$\sum_{i=1}^{r} v_i x_{io} = 1$$

$$\sum_{j=1}^{s} u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^{r} v_i x_{ik} \leq 0 \ , \quad k = 1,..., n$$

$$u_j, v_i \geq 0 \quad \forall i, j \qquad (2)$$

Desta maneira, é resolvido um modelo de programação linear por cada DMU, fazendo com que cada uma delas defina os pesos *"v"* e *"u"* que levam a máxima eficiência da mesma, desde que nenhuma outra DMU, utilizando os mesmos pesos *"v"* e *"u"*, tenha uma eficiência maior que 100%. Logo, para "*n"* DMUs, serão resolvidos "*n"* problemas de programação linear com r + *s* variáveis de decisão. O modelo básico inicial lançado no artigo de Charnes *et al.* (1978) passa a ser a base de todos os outros modelos subsequentes, desenvolvidos em DEA.

4. Procedimentos Metodológicos

O presente artigo aplicou a ferramenta DEA em um grupo de empresas (dezenove selecionadas) extraído do conjunto de empresas pesquisadas por Machado (2015) e utilizadas em sua dissertação de Mestrado em Administração. Nesta dissertação, os dados foram pesquisados e analisados estatisticamente, garantindo a sua consistência.

A preparação dos dados para uma DEA é uma etapa crítica no processo. Dyson *et al.* (2001), Sarkis (2007) e Martic *et al.* (2009) relacionam que os principais cuidados a serem observados na preparação dos dados para a aplicação do DEA são os seguintes:

- As DMUs a serem devem ser homogêneas.
- Os dados de entradas e saídas devem ser iguais entre as DMUs (podem ser diferentes ente si).
- A maioria dos modelos não aceitam dados negativos, como por exemplo prejuízo financeiro, nem nulos. Porem há maneira de trabalhar alguns dados para transforma-los em positivos.
- Os modelos supõem dados de entradas tipo quanto menor melhor e dados de saída quanto maior melhor. Este princípio segue o exemplo de eficiência. Também há

maneiras de trabalhar os dados para adequá-los ao uso. Por exemplo, se temos um dado de entrada que é o índice de satisfação de cliente basta transforma-lo em índice de insatisfação.

- Uma regra prática (*thumb rule*) é que no mínimo a quantidade de DUMs a serem avaliadas seja o dobro da quantidade de entradas e saídas (quanto maior melhor). Se tivermos três entradas e quatro saídas, a quantidade mínima de DMUs a serem avaliadas deveria ser no mínimo quatorze.
- Se há dados com correlação positiva, um deles pode ser mantido eliminando os demais.

Uma característica da DEA é que as DMUs, além de homogêneas, não podem ser interdependentes, ou seja, as entradas e saídas de uma não podem influir nas entradas e saídas de outra. Recomenda-se, também, ajustar eventuais erros de cálculos nos *softwares* de DEA que trabalham com limitadas casas decimais, e normalizar todas as variáveis transformando-as em uma base 100, visto que esta operação não altera os resultados.

Emrouznejad e De Witte (2010) propõem um método de conduzir uma DEA, o qual denomina de COOPER-framework, o qual é dividido em seis etapas, a saber: a) Conceitos e Objetivos, b) Estruturação dos Dados, c) Modelo Operacional, d) Comparação da Desempenho do Modelo, e) Avaliação e f) Resultados e Desdobramentos. O destaque dos autores é a importância de um planejamento para realizar com sucesso a DEA.

Estatisticamente, os dados utilizados por Machado (2015) foram avaliados e julgados íntegros e representativos. Do grupo de 169 empresas pesquisadas, selecionamos dezenove do Setor de Maquinas e Equipamentos, que são do mesmo porte para garantir a homogeneidade dos dados, visto que estamos trabalhando com um programa gratuito de DEA que tem capacidade reduzida de análise de DMUs.

O índice de internacionalização de cada empresa foi obtido pela média aritmética das pontuações recebidas nas questões dois e seis do questionário, as quais retratam em aspecto qualitativo a percepção das empresas de quanto elas são internacionalizadas. A escala de resposta adotada na pesquisa foi de um a cinco. A Difusão da Internacionalização é quantidade de países para os quais cada empresa destina os seus produtos e foi obtida através da questão treze do questionário aplicado. O índice de inovação, por fim, é a pontuação obtida na questão cinco do questionário, a partir de uma auto avaliação de satisfação de cinco critérios vinculados a resultados, sendo a nota um é para insatisfeito e a nota cinco é para totalmente satisfeito.

A Figura 3 representa como serão avaliadas as DMUs (empresas selecionadas). A abordagem é comparar a eficiência das empresas em transformar as entradas de internacionalização e difusão internacional em inovação.

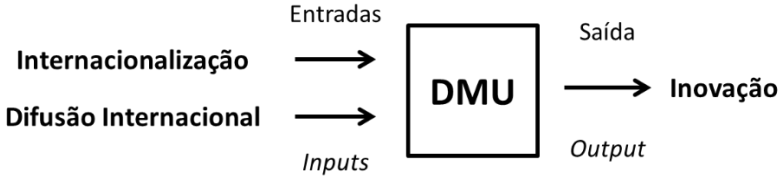


Figura 3 – Modelo de DMU avaliada. Fonte: Autor.

Foi realizada uma análise de correlação, conforme apresentada na Figura 4, entre os dados de entrada (*inputs*) e a correlação foi consideravelmente baixa ($R^2 = 0,29$), o que indica que são independentes entre si, atendendo a diretriz de escolha de dados.

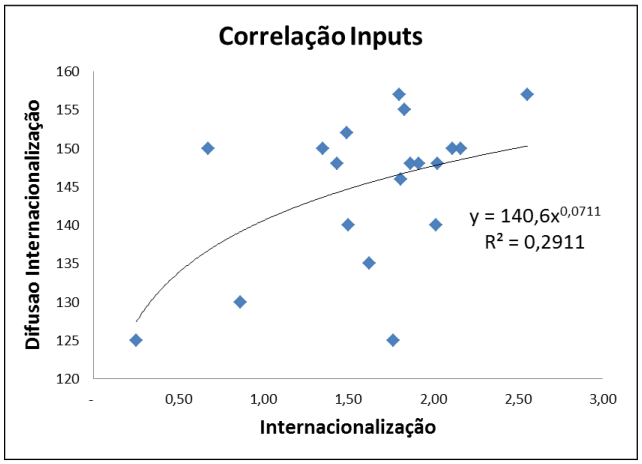


Figura 4 – Analise e Correlação. Fonte: Autor.

5. Resultados e Análises

Na Tabela 1 estão apresentados os dados das empresas selecionadas, do Setor Maquinas e Equipamentos. As DMUs são representadas por códigos numéricos, pois foi garantida a confidencialidade das informações recebidas na pesquisa.

DMU	(I) Indice de Internacionalização	(I) Difusao da Internacionalização	(O) Indice de Inovação
40	3,20	3	2,20
67	3,65	10	5,00
95	2,98	12	3,40
97	3,19	14	3,40
123	4,33	10	3,40
128	3,17	5	3,40
137	2,84	10	3,80
178	3,08	12	3,00
203	2,44	3	2,40
209	3,50	20	4,00
216	3,13	12	3,40
255	2,98	20	3,20
287	3,23	35	3,40
290	4,75	35	3,80
324	4,13	30	4,20
342	3,57	12	3,60
343	2,88	10	4,20
350	3,51	8	5,00
356	3,38	25	3,60

Tabela 1 - Tabela de dados das DMUs selecionadas. Fonte: Autor.

Na DEA, os dados de entrada devem ser do tipo quanto menor, melhor. Os dados de saída, por sua vez, quanto maior, melhor. Ajustamos os dados selecionados na Tabela 2, transformando-os, de Índice de Internacionalização, em Índice de Nacionalização, conforme fórmula a seguir, onde 5 é a nota máxima:

Índice de Nacionalização = 5 – Índice de Internacionalização

A Difusão da Internacionalização, que corresponde a quantidade de países para os quais é exportado, também foi ajustada, transformando os dados para a quantidade de países para os quais as empresas não exportam, conforme formula a seguir:

Países Não Atendidos na Exportação = 160 – Difusão de Internacionalização

Os dados foram lançados em *software* de DEA, no modelo CCR Input, e foram obtidas as Eficiências (*Score*), mostradas nas Tabelas 3 e 4. O *software* utilizado na elaboração deste artigo foi o DEA-Solver-Learning Version (LV 8.0), desenvolvido por SAITECH, Inc., o qual pode ser baixado gratuitamente em `http://www.saitech-inc.com/Products/Prod-DSP.asp`.

DMU	(I) Indice de Internacionalização	(I) Difusao da Internacionalização	(O) Indice de Inovação
40	1,80	157	2,20
67	1,35	150	5,00
95	2,03	148	3,40
97	1,81	146	3,40
123	0,68	150	3,40
128	1,83	155	3,40
137	2,16	150	3,80
178	1,92	148	3,00
203	2,56	157	2,40
209	1,50	140	4,00
216	1,87	148	3,40
255	2,02	140	3,20
287	1,77	125	3,40
290	0,25	125	3,80
324	0,87	130	4,20
342	1,43	148	3,60
343	2,12	150	4,20
350	1,49	152	5,00
356	1,63	135	3,60

Tabela 2 – Tabela de dados ajustados das DMUs selecionadas. Fonte: Autor.

Na Tabela 3, cada DMU apresenta sua Eficiência (*Score*) e o respectivo Rank. A Eficiência é mostrada em uma escala de 0 a 1, onde 1 é o máximo e equivale a 100% eficiente. Na Tabela 4, por sua vez, as DMUs são ordenadas por ordem de *Score*, do maior para o menor.

DMU	Score	Rank
40	0,4204	19
67	1,0000	1
95	0,6892	13
97	0,6986	12
123	0,7208	11
128	0,6581	16
137	0,7600	9
178	0,6081	17
203	0,4586	18
209	0,8571	5
216	0,6892	13
255	0,6857	15
287	0,8160	7
290	1,0000	1
324	0,9985	3
342	0,7297	10
343	0,8400	6
350	0,9868	4
356	0,8000	8

Tabela 3

DMU	Score	Rank
67	1,0000	1
290	1,0000	1
324	0,9985	3
350	0,9868	4
209	0,8571	5
343	0,8400	6
287	0,8160	7
356	0,8000	8
137	0,7600	9
342	0,7297	10
123	0,7208	11
97	0,6986	12
95	0,6892	13
216	0,6892	13
255	0,6857	15
128	0,6581	16
178	0,6081	17
203	0,4586	18
40	0,4204	19

Tabela 4

A Tabela 5 apresenta para cada DMU qual é a Referência (*Reference*) de benchmarking. Uma maneira qualitativa de apresentar os resultados associados das DMUs a seus respectivos *Scores* de eficiência e classificá-los nos seguintes níveis: Excelente, Muito Bom, Bom, Razoável e Fraco, conforme Tabela 6.

DMU	Score	Rank	Reference(Lambda)	
40	0,4204	19	67	
67	1,0000	1	67	
95	0,6892	13	67	
97	0,6986	12	67	
123	0,7208	11	67	290
128	0,6581	16	67	
137	0,7600	9	67	
178	0,6081	17	67	
203	0,4586	18	67	
209	0,8571	5	67	
216	0,6892	13	67	
255	0,6857	15	67	
287	0,8160	7	67	
290	1,0000	1	290	
324	0,9985	3	67	290
342	0,7297	10	67	
343	0,8400	6	67	
350	0,9868	4	67	
356	0,8000	8	67	

Tabela 5 – Referência de Benchmarking

DMU	Score	Nivel de Eficiencia
67	1,0000	Excelente
290	1,0000	Excelente
324	0,9985	Excelente
350	0,9868	Excelente
209	0,8571	Muito Bom
343	0,8400	Muito Bom
287	0,8160	Muito Bom
356	0,8000	Muito Bom
137	0,7600	Bom
342	0,7297	Bom
123	0,7208	Bom
97	0,6986	Bom
95	0,6892	Razoavel
216	0,6892	Razoavel
255	0,6857	Razoavel
128	0,6581	Razoavel
178	0,6081	Fraco
203	0,4586	Fraco
40	0,4204	Fraco

Tabela 6 – Nível Qualitativo de Eficiência

6. Considerações Finais

Análise Envoltória de Dados (DEA) é uma ferramenta que permite fazer benchmarking entre DMUs indicando as mais eficientes e mostrando as ineficientes em um ranking. Ela pode ser utilizada para fazer benchmarking entre entidades de inovação como ecossistemas, cidades, países, blocos, parques tecnológicos e empresas.

Aplicamos a DEA em um grupo de empresas homogêneas selecionadas de uma pesquisa realizada por Machado (2015) e identificamos que as DMUs (Empresas) 67, 290, 324 e 350 tem um nível de eficiência Excelente em transformar internacionalização em inovação. As DMUs 67 e 290 são as principais referências (*benchmarking*) para as demais melhorarem suas eficiências.

Para fazer benchmarking de inovação entre entidades não é necessário calcular um índice que a represente, pois, a DEA se aplica muito bem nesta situação ao permitir múltiplas entradas e saídas, calcula automaticamente as fronteiras de eficiência e identifica as DMUs mais eficientes. Nos dados de saída podem ser usados vários indicadores que formam uma "cesta" de inovação e a DEA calcula os seus pesos relativos.

A DEA permite avaliar a eficiência de empresas em transformar os seus inputs internacionalização e dispersão em inovação.

Na dissertação de Machado (O Impacto do grau de internacionalização na inovação em empresas brasileiras, 2015), da qual foram extraídos os dados utilizados neste artigo, a conclusão é "*H1 Hipótese 1: Empresas com grau de internacionalização são inovadoras*". Ao utilizar a DEA conseguimos também identificar quais são as mais eficientes em transformar internacionalização em inovação e colocar as ineficientes em um ranking.

Não fez parte deste trabalho e fica como sugestão para futuros estudos a avaliação inversa, e comparação de resultados, com a inversão dos dados de entrada e saída, para identificar a eficiência de empresas em transformar inovação em internacionalização.

REFERÊNCIAS

Angelmar, R. (1990). Product innovation: A tool for competitive advantage. *European Journal of Operational Research, 47*(2), 182-189.

Banker, R. D., Charnes, A. e Cooper, W. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science, 30*(9), 1078-1092.

Bonanno, G. e Haworth, B. (1998). Intensity of competition and the choice between product and process innovation. *International Journal of Industrial Organization, 16*(4), 495-510.

Cagliano, A. C., Grimaldi, S. e Rafele, C. (2015). Choosing project risk management techniques. A theoretical framework. *Journal of Risk Research, 18*(2).

Castellacci, F. (2008). Innovation and the competitiveness of industries: Comparing the mainstream and the evolutionary approaches. *Technological Forecasting and Social Change, 75*(7), 984-1006.

Charnes, A. C. e Rhodes, E. L. (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research, 2*(6), 429-444.

Cohn, S. (2013). A Firm-Level Innovation Management Framework and Assessment Tool for Increasing Competitiveness. *Technonogy Innovation Management* , 6-15.

Debreu, G. (1951). The coefficient of resource utilization. *Econometrica, 3*, 273-292.

Dosi, G., Grazzi, M. e Moschella, D. (2015). Technology and costs in international competitiveness: From countries and sectors to firms. *Research Policy*(44), 1795-1814.

Dutra, C. C., Ribeiro, J. L. e Monteiro de Carvalho, M. (2014). An economic–probabilistic model for project selection and prioritization. *International Journal of Project Management, 32*(6), 1042-1055.

Dyson, R., Allen, R., Camanho, A., Podinovski, V., Sarrico, C. e Shale, E. (2001). Pitfalls and Protocols in DEA. *European Journal of Operational Research, 132*, 245-259.

Emrouznejad, A. e De Witte, K. (2010). COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects. *European Journal of Operational Research, 207*, 1573–1586.

Emrouznejad, A. e Yang, G.-l. (2017). A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978 – 2016. *Journal Socio-Economic Planning Sciences, in press*.

Farrell, M. J. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society, 120*(3), 253-290.

Frank, A. G., Cortimiglia, M. N., Ribeiro, J. L. e Oliveira, L. S. (2016). The effect of innovation activities on innovation outputs in the Brazilian industry: Market-orientation vs. technology-acquisition strategies. *Research Policy*, 577-592.

Freeman, C., & Soete, L. (1997). *The Economics of Industrial Innovation* (3ª ed.). London.

Goedhuys, M. e Veugelers, R. (2012). Innovation strategies, process and product innovations and growth: Firm-level evidence from Brazil. *Structural Change and Economic Dynamics, 33*(4), 516–529.

Golany, B. e Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega, 17*(3), 237-250.

Grossman, G. M. e Helpman, E. (1994). Endogenous Innovation in the Theory of Growth. *The Journal of Economic Perspectives, 8*(1), 23-44.

Hasan, I. e Tucci, C. L. (2010). The innovation–economic growth nexus: Global evidence. *Research Policy, 39*, 1264–1276.

Hullova, D., Trott, P. e Simms, C. D. (2016). Uncovering the reciprocal complementarity between product and process innovation. *Research Policy, 45*(5), 929-940.

IBGE. (2013). *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - Pesquisa de Inovação Tecnológica - PINTEC-2011* (5 ed.). Rio de Janeiro.

Jahanshahloo, G., Hosseinzadeh Lotfi, F., Sanaei, M. e Fallah Jelodar, M. (2008). Review of ranking models in data envelopment analysis. *Applied Mathematical Sciences, 2*, 1431-1448.

Kennedy, M. (1977). The Follow Through Program. *Curriculum Inquiry 7, 3*, 183-208.

Koopmans, T. (1951). Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities. *Activity Analysis of Production and Allocation*.

Kritikos, M. N. (2017). A full ranking methodology in data envelopment analysis based on a set of dummy decision making units. *Expert Systems with Applications, 77*(1), 211-225.

Kumar, V., Mudambi, R. e Gray, S. (2013). Internationalization, Innovation and Institutions: The 3 I's Underpinning the Competitiveness of Emerging Market Firms. *Journal of International Management*(19), 203–206.

Lotfi, J., Khodabakhshi, R.-M. M. e Vaez-Ghasemi. (2013). A Review of Ranking Models in Data Envelopment Analysis. *Journal of Applied Mathematics*.

Machado, B. D. (2015). O Impacto do grau de internacionalização na inovação em empresas brasileiras. *Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Administração.* Fonte: http://hdl.handle.net/10183/127247

Martic, M. M., Novakovic, M. S. e Baggia, A. (2009). Data Envelopment Analysis - Basic Models and their Utilization. *Organizacija, 42*(2), 37-43.

Murthi, B., ChoiKY e Desai, P. (1997). Efficiency of mutual funds and portfólio performance measurement: a non-parametric approach. *European Journal of Operational Research, 98*(2), 408–418.

OECD. (2005). *OSLO MANUAL: GUIDELINES FOR COLLECTING AND INTERPRETING INNOVATION DATA* (3rd Third ed. ed.). OECD Publishing.

Oral, M. K. (1991). A methodology for collective evaluation and selection of industrial R&D projects. *Management Science, 37*, 871–885.

Pan, X. e Li, S. (2016). Dynamic optimal control of process–product innovation with learning by doing. *European Journal of Operational Research, 248*(4), 136–145.

Pareto, V. (1909). *Manuel d'economie politique.* Paris: M. Giard.

Petrakis, P. E., Kostis, P. C. e Valsamis, D. G. (2015). Innovation and competitiveness: Culture as a long-term strategic instrument during the European Great Recession. *Journal of Business Research, 68*(7), 1436-1438.

Porter, M. E. (1990). The Competitive Advantage of Nations. *Harvard Business Review, 90*(2), 73-95.

Rosenkranz, S. (2003). Simultaneous choice of process and product innovation when consumers have a preference for product variety. *Journal of Economic Behavior & Organization, 50*(2), 183–201.

Sarkis, J. (2007). Preparing Your Data for DEA. Em *Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis* (pp. 305-320). Boston: Springer.

Solleiro, J. L. e Castañón, R. (2005). Competitiveness and innovation systems: the challenges for Mexico's insertion in the global context. *Technovation*, 1059-1070.

Tello, E. A. (2016). Inteligencia de negocios: estrategia para el desarrollode competitividad en empresas de base tecnológica. *Contaduría y Administración*, 127-158.

Utterback, J. M. e Abernathy, W. J. (1975). A dynamic model of process and product innovation. *Omega, 3*(6), 639-656.