

AVALIAÇÃO PRELIMINAR DOS CURSOS DE GRADUAÇÃO DE UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO SUPERIOR PRIVADA UTILIZANDO ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS E RESTRIÇÕES AOS PESOS

Darciane Alves Justino¹
Silvio Figueiredo Gomes Júnior²
André Raeli Gomes³

RESUMO

Em um mercado caracterizado por níveis cada vez maiores de competitividade e o surgimento de demandas mais complexas e em constantes mudanças para a manutenção das instituições de ensino, faz crescer a percepção de que as abordagens padrões adotadas para a avaliação de desempenho não são mais suficientes. O cenário atual requer análises multidimensionais e o referenciamento de unidades eficientes através do estabelecimento de benchmarks. Este artigo consiste em avaliar de forma quantitativa os cursos de graduação de uma Instituição de Ensino Superior (IES) Privada, localizada no interior do Estado do Rio de Janeiro, através da metodologia Análise Envoltória de Dados (DEA). Foi utilizada ainda a técnicas de restrições aos pesos para melhor avaliação destes cursos. A criação deste índice de eficiência fornece um instrumento a mais aos gestores da IES para aperfeiçoamento do processo de ensino-aprendizagem.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados, Cursos de Graduação, Eficiência, Ensino Superior

ABSTRACT

For the maintenance of educational institutions in a market characterized by high levels of increasing competitiveness and the emergence of more complex and changing demands, increases the perception that the standard approaches adopted for evaluating the performance are no longer sufficient. The current scenario requires multidimensional analysis and referencing of efficient units through the establishment of benchmarks. This article aims to assess quantitatively the undergraduate courses of a Private Higher Education Institution (IES), located in the Rio de Janeiro State using Data Envelopment Analysis (DEA) methodology. It's also used the weight restrictions techniques for better assessment of these courses. The creation of this efficiency index provides an instrument to the managers of the IES for improving the teaching-learning process.

Keywords: Data Envelopment Analysis, efficiency, highcollege, undergraduate courses.

¹Faculdade Redentor, e-mail: darci_nani@hotmail.com

²Faculdade Redentor, e-mail: silviofgj@gmail.com

³Faculdade Redentor, e-mail: araele@gmail.com

1. Introdução

O desempenho das instituições educacionais tem sido objeto de diversas discussões por parte de profissionais da área da educação, baseando seus estudos em análises qualitativas ou quantitativas. Enfoques variados de avaliação educacional podem ser encontrados nos trabalhos de Borges e Calderón (2011), Ferreira e Tenório (2010), Caiyunet *al.* (2011), Warren *et al.* (2012), Dong e Hu (2012), Jiang (2012) e Liu e Yu (2012).

Para Soares de Mello *et al.* (2001), uma avaliação real da eficiência na área da educação é necessário uma metodologia que alie a subjetividade da avaliação qualitativa com a objetividade da avaliação quantitativa. Os métodos quantitativos de apoio à decisão aplicados ao setor de ensino apresentam a desvantagem de reduzida disponibilidade de dados, assim como dificuldade de incorporação de variáveis de natureza estritamente qualitativa. A abordagem da Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), juntamente com outros métodos de pesquisa, vem sendo empregada na avaliação de desempenho das escolas e universidades. Belloni (2000) utilizou DEA para avaliação da eficiência produtiva de Universidades Federais Brasileiras. Outros trabalhos que utilizam esta metodologia para cálculo de eficiência ou benchmarks para professores, cursos e instituições de ensino são Angulo Meza *et al.* (2012), Ahn (1987), Moita (2002), Lapa e Neiva (1996), Lapa *et al.* (1995, 1997), Nunes (1998), Bessent *et al.* (1983), Tyagiet *al.* (2009), Jeon e Shields (2005), entre outros.

Segundo Panepucci (2003), o aumento da utilização de DEA no setor educacional se deve ao fato deste setor ser composto por múltiplos insumos e múltiplos produtos, permitindo assim a utilização de DEA. Além disso, a liberdade que DEA possui para atribuir pesos às variáveis, deixa o decisor mais confortável ao utilizá-la.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é determinar a eficiência dos diferentes cursos de graduação de uma instituição de ensino superior privada (IES) localizada no Estado do Rio de Janeiro.

Esta IES completou 10 anos de atividades em 2012 e iniciou suas atividades com seis cursos de graduação: Engenharia Civil, Engenharia Mecânica, Nutrição, Fonoaudiologia, Ciências Biológicas e Serviço Social. Em dezembro de 2006, a faculdade passou a oferecer dois novos cursos: Fisioterapia e Sistemas de Informação. Em janeiro de 2008, a faculdade implantou mais quatro cursos: Engenharia de Produção, Administração, Enfermagem e Arquitetura e Urbanismo. Em julho de 2011, iniciou o curso de Direito.

A IES busca oferecer sempre cursos de qualidade e por isso seu crescimento acelerado vem se destacando em sua área de influência. Por esta razão, o desenvolvimento de indicadores de qualidade é fundamental para que esta instituição atinja suas metas. E, neste sentido, a medida de eficiência dos seus cursos de graduação com a utilização de DEA foi apoiada e encorajada pelos gestores da IES.

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram analisados os cursos de graduação que formaram alunos no segundo semestre de 2010.

2. Data Envelopment Analysis (DEA)

A Análise de Envoltória de Dados (do inglês *Data Envelopment Analysis*) é um método não-paramétrico, surgido formalmente com o trabalho de Charnes *et al.* (1978), com o objetivo de medir a eficiência de unidades tomadoras de decisão, chamadas DMUs (*Decision Making Units*), na presença de múltiplos fatores de produção (*inputs*) e múltiplos produtos (*outputs*).

As DMU's caracterizam-se por desempenhar tarefas semelhantes, ou seja,

utilizam os mesmos insumos e desempenham as mesmas tarefas para produzir um mesmo produto, diferindo nas quantidades de recursos (*inputs*) utilizados e de produtos (*outputs*) gerados.

A técnica de construção de fronteiras de produção e indicadores de eficiência produtiva teve origem no trabalho de Farrel (1957) e foi generalizada por Charnes *et al.* (1978), no sentido de trabalhar com múltiplos insumos e múltiplos produtos.

2.1. Modelos DEA Clássicos

Há dois modelos DEA clássicos: CCR (de Charnes, Cooper e Rhodes) e BCC (de Banker, Charnes e Cooper). O modelo CCR (ou CRS - *Constant Returns to Scale*), trabalha com retornos constantes de escala (Charnes *et al.*, 1978). Em sua formulação matemática considera-se que cada DMU k , $k = 1, \dots, s$, é uma unidade de produção que utiliza n *inputs* x_{ik} , $i = 1, \dots, n$, para produzir m *outputs* y_{jk} , $j = 1, \dots, m$. Esse modelo maximiza o quociente entre a combinação linear dos *outputs* e a combinação linear dos *inputs*, com a restrição de que para qualquer DMU esse quociente não pode ser maior que 1.

Mediante alguns artifícios matemáticos, este modelo pode ser linearizado, transformando-se em um Problema de Programação Linear (PPL) apresentado em (1), onde h_o é a eficiência da DMU o em análise; x_{io} e y_{jo} são os *inputs* e *outputs* da DMU $_o$; v_i e u_j são os pesos calculados pelos modelo para *inputs* e *outputs*.

$$\begin{aligned} \max h_o &= \sum_{j=1}^m u_j y_{jo} \\ \text{sujeito a } \sum_{i=1}^n v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} &\leq 0, \quad k=1, \dots, s \\ u_j, v_i &\geq 0 \quad \forall x, y \end{aligned} \quad (1)$$

O modelo BCC (ou VRS – *Variable Returns to Scale*) considera situações de eficiência de produção com variação de escala e não assume proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*. Apresenta-se em (2) a formulação do problema de programação fracionária, previamente linearizado para esse modelo (Banker *et al.*, 1984). Em (2) h_o é a eficiência da DMU $_o$ em análise; 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 ; u^* é um fator de escala.

$$\begin{aligned} \max h_o &= \sum_{j=1}^m u_j y_{jo} + u^* \\ \text{sujeito a } \sum_{i=1}^n v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} &\leq 0, \quad k=1, \dots, s \\ u_j, v_i &\geq 0 \quad \forall x, y \\ u^* &\in \mathfrak{R} \end{aligned} \quad (2)$$

A Figura 1 mostra as fronteiras BCC e CCR para um modelo DEA bidimensional (1 *input* e 1 *output*). As DMUs A, B e C são BCC eficientes; a DMU B é CCR eficiente. As DMUs D e E são ineficientes nos dois modelos. A eficiência CCR e BCC da DMU E é dada, respectivamente, por $(\overline{E''E''}/\overline{E''E})$ e $(\overline{E''E}/\overline{E''E})$.

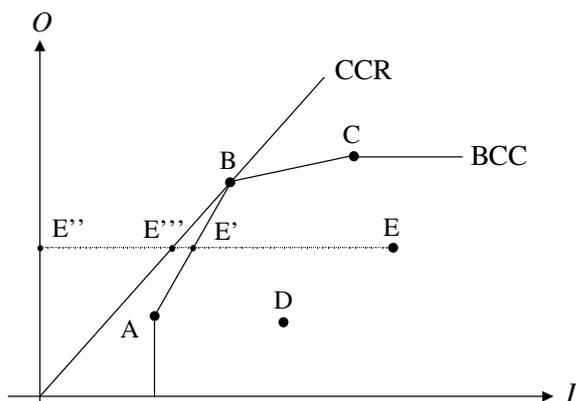


Figura 1 – Fronteiras DEA BCC e CCR para o caso bidimensional.
Fonte: Biondi Neto, 2001.

Além de identificar as DMUs eficientes, os modelos DEA permitem medir e localizar a ineficiência e estimar uma função de produção linear por partes, que fornece o *benchmark* para as DMUs ineficientes. Esse *benchmark* é determinado pela projeção das DMUs ineficientes na fronteira de eficiência. A forma como é feita esta projeção determina orientação do modelo: orientação a *inputs* (quando se deseja minimizar os *inputs*, mantendo os valores dos *outputs* constantes) e orientação a *outputs* (quando se deseja maximizar os resultados sem diminuir os recursos).

Em ambos os modelos acima, não é considerada nenhuma restrição aos pesos estipulados para os *inputs* e *outputs*, exceto serem estritamente positivos. Desta forma, o método tende a ser benevolente com as DMUs, estipulando pesos que as favoreçam. Em muitos casos, a atribuição de pesos zero empobrece a análise, pois desconsidera a variável que prejudica a eficiência de uma DMU. Uma das formas de resolver este problema é com a utilização de técnicas de restrições aos pesos.

2.2. Restrições aos Pesos

A incorporação de julgamento de valor através de restrições aos pesos pode

ser dividida em três grupos de métodos, segundo Lins e Angulo-Meza (2000): restrições diretas nos pesos, regiões de segurança e restrições nos *inputs* e *outputs* virtuais.

2.2.1 Restrições Diretas aos Pesos

O enfoque de restrições diretas nos pesos, desenvolvido por Dyson e Thanassoulis (1988) e generalizado por Roll e Golany (1991), propõe o estabelecimento de limites numéricos aos multiplicadores, com o objetivo de não superestimar ou ignorar *inputs* ou *outputs* na análise. Este tipo de restrição pode levar à inviabilidade do PPL, uma vez que, estabelecer um limite superior ao peso de um *input*, implica em um limite inferior no *input* virtual total do resto das variáveis, e por sua vez isso tem implicações para os valores que podem tomar os *inputs* restantes. As equações (3) e (4) apresentam as formulações para os limites inferiores e superiores dos multiplicadores dos *outputs* e *inputs*, respectivamente.

$$I_i \leq v_i \leq S_i \quad (3)$$

$$IO_i \leq u_i \leq SO_i \quad (4)$$

2.2.2 Método de Regiões de Segurança

O método de Regiões de Segurança (*Assurance Region* – AR), desenvolvido por Thompson *et al.* (1990), limita a variação dos pesos a uma determinada região. As restrições da abordagem por AR são de dois tipos: Tipo I (ou método *Cone Rattio*) e Tipo II.

Para o tipo I, é incorporada à análise a ordenação relativa ou valores relativos de *inputs* e *outputs*, as equações que representam as restrições estão apresentadas em (5) e (6).

$$k_i v_i + k_{i+1} v_{i+1} \leq v_{i+2} \quad (5)$$

$$\alpha_i \leq v_i/v_{i+1} \leq \beta_i \quad (6)$$

A região de segurança Tipo II, apresentada por Thomponet *et al.* (1990) compreende restrições que relacionam os pesos dos *inputs* e dos *outputs*, conforme (7).

$$\gamma_i v_i \geq u_j \quad (7)$$

2.2.3 Restrição aos *Inputs* e *Outputs* Virtuais

Outra forma de restringir a liberdade dos pesos, conforme descrito por Branco da Silva e Soares de Mello (2005) é baseada no fato de que a contribuição de um *input* à DMU é $v_i x_i$. Assim, um critério de seleção pode ser o de incluir apenas os *inputs* e *outputs* que contribuem de “maneira significativa” aos custos totais e benefícios relevantes a uma DMU. Ao invés de restringir os valores dos pesos, são definidas restrições à proporção do *output* virtual total da DMUj, utilizado pelo *output* r, ou seja, a “importância relacionada” ao *output* r pela DMUj, ao intervalo $[\phi_r, \varphi_r]$, com ϕ_r e φ_r sendo determinados pelo especialista (Wong e Beasley, 1990). A restrição no *output* r é apresentada em (8)

onde $\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}$ representa o *output* virtual total da DMUj.

$$\varphi_r \leq \left(u_r y_{rj} / \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \right) \leq \phi_r \quad (8)$$

Este artigo utiliza a técnica de região de segurança tipo I para a determinação dos pesos das variáveis e tornar mais completa a análise dos resultados. Foi escolhida a técnica de região de segurança tipo I pois esta exige menos informações por parte dos decisores. Além disso, esta técnica trabalha com

informação ordinal ao invés de informação cardinal (BANA E COSTA *et al.*, 2013). Este tipo de informação é menos precisa, gerando menos inviabilidade na determinação dos pesos das variáveis (ALLEN *et al.*, 1997).

3. Estudo de caso

Foram avaliados os cursos de graduação da IES, que formaram alunos no segundo semestre de 2010. São eles: Engenharia Civil, Engenharia Mecânica, Nutrição, Fonoaudiologia, Ciências Biológicas, Serviço Social e Fisioterapia.

A escolha das variáveis do modelo tem como base os trabalhos de Senra *et al.* (2007), que propuseram um método para seleção de variáveis que combina a boa relação causal e boa discriminação entre as DMUs chamada de método multicritério de seleção de variáveis e Andrade *et al.* (2009) que utiliza este mesmo método para escolha de variáveis para avaliação de cursos de graduação do CEDERJ (Centro de Educação à Distância do Estado do Rio de Janeiro). O método de seleção de variáveis foi importante na definição da variável dos alunos ingressantes, pois, como os alunos podem ter reprovações durante o curso, o tempo de integralização do curso nem sempre é igual ao tempo que o aluno levou para concluir seus estudos. No entanto, Andrade *et al.* (2009) mostram que os dados relevantes são os referentes ao primeiro semestre da respectiva turma concluinte, ou seja, como estão sendo considerados os formandos do 2º semestre de 2010, serão considerados os ingressantes no 1º semestre de 2006 para cursos de 5 anos de duração e 1º semestre de 2007 para cursos de 4 anos de duração.

Desta forma, foram consideradas 3 variáveis no modelo: 2 *inputs* e 1 *output*. Como *inputs* foram adotados o número de alunos ingressantes no 1º semestre do curso relativo à turma que se formou (1º semestre de 2006 para cursos de 5 anos de duração e 1º semestre de 2007 para cursos de 4 anos

de duração) e o custo com professores no 2º semestre de 2010. Cabe destacar que a utilização do custo com professores em apenas 1 semestre deve-se ao fato deste curso possuir variação muito pequena de um semestre para o outro dentro de um mesmo curso. A inclusão desta variável no modelo deve-se ao fato desta instituição ser uma instituição de ensino privada que possui recursos limitados para operar. Desta forma, o controle dos custos possui uma importante função para o sucesso da instituição. Esta foi uma alteração em relação ao trabalho de Andrade *et al.* (2009) que avaliarão uma instituição de ensino pública. Como *output* foi considerado o número de alunos concluintes no 2º semestre de 2010.

A Tabela 1 apresenta a relação dos cursos e os valores dos dados normalizados de *inputs* e *outputs* utilizados no modelo, onde AI representa Alunos Ingressantes (*input*) e AC representa alunos concluintes (*output*).

Tabela 1: Dados do modelo.

Cursos	AI	Custos	AC
Eng. Civil	5,81	17,41	5,8
Eng. Mecânica	11,62	13,35	8,38
Nutrição	22,09	17,68	27,74
Fonoaudiologia	6,74	9,58	7,74
Biologia	14,41	13,97	9,67
Serviço Social	31,62	13,67	34,83
Fisioterapia	7,67	14,35	5,8

O modelo DEA utilizado foi o BCC, uma vez que se tem retornos variáveis de escala e a orientação utilizada foi *output* pois busca-se maximizar os *outputs* para a mesma quantidade de recursos, ou seja, o objetivo da IES é o aumento do número de alunos formados e

não reduzir o número de alunos ingressantes nos cursos.

Para a resolução dos PPL's dos modelos DEA, utilizou-se o software SIAD (Sistema Integrado de Apoio à Decisão) (ANGULO MEZA *et al.*, 2005).

4. Análise dos Resultados

A seguir a Tabela 2 apresenta as eficiências obtidas para cada curso avaliado.

Tabela 2: Eficiências.

DMU	Eficiência
Engenharia Civil	1,000000
Engenharia Mecânica	0,594398
Nutrição	1,000000
Fonoaudiologia	1,000000
Biologia	0,545296
Serviço Social	1,000000
Fisioterapia	0,647920

Com base nos resultados apresentados na Tabela 2 observa-se que quatro curso de graduação obtiveram eficiência igual a 1 que, em DEA, são os cursos considerados eficientes: Engenharia Civil, Nutrição, Fonoaudiologia e Serviço Social.

A Tabela 3 apresenta os *benchmarks* para cada DMU ineficiente. Vale ressaltar que para as DMUs eficientes seus alvos são elas mesmas, por isso não aparecem na Tabela 3.

Tabela 3: Benchmarks.

DMU	Nutrição	Fonoaudiologia
Eng. Mecânica	32%	68%
Biologia	50%	50%
Fisioterapia	6%	94%

É interessante observar que, na Tabela 3, somente os cursos de Nutrição e Fonoaudiologia foram *benchmarks* para os cursos ineficientes, ou seja, os cursos de Engenharia Civil e Serviço Social não são *benchmarks* para nenhuma outra DMU. Isto ocorre porque, apesar de serem eficientes, Engenharia Civil possui um dos maiores valores de custos com professores

e o número de alunos ingressantes é muito baixo. No entanto, o modelo o torna eficiente pois consegue formar uma quantidade de alunos semelhante ao número de alunos que ingressou no curso, mesmo tendo o maior custo. No caso do curso de Serviço Social, este consegue formar a maior quantidade alunos.

A Tabela 4 apresenta os pesos atribuídos a cada variável do modelo.

Tabela 4: Pesos das variáveis.

DMU	AI	Custos	AC
Engenharia Civil	0,3597	0,0000	0,1724
Engenharia Mecânica	0,1555	0,0000	0,1193
Nutrição	0,0470	0,0000	0,0360
Fonoaudiologia	0,1683	0,0000	0,1292
Biologia	0,1347	0,0000	0,1034
Serviço Social	0,0000	0,1920	0,0287
Fisioterapia	0,2246	0,0000	0,1724

Como DEA possui liberdade na escolha dos pesos das variáveis, observa-se, pela Tabela 4, que o peso da variável custo obteve peso zero em todos os cursos exceto Serviço Social, o que não é interessante para a análise, pois deseja-se considerar todas as variáveis utilizadas. No entanto, devido ao problema das multiplicidades dos pesos em DEA, é possível que existam outras combinações de pesos onde não hajam pesos nulos. Assim, esta análise não é conclusiva apesar de haver indícios de não existirem outras combinações de pesos nestes casos.

Segundo Soares de Mello *et al.* (2006), quando, em DEA, há preferência entre os *inputs* e/ou *outputs*, por parte dos agentes de decisão, deve-se incorporar estes julgamentos de valores aos modelos DEA por meio de restrições aos pesos, associados aos *inputs* e/ou *outputs* das unidades avaliadas.

Assim, foi utilizada a técnica de regiões de segurança (AR) tipo I de restrições aos pesos. A restrição imposta ao modelo é que o peso da variável custo dos professores (u_2) tem que ser maior ou igual ao peso atribuído à variável número de alunos ingressantes (u_1). A equação (9) apresenta a restrição adicionada ao modelo DEA.

$$v_2 - v_1 \geq 0 \quad (9)$$

Na Tabela 5 apresenta as eficiências atribuídas a cada curso após a utilização da técnica de restrições aos pesos no modelo DEA.

Tabela 5: Eficiências com restrições aos pesos.

DMU	Eficiência
Engenharia Civil	0,309083
Engenharia Mecânica	0,477727

Nutrição	0,843121
Fonoaudiologia	1,000000
Biologia	0,464248
Serviço Social	1,000000
Fisioterapia	0,68991

Analisando os resultados apresentados na Tabela 5, observa-se que apenas dois cursos são considerados eficientes: Fonoaudiologia e Serviço Social. A redução do número de DMU's eficientes é uma característica da aplicação da técnica de restrições aos pesos, pois aumenta-se as restrições do modelo

A Tabela 6 apresenta os pesos atribuídos por DEA para cada variável.

Tabela 6: Pesos das variáveis com restrições aos pesos.

DMU	Ingressantes	Custos	Concluintes
Engenharia Civil	4,5975	4,5975	6,0052
Engenharia Mecânica	3,1821	3,1821	4,1563
Nutrição	0,9613	0,9613	1,2556
Fonoaudiologia	3,4452	3,4452	3,4452
Biologia	2,7576	2,7576	3,6019
Serviço Social	0,0000	0,0000	1,0000
Fisioterapia	4,5975	4,5975	6,0052

Observa-se pela Tabela 6 que, com a utilização da restrição aos pesos, houve redução da quantidade de pesos nulos (com valor zero). Além disso, o modelo conseguiu encontrar solução eficiente atribuindo pesos iguais para as variáveis de

input. Esta característica foi considerada positiva pelos autores pois não se sentiam confortáveis para definir qual variável era mais importante.

A Tabela 7 apresenta os *Benchmarks* para cada curso avaliado.

Tabela 7: *Benchmarks* utilizando restrições aos pesos.

DMU	Fonoaudiologia	Serviço Social
Engenharia Civil	59%	41%
Engenharia Mecânica	64%	36%
Nutrição	7%	93%
Biologia	52%	48%
Fisioterapia	71%	29%

Observa-se que o fato dos cursos de Nutrição e Engenharia Civil possuírem os maiores custos (Tabela 1) faz com que deixem de serem eficientes quando se

utiliza a técnica de restrição aos pesos pois, desta forma, o peso atribuído a esta variável deixa de ser nulo.

Outro ponto interessante é o curso de Nutrição possui como *benchmark*

principal o curso de Serviço Social que possui a quantidade de alunos ingressantes e alunos concluintes aproximados, diferenciando apenas na variável custo dos professores.

Vale ressaltar ainda a baixa eficiência do curso de Engenharia Civil com a utilização da técnica de restrições aos pesos. Isto ocorre porque o curso de Engenharia Civil possui o segundo maior custo com professores e um número baixo de alunos ingressantes e alunos concluintes.

5. Considerações Finais

A técnica DEA verifica se cada unidade opera de maneira eficiente ou não, relativamente a um conjunto específico de recursos utilizados e de resultados obtidos, fazendo uma comparação entre unidades que realizam tarefas similares, sem a necessidade de conhecermos qualquer relação de importância (pesos) entre as variáveis consideradas. Desta forma, DEA se mostrou bastante apropriado para avaliação dos cursos de graduação da IES analisada. Além disso, DEA auxilia na definição em estratégias de produção que maximizem a eficiência das DMUs avaliadas, corrigindo as ineficientes através da determinação de alvos, o que pode ser bastante útil para melhoria dos cursos estudados.

Vale ressaltar que este estudo é inovador na busca da eficiência dos cursos de graduação da IES em questão, permitindo assim uma visão geral destes cursos de graduação, comparados entre si.

Como trabalhos futuros, pretende-se testar outras técnicas para maior discriminação dos modelos DEA como, por exemplo, a inclusão de DMUs artificiais ao invés da técnica de restrições aos pesos. Deseja-se também ampliar o estudo com a inclusão de novas variáveis consideradas importantes ao estudo, definidas em acordo com os gestores da Instituição, além da inclusão de dados de

outros semestres, assim como dos demais cursos que ainda não possuem alunos formados.

6. Agradecimentos

A FAPERJ e a IES pelo apoio financeiro.

7. Referências Bibliográficas

AHN, T. S. (1987) Efficiency and related issues in higher education: a Data Envelopment Analysis approach. Ph.D. Dissertation, The University of Texas at Austin.

ALLEN, R.; ATHANASSOPOULOS, A.; DYSON, R.G. e THANASSOULIS, E. (1997) Weights restrictions and value judgments in data envelopment analysis: evolution, development and future directions. *Annals of Operations Research*, vol. 73, 13-34.

ANDRADE, F. V. S.; BRANDÃO, L. C. e SOARES de MELLO, J. C. C. B. (2009) Avaliação de um curso de matemática à distância com modelos DEA e seleção de variáveis. *Relatórios de Pesquisa em Engenharia de Produção da UFF*, vol. 9, n. 10.

ANGULO MEZA, L.; BIONDI Neto, L.; SOARES de MELLO, J. C. C. B. e GOMES, E. G. (2005) ISYDS – Integrated System for Decision Support (SIAD – Sistema Integrado de Apoio a Decisão): a software package for data envelopment analysis model. *Pesquisa Operacional*, vol. 25, n. 3, 493-503.

ANGULO MEZA, L.; SOARES de MELLO, J. C. C. B. e GOMES JÚNIOR, S. F. (2012) Benchmarking Distance Learning Centers with a Multiobjective Data Envelopment Analysis Model. *Advanced Topics in Applied Operations Management*. ed. InTech, 183-200.

BANA e COSTA, C. A.;

- ANGULOMEZA, L. e OLIVEIRA, M. D. (2013) O método MacBeth e Aplicação no Brasil. *Engevista*, vol. 15, n. 1. 3-27.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A. e COOPER, W. W. (1984) Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, vol. 30, n. 9, 1078-1092.
- BELLONI, I. (2000) Uma Metodologia de Avaliação da Eficiência Produtiva de Universidades Federais Brasileiras. Tese de Doutorado, UFSC.
- BESSENT, A. M.; BESSENT, E. W.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; Thorogood, N. C. (1983) Evaluation of Educational-Program Proposals by Means of DEA. *Educational Administration Quarterly*, vol. 19, n. 2, 82-107.
- BIONDI NETO, L. (2001) Neuro-DEA - Nova Metodologia para Determinação da Eficiência Relativa de Unidades Tomadoras de Decisão. Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- BRANCO da SILVA, B. P. e SOARES de Mello, J. C. C. B. (2005) Modelo DEA Aplicado aos Resultados das Olimpíadas de Atenas 2004. *Anais do VIII SPOLM - Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha*, Rio de Janeiro.
- BORGES, R. M. e CALDERÓN, A. I. (2011) Avaliação educacional: O estado do conhecimento da revista *ensaio*: Avaliação e políticas públicas em educação (1993-2008). *Ensaio*, vol. 19, n. 70, 42-56.
- CAIYUN, S.; YICHEN, W. e JIANJUN, Z. (2011) Model research on teaching evaluation for university teachers based on developmental evaluation. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 112, 149-154.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W. e RHODES, E. (1978) Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, vol. 2, 429-444.
- DONG, S. S. e HU, Y. N. (2012) The application effectiveness evaluation of the educational equipment based on AHP. *Advanced Materials Research*, vol. 341-342, 384-389.
- DYSON, R. G. e THANASSOULIS E. (1988) Reducing weight flexibility in DEA. *Journal of the Operational Research Society*, vol. 39, 563-576.
- FARRELL, M. J. (1957) The Measurement of Productive Efficiency. *J.R. Statistic. Soc. A120*, 253-290.
- FERREIRA, R. A. e TENÓRIO, R. M. (2010) A construção de indicadores de qualidade no campo da avaliação educacional: Um enfoque epistemológico. *Revista Lusofona de Educação*, vol. 15, 71-97.
- JEON, Y.; SHIELDS, M. P. (2005) Integration and utilization of public education resources in remote and homogenous areas: A case study of the upper peninsula of Michigan. *Contemporary Economic Policy*, vol. 23, n. 4, 601-614.
- JIANG, Q. Q. (2012) Teaching quality evaluation based on covariance analysis method. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 100, 1032-1037.
- LAPA, J. S.; LOPES, A. L. M. e LANZER, E. (1995) Análise Envoltória de Dados aplicada à avaliação de IES: determinação dos pesos relativos e valoração dos insumos e produtos. XXVII SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Vitória.
- LAPA, J. S.; BELLONI, J. A. e NEIVA, C. C. (1997) Medidas de desempenho de universidades acadêmicas de uma Instituição de Ensino Superior. Relatório Técnico- Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas, UFSC.
- LAPA, J. S. e NEIVA, C. C. (1996) Avaliação em educação: comentários sobre desempenho e qualidade. *Ensaio*, vol. 4, n. 12, 213-236.

- LINS, M. P. E. e ANGULO MEZA, L. (2000). Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente de Apoio à Decisão. Editora da COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.
- LIU, Y. e YU, J. (2012) A qualitative analysis and statistics of educational evaluation results based on decision tree algorithm. *AdvancedMaterialsResearch*, vol. 433-440, 319-323.
- MOITA, M. H. V. (2002) Um Modelo para Avaliação da Eficiência Técnica de Professores Universitários utilizando Análise de Envoltória de Dados. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- NUNES, N. (1998) Avaliação da eficiência produtiva de departamentos universitários: uma aplicação de Análise Envoltória de Dados. Dissertação de Mestrado, UFSC.
- PANEPUCCI, G. T. M. (2003) Avaliação de desempenho dos departamentos acadêmicos da UFSCar utilizando Análise Envoltória de Dados – DEA. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos.
- ROLL, Y. e GOLANY, B. (1991) Controlling factor weights in DEA. *IIE Transactions*, vol. 23, n. 1, 2-9.
- SENRA, L. F. A. C.; NANCI, L. C.; SOARES de MELLO, J. C. C. B. e ANGULO MEZA, L. (2007) Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. *Pesquisa Operacional*, vol. 27, n. 2, 191-207.
- SOARES de MELLO, J. C. C. B.; LETA, F. R.; FERNANDES, A. J. S.; VAZ, M. R.; SOARES DE MELLO, M. H. C. e BARBEJAT, M. E. R. P. (2001) Avaliação qualitativa e quantitativa: uma metodologia de integração. *Ensaio. Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, vol. 9, 237-251.
- SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES, E. G.; ANGULO MEZA, L.; SOARES DE MELLO, M. H. C. E SOARES DE MELLO, A. J. R. (2006) Engineering post-graduate programmes: a quality and productivity analysis. *Studies in Educational Evaluation*, vol. 32, n. 2, 136-152.
- THOMPSON, R. G.; LANGEMEIER, L. N.; LEE, C. H.; LEE, E. e THRALL, R.M. (1990) The role of multiplier bounds in efficiency analysis with application to. Kansas Farming. *Journal of Econometrics*, vol. 46, 93-108.
- TYAGI, P.; YADAV, S. P.; SINGH, S. P. (2009) Relative performance of academic departments using DEA with sensitivity analysis. *Evaluation and Program Planning*. Vol. 32, n. 2, 168-177.
- WARREN, S. J.; DONDLINGER, M. J.; MCLEOD, J. e BIGENHO, C. (2012) Opening the Door: An evaluation of the efficacy of a problem-based learning game. *Computers and Education*, vol. 58, n. 1, 397-412.
- WONG, Y. e BEASLEY, J. (1990) Restricting Weight Flexibility in DEA. *Journal of Operational Research Society*, vol. 41, 829-835.