



ISSN: 1696-8352 - BRASIL – JULIO 2017

EFICIÊNCIA DAS INSTITUIÇÕES FEDERAIS DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL, CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA DO BRASIL: ESCORES ROBUSTOS E DETERMINANTES

Alexandre de Cássio Rodrigues (Ph.D Student)

Universidade FUMEC
Programa de Doutorado e Mestrado em Administração
Email: alexandrerodrigues.engprod@gmail.com

Cristiana Fernandes De Muylder (Ph.D)

Universidade FUMEC
Programa de Doutorado e Mestrado em Administração
Email: cristiana.muylder@fumec.br

Tiago Silveira Gontijo (Ms.C)

Centro Universitário Metodista Izabela Hendrix
Departamento de Engenharia de Produção
Email: tiago.gontijo@izabelahendrix.edu.br

Para citar este artículo puede utilizar el siguiente formato:

Alexandre de Cássio Rodrigues, Cristiana Fernandes De Muylder y Tiago Silveira Gontijo (2017): "Eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil: escores robustos e determinantes", Revista Observatorio de la Economía Latinoamericana, Brasil, (julio 2017). En línea: <http://www.eumed.net/cursecon/ecolat/br/17/instituciones-federales-brasil.html>

RESUMEN

La Educación Profesional, Científica y Tecnológica es una importante política de Estado brasileña, pues pretende preparar alumnos para actuar en los sectores de punta de la economía, los cuales carecen de mano de obra especializada. El objetivo de este artículo es evaluar la eficiencia del gasto público de las Instituciones Federales de Educación Profesional, Científica y Tecnológica en 2015. Para ello, se emplea un enfoque en dos etapas. En la primera etapa se utiliza la técnica jackstrap para identificar posibles outliers y se calculan estimadores robustos de los puntajes de eficiencia, aplicando Data Envelopment Analysis (DEA). Después, por medio de un modelo tobit, se remontan esos escores en variables no discrecionales que pueden afectar la eficiencia de aquellas instituciones. Los resultados encontrados revelan que las instituciones extremadamente eficientes (outliers), en comparación con las demás, presentan bajo gasto corriente o con inversión por alumno matriculado o elevada relación entre alumnos concluyentes e ingresantes. Además, no se encontraron evidencias de que la eficiencia de las instituciones evaluadas sea influenciada por el número de alumnos matriculados, índice de retención escolar, relación de candidatos por vacante, índice de titulación docente o relación de alumnos por profesor a tiempo completo.

Palabras clave: Eficiencia, DEA, Outliers, Tobit, Educación Profesional.

ABSTRACT

Professional, Scientific and Technological Education is an important State policy in Brazil, since it aims to prepare students to work in economic sectors that need some specialized labor. In order to manage the scarce resources, the aim of this study is to evaluate the public expenditures efficiency related to the Federal Institutions of Scientific and Technological Education in 2015. For this purpose, a two-stage approach was adopted. In the first stage, the jackstrap technique was used to identify possible outliers and the robust efficiency estimators scores were calculated by applying the Data Envelopment Analyzes (DEA). Then, through a tobit model equation these scores are regressed on non-discretionary variables that may affect the efficiency of those institutions. The results shows that the outliers, in comparison with the another one decision making units, presents a current low expenditure, or with the investment per enrolled student or a high relation between students and newcomers. In addition, no evidence were found to support that the efficiency of evaluated institutions is influenced by the number of students enrolled, school retention index, candidates lists by a job vacancy, teacher titration index or full-time student-to-teacher ratio.

Keywords: Efficiency, DEA, Outliers, Tobit, Professional Education.

1. Introdução

A educação é um fator crucial para o alcance do desenvolvimento socioeconômico de qualquer nação (Psacharopoulos & Patrinos, 2004; Brian, 2007; Hanushek & Woessmann, 2008). Neste sentido, a Constituição Federal brasileira prevê que a educação é um direito de todos e dever do Estado e da família, devendo ser promovida e incentivada com a colaboração da sociedade, visando ao pleno desenvolvimento da pessoa, seu preparo para o exercício da cidadania e sua qualificação para o trabalho. Para garantir esse direito, no tocante à responsabilidade do Estado, parte da receita resultante de impostos deve empregada na manutenção e desenvolvimento do ensino (Federal, 1988).

No Brasil, a necessidade de atendimento às crescentes demandas educacionais e a conhecida escassez de recursos, têm motivado o desenvolvimento de pesquisas com o propósito mensurar a eficiência dos gastos públicos em educação (Rodrigues, 2015). Neste artigo tem-se particular interesse na mensuração da eficiência dos gastos públicos em Educação Profissional, Científica e Tecnológica, uma política de Estado de grande relevância para o país (Pacheco, 2008), já que tem como finalidade preparar alunos com conhecimentos diferenciados para atuar em setores de ponta da economia, onde sobram vagas por falta de mão de obra qualificada (TCU, 2013).

A avaliação da eficiência de Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica já foi feita por Ramos & Ferreira (2007), Almeida & Almeida Filho (2014) e Furtado & Campos (2015). Em comum, para medir a relação entre *outputs* e *inputs* do processo educacional, estas investigações utilizaram modelos de Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), a técnica mais empregada em pesquisas sobre eficiência em educação (Liu et. al, 2013; Emrouznejad & Yang, 2017). No entanto, ainda que relevantes, aqueles trabalhos ignoraram o fato de que os escores de eficiências podem ser subestimados pela existência de *outliers* (Andersen & Petersen, 1993; Sousa & Stosic, 2005; Ahamed, Naidu & Subba, 2015; Boyd et al., 2016). Além disso, embora reconheçam que variáveis não discricionárias, as quais não podem ser controladas pelos gestores, possam influenciar os escores de eficiência, os autores, com exceção de Furtado & Campos (2015), não avaliaram o efeito delas.

Para suprir essas lacunas, o objetivo deste artigo é avaliar a eficiência dos gastos públicos das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil em 2015. Para tanto emprega-se uma abordagem em dois estágios. No primeiro estágio, usando-se a técnica *jackstrap*, que combina técnicas de reamostragem *jackknife* e *bootstrap* para identificar possíveis *outliers*, calculam-se estimadores robustos dos escores de eficiência aplicando-se DEA. Em seguida, por meio de um modelo *tobit*, regridem-se aqueles escores em variáveis não discricionárias que podem afetar a eficiência das instituições.

Além desta introdução, este artigo contém mais quatro sessões. A segunda discute as técnicas DEA e *jackstrap*. Na terceira é apresentada a base de dados e identificados os *inputs* e *outputs* utilizados no estudo. Na seção quatro expõem-se os escores de eficiência obtidos por meio da aplicação da

técnica DEA e *jackstrap* e discutem-se os resultados do modelo de regressão tobit. Por fim, têm-se as considerações finais.

2. As técnicas *Data Envelopment Analysis* (DEA) e *Jackstrap*

A DEA é uma técnica não-paramétrica de mensuração de eficiência relativa, difundida especialmente a partir dos trabalhos de Charnes, Cooper & Rhodes (1978) e Banker, Charnes & Cooper (1984). Admite-se que N unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units* – DMU) utilizem uma tecnologia comum (ψ) para transformar um vetor de *inputs* $x_n = (x_{n1}, \dots, x_{np}) \in \mathfrak{R}_+^p$ em um vetor de *outputs* $y_n = (y_{n1}, \dots, y_{nq}) \in \mathfrak{R}_+^q$. Assim, define-se o conjunto de possibilidades de produção, que é formado pelos planos (x, y) factíveis, tais que $\wp = \{(x, y) \in \mathfrak{R}_+^{p+q} | x \text{ pode produzir } y\}$.

Embora ψ não seja observável, a técnica DEA, por meio de programação linear, calcula a estimativa \wp , dada por (1), ao definir o menor subconjunto do espaço $\mathfrak{R}_+^p \times \mathfrak{R}_+^q$ que contém os dados (x_n, y_n) e que satisfaça às propriedades de livre descarte de *inputs* e *outputs*, convexidade do conjunto de possibilidades de produção e retornos de escala, que podem constantes (RCE) ou variáveis (RVE) (Bogetoft & Otto, 2010):

$$\hat{\wp}(\gamma) = \left\{ (x, y) \in \mathfrak{R}_+^{p+q} \mid \exists n \in \Lambda^N(\gamma) : x \geq \sum_{n=1}^N \lambda_n x_n, y \leq \sum_{n=1}^N \lambda_n y_n \right\} \quad (1)$$

onde:

$$\Lambda^N(RCE) = \left\{ \lambda \in \mathfrak{R}_+^N \mid \sum_{n=1}^N \lambda_n \text{ livre} \right\} \quad (2)$$

$$\Lambda^N(RVE) = \left\{ \lambda \in \mathfrak{R}_+^N \mid \sum_{n=1}^N \lambda_n = 1 \right\} \quad (3)$$

Os modelos DEA podem ser orientados a *inputs*, quando o propósito é reduzir os *inputs*, mantendo-se constante os *outputs*, ou orientados a *outputs*, quando se almeja aumentar os *outputs*, mantidos fixos os *inputs*. Em se tratando do modelos orientados a *outputs*, os quais serão utilizados neste

trabalho, o escore de eficiência da DMU₀, $0 \leq \hat{\delta}_0 \leq 1$, é dado por:

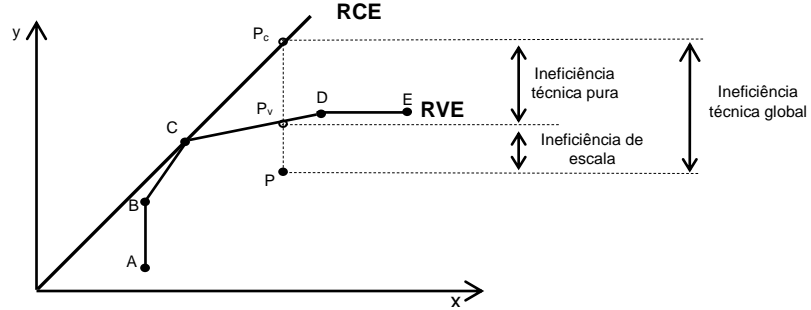
$$\begin{aligned} \hat{\delta}_0 &= \max_{\delta, \lambda_1, \dots, \lambda_N} \delta \\ x_{0i} &\geq \sum_{n=1}^N \lambda_n x_{ni}, \quad i = 1, \dots, p \\ \delta y_{0j} &\geq \sum_{n=1}^N \lambda_n y_{nj}, \quad i = 1, \dots, q \\ \lambda &\in \Lambda^N(\gamma) \end{aligned} \quad (4)$$

O escore eficiência da DMU₀ obtido sob a pressuposição de retornos constantes de escala é a eficiência técnica global enquanto que aquele obtido sob a pressuposição de retornos variáveis de escala é a eficiência técnica pura. A razão entre essas medidas fornece a eficiência de escala (Ferreira & Gomes, 2009). Ou seja, a ineficiência técnica global é composta pela ineficiência técnica pura e pela ineficiência de escala.

A Figura 1 ilustra geometricamente esses conceitos, considerando-se um *input* e um *output* e orientação a *outputs*. São representadas as fronteiras eficientes calculadas pela DEA sob os pressupostos de retornos constantes de escala (RCE), à qual pertence a DMU C, e de retornos variáveis de escala (RVE), formada pelas DMUs A, B, C, D e E. Esta última contém uma parte com retornos não decrescentes de escala (de A a C) e outra com retornos não crescentes de escala (de C a E). Tem-se que a DMU P não pertence àquelas fronteiras, portanto, é ineficiente. Para sê-lo, P deve perseguir o alvo P_v ou P_c, dependendo do tipo de retorno de escala (RVE ou RCE, respectivamente),

tendo D como o principal *benchmark*. Então, sob a pressuposição de retornos constantes de escala, a ineficiência técnica global de P é a distância PP_c . Por outro lado, sob a pressuposição de retornos variáveis de escala, a ineficiência técnica pura de P é a distância PP_v . A diferença entre essas ineficiências técnicas, dada pela distância P_vP_c , é a ineficiência de escala de P.

Figura 1: Eficiência técnica e eficiência de escala



Fonte: Adaptada de Ferreira & Gomes (2009, p. 192).

Se a eficiência de escala for igual a um, então a DMU estará operando com retornos constantes de escala, mas se for menor que um, poderá ocorrer retornos crescentes ou decrescentes de escala. Ou seja, a eficiência de escala não identifica o tipo de retorno de escala que uma DMU está operando (Banker, Charnes & Cooper, 1984). Para fazê-lo, para todas as soluções ótimas de (4), devem-se verificar condições a seguir (Banker et al., 2004):

- Os retornos de escala serão crescentes se, e somente se, $\sum_{n=1}^N \lambda_n < 1$;
- Os retornos de escala serão decrescentes se, e somente se, $\sum_{n=1}^N \lambda_n > 1$;
- Os retornos de escala serão constantes se, e somente se, $\sum_{n=1}^N \lambda_n = 1$.

Embora a técnica DEA seja flexível quanto à adequação aos dados, os escores de eficiência por ela gerados são muito sensíveis à presença de *outliers*. Isso porque na ocorrência deles a fronteira de eficiência desloca-se para cima, o que acarreta em mais baixos níveis de eficiência para as DMUs restantes. Para identificar possíveis *outliers*, Andersen & Petersen (1993) propuseram um modelo de supereficiência, o qual permite que as DMUs influentes possam ser atribuídos escores de eficiência superiores à unidade. No entanto, o modelo de supereficiência depende de inspeção manual dos dados, o que não é exigido pela técnica *jackstrap*, proposta por Souza & Stosic (2005), que detecta *outliers* automaticamente.

A técnica *jackstrap* baseia-se no conceito de alavancagem, que é o impacto da remoção da DMU₀ sobre os escores de eficiência das demais DMUs. Utilizando reamostragem *jackknife*, a alavancagem é dada pelo desvio-padrão dos escores de eficiência antes e depois daquela remoção:

$$\ell_0 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1; n \neq 0}^N \left(\hat{\delta}_n^{0-} - \hat{\delta}_n \right)^2}{N-1}} \quad (5)$$

em que $\left\{ \hat{\delta}_n \mid n=1, \dots, N \right\}$ se refere aos escores de eficiência calculados para cada DMU utilizando todos os dados, enquanto que $\left\{ \hat{\delta}_n^{0-} \mid n=1, \dots, N, n \neq 0 \right\}$ denota os escores calculados sem a DMU₀.

Tal abordagem pode ser computacionalmente intensiva, pois para N grande, o cálculo da alavancagem de todas as DMUs exigiria que N(N-1) problemas de programação linear tivessem que ser resolvidos. Por isso, Souza & Stosic (2005) combinaram as técnicas *jackknife* e *bootstrap*, originando a técnica *jackstrap*, a qual torna o processo de identificação de *outliers* mais eficiente. Os passos para implementação da técnica *jackstrap* são os seguintes:

- Selecionar aleatoriamente um subconjunto de L DMUs e calcular as alavancagens $\tilde{\ell}_l$, em que ℓ assume L valores distintos sorteados do conjunto $\{1, \dots, N\}$, pois não há reposição;
- Repetir o passo anterior B vezes para calcular as alavancagens $\tilde{\ell}_{lb}$ ($b = 1, \dots, B$). Assim, para B suficientemente grande, cada DMU ℓ será selecionada $n_l \cong BL/N$ vezes;
- Calcular a alavancagem média para cada DMU:

$$\tilde{\ell}_l = \frac{\sum_{b=1}^{n_l} \tilde{\ell}_{lb}}{n_l} \quad (6)$$

e a alavancagem média global:

$$\tilde{\ell} = \frac{\sum_{l=1}^N \tilde{\ell}_l}{N} \quad (7)$$

A seguir, as DMUs devem ser ordenadas de acordo com suas respectivas alavancagens. Para identificar as DMUs potencialmente influentes deve-se comparar aquelas alavancagens com um valor limiar. Schettini (2014) e Sousa & Souza (2014) sugerem que este limiar seja definido a partir da função *Heaviside*, dada por:

$$P(\tilde{l}_0) = \begin{cases} 1, & \tilde{l}_0 < \tilde{l} \log N \\ 0, & \tilde{l}_0 \geq \tilde{l} \log N \end{cases} \quad (8)$$

em que $\tilde{l}^* < \tilde{l} \log N$ é o valor limiar, o qual depende do tamanho da amostra (N).

Discutidas as técnicas de DEA e *Jackstrap*, a seguir é apresentada a base de dados e identificados os *inputs* e *outputs* utilizados no estudo.

3. Base de dados

A escolha dos *inputs* e *outputs* é uma etapa fundamental em DEA, pois os escores de eficiência são diretamente influenciados por essas variáveis (Cook, Tone & Zhu, 2014). No entanto, na avaliação de eficiência em educação não há consenso quais *inputs* e *outputs* devam ser empregados. Isso é ilustrado no Quadro 1, que mostra os *inputs* e *outputs* utilizado em trabalhos que empregam DEA para medir a eficiência de Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil.

Quadro 1: *Inputs e outputs* de Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica

Trabalho	Inputs	Outputs
Ramos & Ferreira (2007)	1. Valor do orçamento anual 2. para custeio e investimento 3. Total de docentes Índice de titulação docente	1. Nota de desempenho no Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) 2. Total de alunos matriculados no Ensino Médio 3. Total de alunos concluintes 4. Total de alunos matriculados no Ensino

Superior		
Almeida & Almeida Filho (2014)	1. Número de docentes 2. Número de servidores 3. Indicador de existência de 4. Ambientes de auxílio à 5. Aprendizagem	1. Nota média no ENEM 2. Número total de alunos no Ensino Médio
Furtado & Campos (2015)	1. Gasto corrente por aluno 2. Matriculado 3. Índice de titulação docente Relação de alunos por professor	1. Relação de concluintes por aluno matriculado

Fonte: Elaborado pelos autores com base em Ramos & Ferreira (2007), Almeida & Almeida Filho (2014) e Furtado & Campos (2015)

Neste trabalho consideram-se *inputs* e *outputs* similares adotados nos trabalhos anteriores (Quadro 2). Todavia, como será adotada uma abordagem em dois estágios, restringe-se o número de variáveis no primeiro estágio, o que além de aumentar o poder de discriminação da DEA (Cook, Tone & Zhu, 2014), eleva a precisão das estimativas no segundo estágio (Simar & Wilson, 2007).

Quadro 2: *Inputs e output* do modelo DEA

Inputs		
Indicador	Objetivo	Operacionalização
1. Gasto corrente por aluno matriculado (GCA)	Medir o gasto anual por aluno matriculado	Gasto corrente anual / total de matrículas
2. Gasto com investimento por aluno matriculado (GIA)	Mensurar o investimento anual por aluno matriculado	Investimento anual / total de matrículas
Output		
1. Relação entre o número de alunos concluintes e ingressantes (RCI)	Quantificar a taxa de alunos concluintes em relação ao número de alunos ingressantes	100 x (número de alunos concluintes/ número de alunos ingressantes)

Fonte: Elaborado pelos autores

Notas: a) o gasto corrente anual é composto por todos os gastos, exceto investimento, capital, precatórios, inativos e pensionistas; b) o investimento anual contempla as despesas destinadas ao planejamento e execução de obras, inclusive as destinadas à aquisição de imóveis considerados necessários à realização de obras, bem como a programas especiais de trabalho, aquisição de instalações, equipamentos e material permanente e constituição ou aumento de capital de empresas que não sejam caráter comercial ou financeiro.

As informações relativas às variáveis do estudo foram extraídas do Relatório de Análise dos Indicadores de Gestão das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica¹, que é produzido pelo Tribunal de Contas da União (TCU). São considerados dados de 40 Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil, os quais se referem ao ano-base 2015, o mais recente para qual se dispõe de informações. As estatísticas descritivas desses dados são mostradas na Tabela 1.

Tabela 1: Estatísticas descritivas dos *inputs* e *output*

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-padrão
GCA	6.094,90	19.481,26	12.978,36	12.417,51	3086,03
GIA	490,00	3.078,23	1.466,23	1.362,76	671,94
RCI	11,91	100,31	37,50	32,86	19,62

¹ Disponível em: < http://portal.mec.gov.br/index.php?option=com_docman&view=download&alias=45621-setec-analise-de-indicadores-2015-pdf&category_slug=julho-2016-pdf&Itemid=30192 >. Acesso em: jun. 2017.

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados disponíveis no Relatório de Análise dos Indicadores de Gestão das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, ano-base 2015, produzido pelo TCU.

A seguir, os dados apresentados nesta seção são utilizados para, por meio da técnica *jackstrap*, identificar as DMUs discrepantes. Além disso, são calculados os escores de eficiência através da aplicação da técnica DEA, os quais, posteriormente, são regredidos em variáveis não discricionárias que podem afetar a eficiência das DMUs.

4. Resultados e discussão

4.1. A detecção de outliers

A base de dados compreendeu 40 Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil. Para detectar a presença de *outliers*, aquelas DMUs foram submetidas ao teste de sensibilidade dos escores por meio da técnica *jackstrap*, a qual foi descrita anteriormente. Assim, para calcular a alavancagem média de cada DMU, bem como o valor limiar, foram construídas $B = 10.000$ réplicas de amostras aleatórias (bolhas) de tamanho $L = 10$.

A Tabela 2 mostra a alavancagem média das DMUs (*leverage*), quantas vezes foram selecionadas em uma bolha (total *hits*) e o número de vezes que tiveram alavancagem não nula (*leverage hits*). Observa-se que como as DMUs têm, em média, a mesma probabilidade de serem selecionadas pela técnica *jackstrap*, o total *hits* delas são semelhantes. Contudo, aquelas que apresentam elevados *leverage hits* têm alta alavancagem e, portanto, representam potenciais *outliers*.

Tabela 2: Resultados da técnica *jackstrap*

N	DMU	CRS (limiar = 0,036)			VRS (limiar = 0,048)		
		<i>Leverage</i>	Total <i>hits</i>	<i>Leverage hits</i>	<i>Leverage</i>	Total <i>hits</i>	<i>Leverage hits</i>
1	IFPR	0,287	2535	2012	0,270	2535	2012
2	IFSULDEMINAS	0,153	2547	1580	0,174	2547	1579
3	CEFET-RJ	0,141	2420	1510	0,159	2420	1363
4	IFS	0,112	2582	1282	0,110	2582	1617
5	CEFET-MG	0,078	2554	1536	0,097	2554	1276
6	IFPE	0,020	2457	702	0,085	2457	1360
7	IFRN	0,013	2501	452	0,061	2501	897
8	IFAP	0,035	2428	1171	0,054	2428	994
9	IFRJ	0,011	2466	330	0,028	2466	722
10	IFRR	0,015	2499	445	0,021	2499	630
11	IFPI	0,000	2460	0	0,016	2460	325
12	IFSC	0,002	2459	110	0,015	2459	335
13	IFSP	0,014	2420	429	0,014	2420	571
14	IF Sertão-PE	0,014	2515	468	0,013	2515	558
15	IFPA	0,003	2456	119	0,013	2456	366
16	IFAM	0,000	2538	17	0,009	2538	254
17	IFB	0,001	2557	51	0,009	2557	311
18	IFNMG	0,004	2531	252	0,008	2531	375
19	IFTM	0,003	2473	170	0,007	2473	257
20	IF Sudeste MG	0,005	2473	184	0,004	2473	310
21	IFSul	0,000	2563	0	0,003	2563	106
22	IFES	0,001	2535	59	0,003	2535	208

23	IFBA	0,000	2523	11	0,003	2523	102
24	IFAL	0,000	2516	0	0,002	2516	62
25	IFF	0,000	2460	11	0,002	2460	111
26	IF Goiano	0,001	2454	50	0,002	2454	161
27	IFG	0,000	2560	41	0,001	2560	57
28	IFMA	0,000	2380	1	0,000	2380	23
29	IFTO	0,000	2532	0	0,000	2532	7
30	IF Farroupilha	0,000	2479	22	0,000	2479	51
31	IFCE	0,000	2457	3	0,000	2457	19
32	IFC	0,000	2502	0	0,000	2502	32
33	IFRS	0,000	2470	3	0,000	2470	21
34	IFPB	0,000	2498	0	0,000	2498	3
35	IFMT	0,000	2468	0	0,000	2468	2
36	IFAC	0,000	2556	0	0,000	2556	0
37	IF Baiano	0,000	2528	0	0,000	2528	0
38	IFMG	0,000	2556	0	0,000	2556	0
39	IFMS	0,000	2560	0	0,000	2560	0
40	IFRO	0,000	2522	0	0,000	2522	0
Média		0,023	2500	326	0,030	2500	427

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos resultados da aplicação da técnica *jackstrap*

Analisando-se os resultados mostrados na Tabela 2, também se nota que sob retornos constantes de escala (CRS), o *leverage* das cinco primeiras DMUs (IFPR, IFSULDEMINAS, CEFET-RJ, IFS e CEFET-MG) é maior que o limiar (0,036), o que indica que essas DMUs são *outliers*. Já sob retornos variáveis de escala (VRS), são identificados oito *outliers*, pois além daquelas cinco DMUs, supera o limiar (0,048) o *leverage* do IFPE, do IFRN e do IFAP. A diferença desses resultados pode ser explicada pelo fato de que sob retornos constantes de escala, a alavancagem de DMUs que se situam sob a fronteira ser, em geral, maior. Isto faz com que a média e o valor limiar da alavancagem também sejam mais elevados. Como consequência, certas DMUs consideradas influentes sob tecnologias de retornos variáveis de escala não são identificadas quando a técnica *jackstrap* é implementada somente para retornos constantes de escala (Schettini, 2014).

Conforme esperado e ilustrado na Tabela 3, quando comparado à média das 40 DMUs analisadas, as oito DMUs classificadas como *outliers* apresentaram baixo gasto corrente ou com investimento por aluno matriculado ou elevada relação entre alunos concluintes e ingressantes:

Tabela 3: Inputs e output das DMUs classificadas como outliers

N	DMU	GCA	GIA	RCI
1	IFPR	6.094,90	750,91	100,31
2	IFSULDEMINAS	9.393,52	967,06	79,94
3	CEFET-RJ	10.536,87	783,21	75,42
4	IFS	11.235,95	1.407,24	88,25
5	CEFET-MG	14.097,11	634,16	62,92
6	IFPE	9.694,66	490,00	30,90
7	IFRN	10.128,61	767,22	33,55
8	IFAP	6.310,62	2.205,81	52,67
Média (40 DMUs)		12.987,87	1.466,23	37,50

Fonte: Elaborada pelos autores com base nos dados disponíveis no Relatório de Análise dos Indicadores de Gestão das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, ano-base 2015, produzido pelo TCU.

Identificados os *outliers*, adiante são calculados os escores de eficiência por meio da aplicação da técnica DEA.

4.2. Escores de eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica

A Tabela 3 mostra as estatísticas descritivas dos escores de eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil, antes (DEA) e depois (*Heaviside*) da exclusão das DMUs classificadas como *outliers*. Observa-se que sob o pressuposto de retornos constantes de escala (RCE), a exclusão dos cinco *outliers*, elevou o número de DMUs eficientes de um para quatro. Nota-se ainda que essa medida fez com que a eficiência média subisse de 26,6% para 63,1%, reduziu a assimetria da distribuição e diminuiu o peso das caudas. Interpretações análogas são obtidas ao se analisar os resultados sob o pressuposto de retornos variáveis de escala (RVE), em que foram excluídas oito DMUs influentes.

Tabela 3: Estatísticas descritivas dos escores de eficiência

Modelo	# Eficientes	Média	Mediana	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose
DEA – RCE	1	0,266	0,195	0,208	1,867	3,456
<i>Heaviside</i>	4	0,631	0,602	0,217	0,206	-0,805
DEA – RVE	2	0,401	0,336	0,231	1,453	1,330
<i>Heaviside</i>	9	0,726	0,723	0,224	-0,158	-1,124

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos resultados da aplicação das técnicas DEA e *jackstrap*

A Tabela 4 apresenta os escores de eficiência, o tipo de retorno de escala, o alvo para *output* e o principal *benchmark* das 32 Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil, depois da exclusão das oito DMUs classificadas como *outliers*.

Tabela 4: Escores de eficiência, retornos de escala, alvo e *benchmark*

DMU	Eficiência técnica		Eficiência de escala	Retornos de escala	Output		Benchmark
	Global	Pura			Atual	Alvo	
IF Sertão-PE	1,000	1,000	1,000	→	44,953	44,953	IF Sertão-PE
IFRJ	1,000	1,000	1,000	→	37,147	37,147	IFRJ
IFRR	1,000	1,000	1,000	→	49,172	49,172	IFRR
IFSP	1,000	1,000	1,000	→	47,505	47,505	IFSP
IFPA	0,862	1,000	0,862	↑	34,524	34,524	IF Sertão-PE
IFNMG	0,855	0,914	0,935	↑	39,014	42,674	IFSP
IF Sudeste MG	0,846	0,847	0,999	↓	40,285	47,578	IFRR
IFSC	0,797	1,000	0,797	↑	32,165	32,165	IF Sertão-PE
IFES	0,770	0,854	0,903	↓	41,969	49,170	IF Sertão-PE
IF Goiano	0,764	0,824	0,927	↓	39,624	48,078	IFSP
IFB	0,753	1,000	0,753	↑	31,034	31,034	IFSP
IFAM	0,722	1,000	0,722	↑	29,035	29,035	IF Sertão-PE
IFTM	0,711	0,778	0,914	↓	33,788	43,406	IFRJ
IF Farroupilha	0,652	0,726	0,897	↓	35,696	49,170	IFRR
IFBA	0,648	0,719	0,901	↑	27,124	37,701	IF Sertão-PE
IFRS	0,617	0,702	0,878	↓	34,413	49,010	IF Sertão-PE
IFCE	0,587	0,599	0,981	↓	28,636	47,846	IFSP
IFG	0,566	0,633	0,895	↓	31,112	49,170	IFRR
IFF	0,550	0,600	0,917	↑	24,959	41,613	IFRR
IFMA	0,542	0,550	0,986	↑	25,540	46,415	IFSP
IFTO	0,507	0,509	0,997	↓	23,626	46,447	IF Sertão-PE
IFRO	0,503	0,608	0,827	↓	29,882	49,170	IF Sertão-PE

IFC	0,476	0,755	0,631	↓	37,114	49,170	IFSP
IFAL	0,453	0,526	0,861	↑	18,925	36,004	IFRR
IFAC	0,450	0,522	0,861	↓	25,571	48,957	IF Sertão-PE
IFMT	0,425	0,428	0,992	↓	20,558	48,038	IF Sertão-PE
IFPB	0,424	0,425	0,996	↓	19,969	46,938	IF Sertão-PE
IF Baiano	0,393	0,553	0,710	↓	27,199	49,170	IF Sertão-PE
IFPI	0,392	1,000	0,392	↑	15,274	15,274	IFRR
IFSul	0,365	0,443	0,825	↑	15,429	34,841	IFRR
IFMG	0,354	0,462	0,765	↓	22,719	49,152	IFSP
IFMS	0,198	0,244	0,809	↓	11,913	48,764	IFSP
Média	0,631	0,726	0,873				

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos resultados da aplicação da técnica DEA

Nota-se que, sob o pressuposto de retornos constantes de escala, obtiveram máxima eficiência técnica global o IF Sertão-PE, o IFRJ, o IFRR e o IFSP. Segundo aquele critério, o nível médio de ineficiência foi 0,369 (1-0,631), o que significa que as instituições avaliadas poderiam, em média, aumentar a taxa de alunos concluintes em relação aos ingressantes em até 36,9%, sem aumentar os gastos correntes e de investimento por aluno matriculado.

A ineficiência técnica global pode ser causada pela ineficiência técnica pura e/ou pela ineficiência de escala. Para avaliar a influência da escala relaxou-se o pressuposto de retornos constantes. Feito isso, obtiveram-se os escores de eficiência técnica pura, cuja média foi 0,726. Logo, pode-se afirmar que, em média, a ineficiência técnica global, avaliada em 36,9%, se deve mais à ineficiência técnica pura, cotada em 27,4% (1 – 0,726) do que à ineficiência de escala, cuja média foi 12,7% (1 – 0,873). Constata-se também que além do IF Sertão-PE, o IFRJ, o IFRR e o IFSP, apresentaram eficiência técnica pura o IFPA, o IFSC, o IFB, o IFAM e o IFPI.

Também é mostrado na Tabela 4 que quatro Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica (IF Sertão-PE, IFRJ, IFRR e IFSP) apresentaram retornos constantes de escala (→), o que sinaliza que estas organizações, que são *benchmark* para si mesmas, operaram em escala ótima. Assim, elas devem buscar aumentar o *output*, mantendo a proporção de *inputs*.

Dezessete DMUs apresentaram retornos decrescentes de escala (↓), ou seja, operaram acima da escala ótima. Dentre estas, o IFPA, o IFSC, o IFB, o IFAM e o IFPI, que não apresentaram ineficiência técnica pura, precisam adotar políticas que aumentem o *output*, sem incorrer no acréscimo de *inputs*. Para corrigir os problemas das demais, que operaram acima da escala ótima e ainda foram tecnicamente ineficientes, deve-se buscar atingir o alvo referente ao *output* – taxa de alunos concluintes em relação aos ingressantes, espelhando-se nas práticas adotadas pelo principal *benchmark*. Onze DMUs operaram sob retornos crescentes de escala (↑), isto é, operaram abaixo da escala ótima. Já que nenhuma delas apresentou eficiência técnica pura, deve-se perseguir o alvo referente ao *output* e, ainda, procurar reduzir a relação entre *inputs* e *output*.

Cabe destacar que embora a DEA possibilite calcular os escores de eficiência das DMUs, essa técnica, isoladamente, não identifica os fatores que influenciam a eficiência. Assim, para completar a análise, a seguir, estimam-se os coeficientes de um modelo econométrico com o propósito de verificar o efeito de variáveis não discricionárias, as quais, ao menos no curto prazo, não podem ser controladas pelos gestores.

4.3. Determinantes da eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica

Para explicar os determinantes da eficiência técnica pura das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil foram estimados os coeficientes de um modelo de regressão tobit, que utiliza o método de máxima verossimilhança. De acordo com Gurajarati (2006), o modelo de regressão tobit produz estimadores consistentes e não viesados quando a variável dependente é censurada. Esse é o caso dos escores de eficiência calculados por meio da técnica DEA, que são censurados à direta em 1.

Furtado & Campos (2015) concluíram que a relação de ingressos por aluno matriculado e o índice de retenção escolar não impactaram na eficiência dos institutos federais de educação profissional, científica e tecnológica em 2012. Os autores esperavam que a relação de ingressos por aluno matriculado afetasse positivamente a eficiência daquelas instituições, pois este indicador está associado à expansão do ensino. Por outro lado, a expectativa era que o índice de retenção do fluxo escolar influenciasse negativamente a eficiência, já que quanto maior número de alunos retidos, menor é o número de alunos concluintes, o *output* do processo educacional.

Neste trabalho consideram-se como variáveis explicativas da eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil o número de alunos matriculados (MAT); o índice de retenção escolar (IRE); a relação de candidatos por vaga (RCV); o índice de titulação docente (ITD) e a relação de alunos por professor em tempo integral (RAP), as quais estão detalhadas no Quadro 3.

Quadro 3: Variáveis explicativas do modelo de regressão tobit

Variável explicativa	Objetivo	Operacionalização
Número de alunos matriculados (MAT)	Verificar o porte da instituição de ensino	Número total de alunos matriculados
Índice de retenção escolar (IRE)	Quantificar a taxa de retenção do fluxo escolar	$100 \times (\text{Número de alunos retidos} / \text{total de alunos matriculados})$
Índice de titulação docente (ITD)	Apurar a qualidade técnica do corpo docente	$(G \times 1 + A \times 2 + E \times 3 + M \times 4 + D \times 5) / (G + A + E + M + D)$
Relação de candidatos por vaga (RCV)	Medir a concorrência de acesso às vagas disponibilizadas	Número de inscritos nos processos seletivos / total de vagas disponibilizadas
Relação de alunos por professor (RAP)	Mensurar o número de alunos por professor em tempo integral	Número total de alunos matriculados / Número de professores em tempo integral

Fonte: Elaborado pelos autores

Notas: a) No cálculo do índice de titulação docente, atribui-se pesos inteiros de a 1 a 5, respectivamente, ao número de docentes em cada cinco subgrupos: Graduado (G), Aperfeiçoado (A), Especialista (E), Mestre (M) e Doutor (D); b) O número de professores em tempo integral é o número de docentes com 20 horas semanais multiplicado por 0,5 somado ao número de docentes com 40 semanais e com dedicação exclusiva.

Haja vista os possíveis ganhos de escala espera-se que o número de alunos matriculados afete positivamente a eficiência das instituições. Do mesmo que Furtado & Campos (2015), a expectativa é que o índice de retenção escolar afete negativamente a eficiência. Além disso, espera-se que quanto maiores a relação de candidatos por vaga ou o índice de titulação docente ou a relação de alunos por professor em tempo integral, maiores deverão ser os escores de eficiência.

As informações relativas às variáveis explicativas foram extraídas do Relatório de Análise dos Indicadores de Gestão das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, ano-base 2015, que é produzido pelo Tribunal de Contas da União (TCU). Consideraram-se os dados das 32 Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil, as quais não foram classificadas como *outliers*. As estatísticas descritivas dos dados são mostradas na Tabela 5.

Tabela 5: Estatísticas descritivas das variáveis explicativas do modelo de regressão tobit

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-padrão
MAT	4.623	43.197	18.019,156	15.720,500	9.127,477
IRE	23,048	58,748	39,615	39,673	8,893
ITD	3,268	4,216	3,805	3,817	0,255

RCV	1,182	13,769	6,136	5,149	3,3272
RAP	15,102	30,236	22,264	22,731	3,891

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados disponíveis no Relatório de Análise dos Indicadores de Gestão das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, ano-base 2015, produzido pelo TCU.

Assim sendo, foram estimados os coeficientes do modelo dado pela Equação (9):

$$\hat{\delta}_i = \beta_0 + \beta_1 MAT_i + \beta_2 IRE_i + \beta_3 RCV_i + \beta_4 ITD_i + \beta_5 RAP_i + \varepsilon_i \quad (9)$$

Os resultados das estimações são mostrados na Tabela 6. Testes realizados não detectaram problemas de colinearidade, endogeneidade ou heterocedasticidade.

Tabela 6: Efeitos sobre a eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil

Variável	Coeficiente	Erro padrão	Estatística Z	Valor p
Constante	-0,646	0,957	-0,674	0,500
MAT	0,000	0,000	-0,407	0,684
IRE	0,007	0,008	0,882	0,378
ITD	0,171	0,214	0,799	0,424
RCV	0,007	0,015	0,427	0,669
RAP	0,023	0,018	1,286	0,199
X²	7,067			0,216

Fonte: Elaborada pelos autores a partir dos resultados da regressão tobit

No entanto, considerando-se o valor p (0,216), referente à estatística X², conclui-se, ao nível de 5% de significância, que as variáveis dependentes consideradas não explicam a variabilidade dos escores de eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil. De fato, os coeficientes das variáveis MAT, IRE, ITD, RCV e RAP não se mostraram significativos. Esses resultados se assemelham aos obtidos por Furtado & Campos (2015), que mostraram que, em 2012, a relação de ingressos por aluno matriculado e o índice de retenção escolar não impactaram na eficiência dos institutos federais de educação profissional, científica e tecnológica.

5. Considerações finais

Neste artigo avaliou-se a eficiência de 40 Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica do Brasil em 2015. Para isso, empregou-se uma abordagem em dois estágios. No primeiro estágio, usando-se a técnica *jackstrap*, que combina as técnicas de reamostragem *jackknife* e *bootstrap* para identificar possíveis *outliers*, calcularam-se estimadores robustos dos escores de eficiência aplicando-se DEA. Em seguida, por meio de um modelo econométrico, *tobit*, regrediram-se aqueles escores em variáveis não discricionárias que pudessem afetar a eficiência daquelas instituições, ou seja, pretendeu-se não somente determinar o grau de eficiência de uma dada *Decision Making Unit* (DMU), mas sim, detectar variáveis que impactam a eficiência de Instituições Federais de Educação Profissional.

Os resultados obtidos por meio da aplicação da técnica *jackstrap* mostraram que 20% das instituições avaliadas são *outliers*, o que significa que estas, em comparação com as demais, apresentam baixo gasto corrente ou com investimento por aluno matriculado ou elevada relação entre alunos concluintes e ingressantes. Deve-se destacar que a não exclusão dos supracitados *outliers* tornaria a fronteira de produção artificialmente superestimada, ou seja, os resultados gerados seriam viesados. Excluídos esses *outliers*, por meio da técnica DEA, foram calculados escores de eficiência e identificados o tipo de retorno de escala, o alvo para *output* e o principal *benchmark*, os quais apontam alternativas que podem contribuir para aumentar a eficiência daquelas Instituições Federais de Educação Profissional.

Diante do exposto, destaca-se que as estimativas do modelo de regressão tobit sugerem que a eficiência das instituições avaliadas não é influenciada pelo número de alunos matriculados, índice de retenção escolar, relação de candidatos por vaga, índice de titulação docente ou relação de alunos por professor em tempo integral.

A extensão dos métodos aqui empregados a instituições de ensino fundamental, médio ou superior é um interessante caminho para dar continuidade a essa pesquisa. Além disso, trabalhos futuros poderão investigar a relação entre a eficiência das Instituições Federais de Educação Profissional, Científica e Tecnológica e o desempenho de seus estudantes no Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM). Afinal, instituições educacionais eficientes não necessariamente promovem uma educação de qualidade.

Referências

Ahamed, S. K., Naidu, M. M., & Subba Rami Reddy, C. (2015). Outliers in Data Envelopment Analysis. *IJCSS*, 9(3), 164-73.

Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management science*, 39(10), 1261-1264.

Almeida, A. T. C., & Almeida Filho, Á. C. Eficiência técnica da gestão das escolas federais de educação básica no Brasil. *Ciências Sociais em Perspectiva*, 13(25).

Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, 30(9), 1078-1092.

Banker, R. D., Cooper, W. W., Seiford, L. M., Thrall, R. M., & Zhu, J. (2004). Returns to scale in different DEA models. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 345-362.

Bogetoft, P., & Otto, L. (2010). *Benchmarking with Dea, Sfa, and R* (Vol. 157). Springer Science & Business Media.

Boyd, T., Boyd, T., Docken, G., Docken, G., Ruggiero, J., & Ruggiero, J. (2016). Outliers in data envelopment analysis. *Journal of Centrum Cathedra*, 9(2), 168-183.

Brian, K. (2007). *OECD Insights Human Capital How what you know shapes your life: How what you know shapes your life*. OECD publishing.

Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.

Cook, W. D., Tone, K., & Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega*, 44, 1-4.

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

Federal, S. (1988). Constituição da república federativa do Brasil. *Brasília: Senado*.

Ferreira, C. M. D. C., & F; Gomes, A. P. (2009). *Introdução à análise envoltória de dados: teoria, modelos e aplicações*. UFV.

Furtado, L. L., & Campos, G. M. (2015). Grau de eficiência técnica dos institutos federais de educação, ciência e tecnologia e a relação dos custos, indicativos de expansão e retenção junto aos escores de eficiência. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade (REPeC)*, 9(3).

Gujarati, D. N. (2006). *Econometria Básica*. Tradução Maria José Cyhlar Monteiro.

Hanushek, E. A., & Woessmann, L. (2008). The role of cognitive skills in economic development. *Journal of economic literature*, 46(3), 607-668.

Liu, J. S., Lu, L. Y., Lu, W. M., & Lin, B. J. (2013). A survey of DEA applications. *Omega*, 41(5), 893-902.

Pacheco, E. M. (2008). Bases para uma Política Nacional de EPT. *Recuperado em: <http://portal.mec.gov.br/setec/arquivos/pdf2/artigos_bases.pdf>*, 10, 295-312.

Psacharopoulos, G., & Patrinos, H. A. (2004). Returns to investment in education: a further update. *Education economics*, 12(2), 111-134.

Ramos, R. E., & Ferreira, G. M. (2007). Analisando retornos de escala usando DEA: um estudo em Instituições de Ensino Tecnológico no Brasil. *Gepros: Gestão da Produção, Operações e Sistemas*, 2(4), 25.

Rodrigues, A. C. (2015). Determinantes da (in)eficiência dos gastos públicos em educação dos municípios mineradores de Minas Gerais. Dissertação (Mestrado em Administração Pública). UFV.

Schettini, B. P. (2014). *Eficiência técnica dos municípios Brasileiros na educação pública: Escores robustos e fatores determinantes* (No. 2001). Texto para Discussão, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA).

Simar, L., & Wilson, P. W. (2007). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of econometrics*, 136(1), 31-64.

Sousa, M. D. C. S. D., & Souza, J. C. F. (2014). Escores robustos de eficiência e seus determinantes: o caso das agências do banco do Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, 44(1), 37-69.

Sousa, M. D. C. S. D., & Stošić, B. (2005). Technical efficiency of the Brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. *Journal of Productivity analysis*, 24(2), 157-181.

TCU – Tribunal de Contas da União. (2013). Auditoria Operacional: Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica.