

A EFICIÊNCIA DAS INSTITUIÇÕES DE ENSINO SUPERIOR PÚBLICAS E PRIVADAS PARA O CURSO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

Felipe César Marques¹

Marcia Regina Gabardo da Camara²

O artigo tem como objetivo avaliar a eficiência das instituições de ensino superior (IES) públicas e privadas em relação ao seu potencial de agregar conhecimento acadêmico aos alunos concluintes em ciências econômicas em 2015, a partir de um modelo de análise envoltória de dados (DEA) em dois estágios, com base no desempenho dos alunos na prova do Enade. Emprega-se no trabalho a decomposição do DEA em dois componentes: um relativo ao desempenho do aluno, e outro relacionado à eficiência das IES; como *input*, foi utilizada a nota esperada dos alunos na prova do Enade, calculada a partir de um modelo de regressão hierárquico de três níveis, controlando para fatores pessoais e socioeconômicos. Para a obtenção de fronteiras de eficiência robustas foi utilizado também o método Jackstrap para identificação de *outliers*. Os resultados indicam a inexistência de diferenças significativas de eficiência nas instituições públicas e privadas e seus alunos. Considerando a eficiência conjunta de aluno e IES, a maior parte da ineficiência encontrada advém do desempenho dos estudantes. No segundo estágio, a única variável que apresentou significância estatística na determinação da eficiência média das IES foi o percentual de professores doutores.

Palavras-chave: DEA em dois estágios, Jackstrap, Ensino Superior.

PUBLIC AND PRIVATE HIGHER EDUCATION INSTITUTIONS EFFICIENCY IN ECONOMICS GRADUATION

The objective of the paper is to evaluate public and private higher education institutions' (HEI) efficiency regarding their potential to aggregate academic knowledge to economics senior students in 2015, from a two-stage data envelopment analysis (DEA) model, based on students' performance in the Enade test. It is applied the decomposition of DEA in two components: one concerned to pupil's performance and another one related to HEIs efficiency; as an input, it is used the predicted score from the students in the Enade test, calculated from a three level hierarchical regression model, controlling for personal and socioeconomic factors. In order to obtain a robust efficient frontier, it was also used the Jackstrap method for outlier detection. Results indicate the inexistence of significant differences in the efficiency of public and private institutions and their pupils. Considering the aggregate efficiency of students and HEIs, most of the inefficiency found is related to students' performance. On the second stage, the sole variable that showed statistical significance to determine the average efficiency of the HEIs is the percentage of PhD. professors.

Keywords: Two-stage DEA, Jackstrap, Higher Education.

Área 8: Microeconomia, Métodos Quantitativos e Finanças

Classificação JEL: C14; I21

¹ Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Universidade Estadual de Maringá (PCE-UEM).

² Professora do Programa de Pós-Graduação em Economia Regional da Universidade Estadual de Londrina (PPE-UEL).

1. INTRODUÇÃO

No início dos anos 2000 verificou-se no Brasil o crescimento acelerado no acesso ao ensino superior. Entre 2002 e 2015, houve crescimento de 122% no total de cursos superiores ofertados no país. Além do investimento público, observa-se desde meados da década de 1990 uma forte expansão das instituições privadas, que correspondem a 73% do total de matrículas no ano de 2015 (INEP, 2016). Ainda assim, segundo relatório da OCDE (2016), o país apresenta baixa formação superior quando comparado aos dados internacionais. Apenas 16% da população brasileira na faixa etária 25-34 anos concluiu o ensino superior, valor muito distante da líder Coreia do Sul (69%) e de países em desenvolvimento como México (21%) e Colômbia (27%).

Diante da necessidade de reavaliar o ensino superior no país, surge o interesse na análise das Instituições de Ensino Superior (IES) atuantes no Brasil, em busca de possíveis fontes de ineficiência e possibilidades de aprimoramento. Se por um lado, a literatura da eficiência costuma apontar as instituições privadas como mais eficientes, devido ao fato de estarem expostas às forças de mercado (OSÓRIO et al., 1998; MANCEBÓN; MUÑIZ, 2008), por outro, há muito tempo no país, as universidades públicas são apontadas como instituições de excelência, gozando de grande prestígio social.

Este trabalho propõe-se, portanto, a analisar a eficiência das IES brasileiras, com enfoque na comparação das instituições públicas e privadas para o curso de ciências econômicas. Alguns estudos já foram realizados no país na tentativa de avaliar a eficiência pública e privada do ensino superior. Em geral, estes trabalhos têm apontado para a maior eficiência das IES privadas (FAÇANHA; MARINHO, 2001; FRANÇA, 2004; COELHO JÚNIOR, 2011; WAGNER, 2011). No entanto, todos estes trabalhos utilizam dados agregados relativos às IES, desconsiderando desta forma as diferenças de eficiência que podem existir em uma mesma instituição, entre seus diferentes cursos, bem como o papel atribuído aos alunos no processo educacional. Dessa forma, o presente estudo contribui com a análise do ensino superior público e privado, ao avaliar e quantificar a eficiência das IES em economia, a partir de uma nova abordagem, proposta por Thanassoulis e Portela (2002), que permite a decomposição da eficiência em fatores relacionados ao desempenho do aluno e à eficiência da IES.

O trabalho desenvolve-se a partir da base de dados do Exame Nacional de Desempenho de Estudantes (Enade), referente aos alunos concluintes no curso de Ciências Econômicas de 2015. A escolha do curso justifica-se por sua heterogeneidade, que inclui na análise 60 IES públicas e 39 privadas, variando entre 25 e 314 alunos por IES, e ainda assim possuindo um total relativamente baixo de alunos (6.854), o que permite a aplicação de ferramentas computacionalmente intensivas com relativa facilidade.

Para atingir suas finalidades, este estudo está dividido em cinco seções. Além desta introdução, a segunda seção trata dos conceitos da eficiência, explicitando a técnica da análise envoltória de dados, a decomposição da eficiência entre alunos e instituições, a detecção de observações influentes e a obtenção de uma fronteira de eficiência robusta com o método Jackstrap e a forma de obter inferências válidas a partir da análise envoltória de dados em dois estágios, por meio do algoritmo de Simar e Wilson (2007).

A terceira seção discute a base de dados, a metodologia e o tratamento dos dados a serem utilizados no trabalho. A quarta seção analisa os resultados obtidos, apresentando a análise econométrica multinível e os diferentes índices de eficiência calculados para alunos e IES públicas e privadas, a discussão acerca destes resultados e também os resultados econométricos do segundo estágio. Por fim, a última sessão apresenta as considerações finais do estudo, suas limitações e potenciais oportunidades para futuros trabalhos a respeito do tema abordado.

2. A MENSURAÇÃO DA EFICIÊNCIA POR MEIO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

O conceito da eficiência, no contexto da produção, refere-se à possibilidade de obter o maior produto (benefício) possível de uma quantidade escassa de insumos (recursos).

Em termos práticos, a análise envoltória de dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) é um exercício de estimação da fronteira de eficiência. O DEA parte do pressuposto da existência de um número finito (I) de unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units* – DMUs), que realizam atividades similares, utilizando diferentes combinações dos N insumos disponíveis, e convertendo-os em

M diferentes produtos. Estas unidades são então comparadas entre si e avaliadas de acordo com sua eficiência relativa. O primeiro modelo, inicialmente proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) – DEA CCR - apresenta orientação a insumos e pressupõe retornos constantes à escala, é dado pelo seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned} \text{Min}_{\{\theta, \lambda\}}: & \quad \theta \\ \text{Sujeito a:} & \quad -q_i + Q\lambda \geq 0, \\ & \quad \theta x_i - X\lambda \geq 0, \\ & \quad \lambda \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

Onde Q representa a matriz $N \times I$ formada pelos vetores de insumo de todas as DMUs avaliadas, e X é a matriz $M \times I$ dos vetores de produtos das DMUs; já q_i e x_i referem-se aos insumos e produtos utilizados pela DMU i avaliada. Por fim, λ é o vetor de pesos a ser calculado. A ideia central do DEA é permitir a própria amostra determinar os pesos atribuídos a cada uma das DMUs; neste problema matemático é escolhido sempre o conjunto de pesos mais favoráveis a cada DMU em particular.

Posteriormente, Banker, Charnes e Cooper (1984) expandiram o modelo DEA-CCR mediante a possibilidade do cálculo de retornos variáveis de escala, ao incluir uma restrição de convexidade: $\Pi' \lambda = 1$, no qual Π é um vetor composto por valores unitários. Este modelo, denominado DEA-BCC, em sua orientação a produtos, é dado por:

$$\begin{aligned} \text{Max}_{\{\phi, \lambda\}}: & \quad \phi \\ \text{Sujeito a:} & \quad -\phi q_i + Q\lambda \geq 0, \\ & \quad x_i - X\lambda \geq 0, \\ & \quad \Pi' \lambda = 1, \\ & \quad \lambda \geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

2.1. A decomposição da eficiência

De acordo com Thanassoulis et al. (2016), os trabalhos relativos à eficiência educacional podem ser classificados em dois grandes grupos, diferenciados em relação à base de dados: os trabalhos que utilizam dados agregados das instituições de ensino, mais comuns, e aqueles que usam dados desagregados, relativos aos alunos, mais escassos devido a problemas relacionados à disponibilidade de dados e à intensidade computacional exigida. Os autores destacam ainda que, levando em consideração a maior desagregação dos dados ao nível dos alunos, a análise destes dados é capaz de prover um maior número de informações.

A aplicação da Análise Envoltória de Dados para medida da eficiência na área educacional é uma técnica amplamente difundida. Porém, a maior parte dos trabalhos na área possui foco de avaliação apenas no nível escolar, supondo assim que toda possível causa de ineficiência é decorrente da instituição de ensino, ignorando a parcela de responsabilidade devida aos estudantes neste processo. A avaliação única da eficiência com base nas instituições de ensino não consegue captar possíveis variações existentes dentro de uma mesma instituição, visto que esta se esconde atrás da média (GOLDSTEIN, 1997).

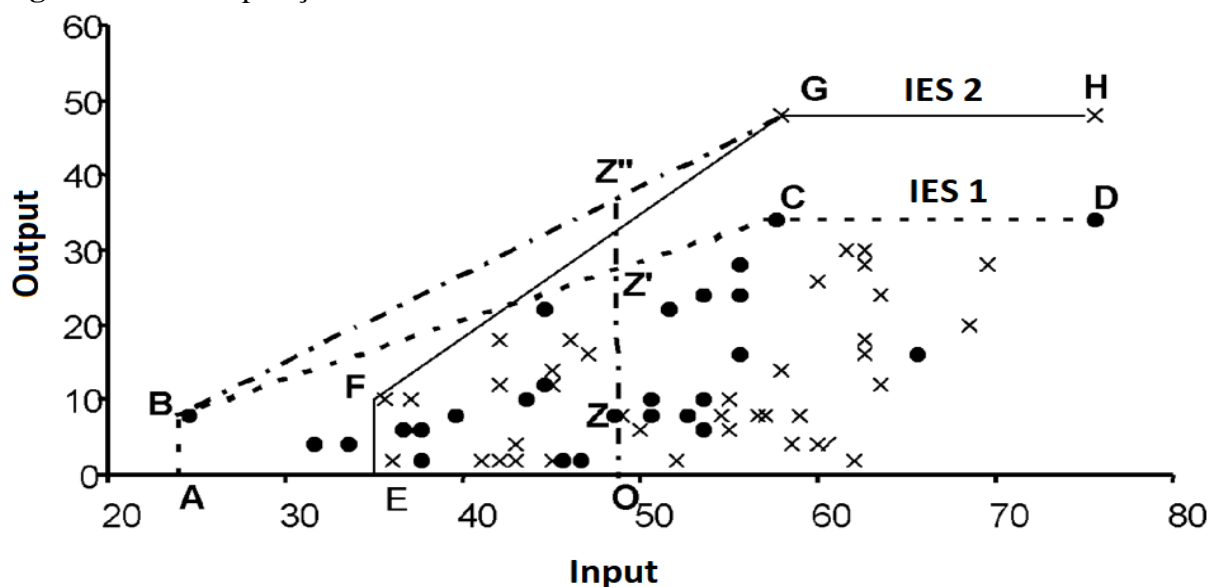
Neste sentido, Thanassoulis e Portela (2002) desenvolveram um novo critério de avaliação, a partir da metodologia DEA, que permite mensurar a participação de ambos agentes neste processo, ao decompor o nível de eficiência em duas parcelas – uma parcela relativa à eficiência da instituição de ensino, e outra correspondente à eficiência e à motivação do estudante. A ilustração desta metodologia é apresentada na Figura 1.

Considere as instituições de ensino IES1, cujos alunos são representados por pontos, e IES2, cujos alunos são representados por cruces. Desta forma, a linha tracejada ABCD representa a fronteira de eficiência local para os alunos da IES1; a linha contínua EFGH, por sua vez, corresponde à fronteira de eficiência local dos alunos da IES2.

Seja Z um determinado aluno da IES1. Sua eficiência em relação à IES em que estuda (eficiência do aluno - EF_A) capta apenas o efeito de seu esforço e motivação, e será igual a 1, caso o estudante situe-se na fronteira local de sua IES. Esta medida é dada então pela razão:

$$EF_A = OZ/OZ' \quad (3)$$

Figura 1 – Decomposição da eficiência técnica entre alunos e IES



Fonte: Adaptado de Thanassoulis e Portela (2002).

Já, o segmento ABGH refere-se à fronteira de eficiência global, que considera os alunos de ambas as instituições. Neste caso, situar-se na fronteira global depende não apenas do desempenho do aluno, mas também da eficiência da IES em que estuda. Para o aluno Z, seu coeficiente de eficiência em relação à fronteira global (eficiência conjunta do aluno e instituição - EF_C) será:

$$EF_C = OZ/OZ'' \quad (4)$$

Alterando o foco de análise para as IES, observa-se que o segmento $Z'Z''$ representa a distância entre as fronteiras local e global da instituição IES1, sob o ponto de vista do aluno Z. Deste modo, pode-se isolar a eficiência devida apenas à IES1 em relação à fronteira global (eficiência da instituição - EF_I) da seguinte forma:

$$EF_I = OZ'/OZ'' = EF_C/EF_A \quad (5)$$

2.2. Detecção de *outliers* no DEA: método Jackstrap

A principal desvantagem no uso da análise envoltória de dados consiste no fato de que esta técnica não leva em considerações perturbações aleatórias nos dados. Na ótica do DEA, desvios em relação à fronteira de produção representam apenas ineficiência. (SCHETTINI, 2014).

Dessa forma, a aplicação direta do DEA, sem uma prévia inspeção nos dados pode comprometer a credibilidade dos *scores*, pois as fronteiras de eficiência são muito sensíveis ao tamanho da amostra, à quantidade de insumos e produtos definidos, e especialmente, à existência de observações discrepantes (SAMPAIO DE SOUSA; STOSIC, 2015).

Visando a obtenção de índices de eficiências robustos, que não dependam da inspeção manual dos dados, inviabilizado em grandes amostras, Stosic e Sampaio de Sousa (2003) desenvolveram uma nova técnica de detecção de *outliers*, computacionalmente intensiva, denominada Jackstrap, combinando elementos das técnicas de Jackknife e Bootstrap, que calcula o efeito da remoção de uma DMU sobre os *scores* de eficiência no restante da amostra (alavancagem). Formalmente, a alavancagem é definida como o desvio padrão dos índices de eficiência antes e após a remoção de uma observação.

A aplicação do Jackstrap segue o seguinte algoritmo:

1. Seleciona-se aleatoriamente um subconjunto de L DMUs. Os autores sugerem que L contenha entre 10% e 20% do número total de K DMUs. Calcula-se o índice de eficiência de cada DMU, considerando toda a subamostra, e posteriormente, retirando uma DMU de cada vez, recalcula-se os *scores* das L-1 observações. Define-se então a alavancagem $\tilde{\ell}_j$ de cada DMU selecionada:

$$\tilde{\ell}_j = \sqrt{\frac{\sum_{l=1, l \neq j}^L (\theta_{lj}^* - \theta_l)^2}{L-1}} \quad (6)$$

Onde θ_{lj}^* corresponde ao *score* da DMU l quando retirada a j -ésima DMU e θ_l é o *score* da DMU l , considerando toda a subamostra L .

2. Repete-se o passo 1 acima B vezes, acumulando os valores das alavancagens obtidas nas diferentes subamostras aleatórias ($\tilde{\ell}_{jb}$). B deve ser suficientemente grande para que cada DMU seja selecionada n_j vezes (onde $n_j \approx BL/K$).
3. Calcula-se a alavancagem média para cada DMU:

$$\tilde{\ell}_k = \frac{\sum_{b=1}^{n_j} \tilde{\ell}_{jb}}{n_j} \quad (7)$$

4. Obtém-se a alavancagem média global:

$$\tilde{\ell} = \frac{\sum_{k=1}^K \tilde{\ell}_k}{K} \quad (8)$$

Entre as propostas apresentadas pelos autores para a detecção e tratamento dos *outliers* com base nas alavancagens calculadas, aquela que apresentou o melhor resultado em recuperar a distribuição dos índices de eficiência originais, após a inclusão de *outliers* em seus experimentos, foi a função *heaviside*, que define a seguinte regra de corte, levando em consideração o tamanho da amostra:

$$P(\tilde{\ell}_k) = \begin{cases} 1, & \tilde{\ell}_k \leq \tilde{\ell} \log K, \\ 0, & \tilde{\ell}_k > \tilde{\ell} \log K \end{cases} \quad (9)$$

Sampaio de Sousa e Stosic (2005) consideram que a função *heaviside* providencia uma aproximação razoável do número de *outliers*.

2.3. DEA em dois estágios

Outro método comumente empregado na literatura da eficiência é a combinação do DEA com técnicas econométricas (método semiparamétrico ou método de dois estágios). Normalmente, o método de dois estágios envolve o uso dos *scores* de eficiência obtidos com o DEA como variável endógena em um modelo de regressão truncado ou censurado, no qual as variáveis explicativas são ambientais e não discricionárias (BOUERI, 2015).

Alguns problemas existentes nesta abordagem são explicitados por Simar e Wilson (2007). Primeiramente, os índices de eficiências obtidos no primeiro estágio são estimativas dos verdadeiros índices (não observáveis), construídos a partir de combinações lineares de outros elementos da amostra, e portanto, são serialmente correlacionados, de uma forma intrincada e desconhecida. Em segundo lugar, podem existir altas correlações entre os insumos e produtos do primeiro estágio, e as variáveis explicativas no segundo estágio, o que por sua vez implica que o termo de erro da regressão também seja correlacionado com estas variáveis.

Ainda segundo os autores, as estimativas de máxima verossimilhança para os parâmetros do segundo estágio serão consistentes (ambos os problemas são mitigados assintoticamente), mas apresentam uma taxa de convergência muito mais lenta que as usuais, comprometendo as técnicas usuais de inferência.

Simar e Wilson (2007) propõem uma nova abordagem, visando a obtenção de inferências consistentes válidas no segundo estágio dos métodos semiparamétricos. O algoritmo proposto pelos autores é:

1. Obter ϕ_i para $i = 1, 2, \dots, I$ por meio do DEA
2. Utilizando apenas as DMUs não eficientes ($\phi_i > 1$), realizar a regressão truncada $\phi_i = z_i \beta + \varepsilon_i$, e obter estimativas para $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon$.
3. Gerar resíduos artificiais ε_i^b a partir de uma distribuição normal truncada à esquerda em $(1 - z_i \hat{\beta})$, com média 0 e desvio-padrão $\hat{\sigma}_\varepsilon$.
4. Computar $\phi_i^* = z_i \hat{\beta} + \varepsilon_i^b$.

5. Realizar uma nova regressão truncada, utilizando como variável dependente os valores de ϕ_i^* , obtidos em 4, gerando estimativas de $\hat{\beta}^*$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^*$.
6. Repetir os passos 3 a 5 L vezes, obtendo o conjunto de estimativas de bootstrap $\mathcal{A} = \{(\hat{\beta}^*, \hat{\sigma}_\varepsilon^*)\}_{b=1}^L$.
7. Com base nos valores de \mathcal{A} e as estimativas originais de $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon$, construir intervalos de confiança para cada elemento de β e para σ_ε .

3. BASE DE DADOS E METODOLOGIA

A base de dados utilizada no trabalho consiste nos microdados Enade de 2015, referente aos alunos concluintes do curso de Ciências Econômicas, e nos microdados do Censo de Educação Superior de 2015. Ambos podem ser encontrados na plataforma de microdados disponibilizada pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira – Inep.

O desenvolvimento do trabalho é realizado em quatro etapas. Na primeira delas estima-se, por meio de um modelo hierárquico, uma função relacionando a nota objetiva de formação específica obtida pelos alunos concluintes em ciências econômicas aplicadas no Enade 2015 e suas respectivas características pessoais e socioeconômicas.

Embora representem uma importante ferramenta de análise para pesquisadores e formuladores de políticas, considera-se aqui que os alunos possuem, de fato, poucos incentivos para responderem corretamente a todas as questões propostas pelo Enade. Este argumento ganha força quando se analisa as questões em branco, ou notas zero na parte discursiva da prova. Após uma seleção preliminar dos dados, excluindo da amostra alunos que não responderam às questões socioeconômicas necessárias, respondentes indígenas, devido sua baixa representatividade, e aqueles que não estiveram presentes na prova ou com o resultado invalidado, restaram na amostra 7.628 alunos concluintes em Ciências Econômicas. Deste total, 933 obtiveram nota zero na parte discursiva da prova de formação geral, sendo 901 destas provas em branco; 1.930 alunos obtiveram nota zero na parte discursiva da prova de componente específico, foram 1.536 destas provas em branco. Em contrapartida, foram contabilizados apenas 47 notas zero na parte objetiva de formação geral e 20 no componente específico.

Desta forma, optou-se por considerar apenas a parte objetiva da prova como objeto de análise, visando minimizar os possíveis efeitos desta falta de incentivo. Portanto, excluiu-se também da amostra alunos com nota zero na parte objetiva no Enade. Finalmente, também se optou por desconsiderar alunos provenientes de IES com menos de 25 alunos concluintes, para obter uma estimação mais robusta das fronteiras de eficiência.

O modelo hierárquico utilizado é representado por três níveis - aluno, IES e categoria administrativa das instituições (pública ou privada), e fica definido da seguinte forma:

$$\text{nota_ce}_{ijk} = \alpha + X_{ijk}\beta + D_{ijk}\gamma + u_{jk}^{(2)} + u_k^{(3)} + \varepsilon_{ijk} \quad (10)$$

Onde a variável independente nota_ce_{ijk} corresponde à nota objetiva do componente específico da prova do aluno i , matriculado na IES j , pertencente à categoria administrativa k . X refere-se a um vetor de variáveis que contém idade e nota objetiva de formação geral, e D ao vetor de variáveis *dummy*, que inclui sexo, moradia, cor, renda familiar, trabalho, educação dos pais, ensino médio e frequência de estudo, de determinado aluno i , da instituição j , e categoria k . Como variáveis *dummy* omitidas foram definidas: homem, mora sozinho/outras moradias, branco ou amarelo, até 1,5 salários mínimos, não trabalha, nível educacional dos pais até o 9º do ensino fundamental, ensino médio em escola pública e estuda no máximo sete horas por semana.

Por fim, $u_{jk}^{(2)}$ representa o efeito aleatório do segundo nível, referente a região geográfica da instituição j , de categoria k , e $u_k^{(3)}$ é o intercepto aleatório de terceiro nível (categoria administrativa tipo k). Assume-se adicionalmente que: $\varepsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$; $u_{jk}^{(2)} \sim N(0, \sigma_2^2)$; $u_k^{(3)} \sim N(0, \sigma_3^2)$; e que ε_{ijk} , $u_{jk}^{(2)}$, $u_k^{(3)}$ sejam independentes.

Miranda et al. (2015) constataram, a partir de um levantamento de 52 artigos nacionais e internacionais sobre o desempenho acadêmico na área de negócios, que o conhecimento anteriormente acumulado do estudante foi a variável que apareceu com maior frequência entre os resultados significantes. Devido à impossibilidade de obter dados relacionados ao desempenho escolar anterior dos alunos, a nota de formação geral do estudante na prova do Enade foi utilizada como variável independente, tratada como *proxy* do conhecimento prévio do aluno. A utilização desta *proxy* tem como base o argumento de Moriconi e Nascimento (2014):

Existe uma diferença entre os resultados relativos ao Componente Específico e à Formação Geral (...) O curso em que o aluno está ajuda a explicar muito mais a nota no Componente Específico (...) No caso da Formação Geral (...) por serem conhecimentos de cunho geral, dependerão muito mais do *background* do aluno e do ambiente no qual ele está inserido do que de quaisquer tipos de atividades que ele desenvolva no curso de ensino superior (MORICONI; NASCIMENTO, 2014, p. 268).

Ainda assim, deve-se considerar o potencial problema de endogeneidade na utilização desta variável, que capta não apenas os efeitos diretamente observados da formação geral do aluno, mas também de sua capacidade e habilidades intrínsecas, não observáveis e que, portanto, exigem o devido cuidado nas inferências do parâmetro desta variável.

Na segunda etapa utiliza-se o método Jackstrap, descrito na sessão anterior, a partir da análise envoltória de dados com retornos variáveis de escala e orientação ao produto, considerando o índice de eficiência conjunta (EF_C) definido anteriormente. Como ponto de corte, considera-se a função *heaviside*.

Em seguida, aplica-se o método de decomposição da eficiência técnica de Thanassoulis e Portela (2002), exposta na seção anterior, na base de dados. Como produto, emprega-se a nota objetiva do componente específico (variável dependente da regressão estimada), considerada como indicador do conhecimento acadêmico adquirido pelos alunos ao final da graduação.

Entretanto, como apontam Sampaio e Guimarães (2009), este produto é um reflexo não apenas da qualidade e eficiência da IES, mas também envolve fatores pessoais e sociais, cognitivos e demográficos dos alunos. Portanto, o valor esperado da nota dos alunos estimado na regressão é empregado como insumo na análise, visando o controle destes fatores. Dessa forma, a eficiência de cada estudante – e IES – será dada com base no termo de erro da regressão estimada ($\hat{\epsilon}_{ijk}$), interpretada como a parcela do desempenho acadêmico do aluno não explicada pelos fatores externos considerados.

O modelo utilizado no trabalho é o DEA-BCC, apresentado na equação (2), que supõe retornos variáveis de escala e orientação a produto. São realizados 100 procedimentos DEA: um para cada uma das 99 IES (fronteira local) e um para todo o conjunto de dados (fronteira global).

Finalmente, na quarta etapa, procura-se identificar possíveis fatores que expliquem os índices de eficiência das IES. Para tanto, a eficiência média de cada IES (\overline{EF}_I) é utilizada como variável dependente em um modelo de regressão truncada, a partir do método proposto por Simar e Wilson (2007) para obtenção de inferências válidas. Como variáveis explicativas são usadas as razões professor/aluno, receita/aluno e a porcentagem de professores doutores de cada IES; onde a receita é dada pela soma da receita própria, o valor das transferências e de outras receitas declaradas pelas IES. Cabe destacar aqui que as informações utilizadas nesta etapa são referentes aos valores declarados pelas instituições no Censo da Educação Superior de 2015, e refletem as características globais da Instituição, e não apenas ao curso de ciências econômicas.

4. RESULTADOS

4.1. Análise preliminar dos dados

Após a seleção dos dados descrita na metodologia, restaram 4.506 alunos distribuídos em 60 IES públicas, e 2.348 alunos matriculados em 39 IES privadas, totalizando, portanto, 6.854 alunos e 99 instituições. As informações dos dados estão presentes na Tabela 1.

Tabela 1 – Alunos concluintes em Ciências Econômicas no Brasil – Instituições públicas e privadas - 2015

Variáveis	Público (4.506)		Privado (2.348)	
	Média	Desv. Pad.	Média	Desv. Pad.
Variável Dependente				
Nota Objetiva Componente Específico	40,44	15,94	40,96	16,57
Variáveis Independentes				
Nota Objetiva Formação Geral	63,31	19,71	59,94	20,11
Idade	26	5,24	25	5,15
Variáveis Dummy	Soma	%	Soma	%
Sexo				
Mulheres	1.940	43,05	894	38,07
Homens	2.566	56,95	1.454	61,93
Cor				
Negro	318	7,06	111	4,73
Pardo	1.322	29,34	430	18,31
Branco ou Amarelo	2.866	63,60	1.807	76,96
Moradia				
País / Parentes	2.690	59,70	1.677	71,42
Cônjuge e/ou filho(s)	789	17,51	323	13,76
Sozinho / Outros	1.027	22,79	348	14,82
Renda Familiar				
Até 1,5 SM	388	8,61	79	3,36
1,5 SM - 3 SM	807	17,91	259	11,03
3 SM - 4,5 SM	791	17,55	314	13,37
4,5 SM - 6 SM	593	13,16	285	12,14
6 SM - 10 SM	838	18,60	467	19,89
10 SM - 30 SM	881	19,55	601	25,60
Acima de 30 SM	208	4,62	343	14,61
Trabalho				
Não trabalha	1.734	38,48	632	26,92
Trabalho até 20h	437	9,70	167	7,11
Trabalho acima de 20h	2.335	51,82	1.549	65,97
Educação dos Pais				
Até o 5º ano	550	12,21	187	7,96
Até o 9º ano	407	9,03	221	9,41
Ensino Médio	1.542	34,22	707	30,11
Superior/Pós Graduação	2.007	44,54	1.233	52,51
Educação / Estudos				
Ensino Médio Público	2.307	51,20	1.046	44,55
Ensino Médio Privado	2.199	48,80	1.302	55,45
Estuda até 7 hrs semanais	3.537	78,50	1.832	78,02
Estuda mais de 7 hrs	969	21,50	516	21,98
Variáveis IES	Soma	%	Soma	%
Região				
Norte	438	9,72	30	1,28
Nordeste	1.075	23,86	159	6,77
Centro-Oeste	372	8,26	79	3,36
Sudeste	1.669	37,04	1.614	68,74
Sul	952	21,13	466	19,85

Fonte: Elaboração própria, a partir de dados do Inep.

Verifica-se semelhante nota média do componente específico para as IES públicas e privadas, enquanto os alunos das IES públicas obtiveram, em média, nota ligeiramente superior na prova de formação geral. Predomina na amostra alunos homens, e que moram com os pais, ou parentes. Alunos brancos ou asiáticos também são maioria, especialmente nas instituições privadas, onde correspondem a mais de 75% do total de estudantes.

Com relação à renda familiar dos alunos, a faixa de renda predominante em ambos os grupos é entre 10 a 30 salários mínimos; entre as IES privadas, mais de 40% dos alunos possui renda familiar superior a 10 salários mínimos. Mais da metade da amostra declara trabalhar mais de 20h semanais. Um número maior de alunos das instituições públicas pode se dedicar exclusivamente aos estudos (38%). A maior parte dos alunos possui ao menos um dos pais com ensino superior, sendo que entre os estudantes das IES privadas, este número ultrapassa os 50%. Já em relação ao ensino médio dos estudantes, a amostra é equilibrada entre aqueles que estudaram a maior parte do tempo em escolas públicas ou em escolas privadas. Apenas um quinto dos discentes tinha como hábito estudar mais de sete horas semanais. Observa-se também a concentração regional. Aproximadamente um terço dos alunos das IES públicas, e dois terços dos alunos das Instituições privadas realizaram seus estudos na região Sudeste.

4.2. Modelo hierárquico

Os parâmetros da regressão estimada estão apresentados na Tabela 2, bem como o erro padrão das variáveis e as estimativas das variâncias dos efeitos aleatórios de segundo e terceiro nível.

Tabela 2 – Resultado do modelo de regressão hierárquico: nota dos alunos

Variável	Coeficiente		Erro Padrão
Formação geral	0,22779	*	0,00866
Idade	-0,17308	*	0,03807
Mulher	-3,43155	*	0,34471
Negro	-1,26518	***	0,71189
Pardo	-0,36701		0,41545
Pais/Parentes	-0,36211		0,44521
Cônjuge/Filhos	0,13457		0,61117
1,5 SM - 3 SM	1,61848	**	0,76384
3 SM - 4,5 SM	2,15237	*	0,78416
4,5 SM - 6 SM	2,98762	*	0,83218
6 SM - 10 SM	3,96056	*	0,80638
10 SM - 30 SM	4,95640	*	0,83713
Acima de 30 SM	4,21126	*	1,01123
Trabalha até 20h	-1,30940	**	0,62044
Trabalha acima de 20h	-2,43985	*	0,38931
Pais 9º ano	0,53410		0,74473
Pais médio	0,68308		0,60821
Pais superior	0,71491		0,65493
Médio privado	-0,54371		0,41260
Estuda mais de 7h	2,48543	*	0,41018
Constante	39,82439	*	1,04665
Parâmetros de efeito aleatório	Estimativa		Erro padrão
$\hat{\sigma}_3^2$	1,07E-11		2,96E-10
$\hat{\sigma}_2^2$	29,42419		4,93840
$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$	180,03260		3,10039

Nota: *p<0,01; **p<0,05; ***p<0,1.

Fonte: Elaboração própria.

A nota de formação geral, empregada como o desvio em relação à nota média, captando o conhecimento prévio do aluno, mostra-se positivo e significativo ao nível de 1%. A variável idade, também utilizada aqui como o desvio da idade média dos estudantes (26 anos) é igualmente significativa em 1% e negativa, indicando que alunos concluintes em ciências econômicas mais velhos que a média possuem desempenho inferior na prova de componente específico do Enade.

As variáveis *dummy* referentes ao sexo e a cor dos alunos são significativas e negativas. Quando comparado com alunos homens, as mulheres tendem a apresentar desempenho inferior, bem como negros (significante a 10%), em comparação com brancos ou amarelos, mantendo demais fatores constantes; alunos pardos não apresentaram desempenho estatisticamente diferenciado. As condições de moradia dos estudantes não é um fator determinante de seus desempenhos; alunos que moraram sozinho, ou em outras formas de moradia, não se saíram melhor que aqueles morando com pais ou parentes, nem aqueles que moram com seus cônjuges e/ou filhos.

Por sua vez, todas as faixas de renda foram estatisticamente significantes. Ademais, o efeito das faixas de renda cresce monotonicamente até a faixa de 30 salários mínimos, sendo a faixa superior a 30 SM ligeiramente inferior a anterior. Embora a renda familiar seja um fator positivo no desempenho dos estudantes, o trabalho apresenta um efeito inverso – alunos que trabalham, independente da carga horária apresentam resultado, em média, inferior àqueles que podem dedicar-se exclusivamente aos estudos; ainda assim, o impacto das jornadas de trabalho acima de 20 horas semanais é superior ao de 20 horas semanais. Destaca-se que nestas variáveis não são considerados os contratos tipo estágio.

Já a educação dos pais, independente do nível educacional avaliado, não possui influência significativa na determinação da nota dos estudantes. Foram testadas também hipóteses alternativas, separando a educação materna da educação paterna; no entanto, em nenhum caso encontrou-se significância estatística.

Igualmente, o desempenho dos discentes de economia que concluíram o ensino médio em escolas públicas não se difere daqueles que realizaram todo, ou a maior parte do ensino médio em instituições privadas. Por sua vez, o hábito de estudo dos alunos mostrou-se significativo, sendo superior a nota de alunos que disseram estudar mais de sete horas por semana.

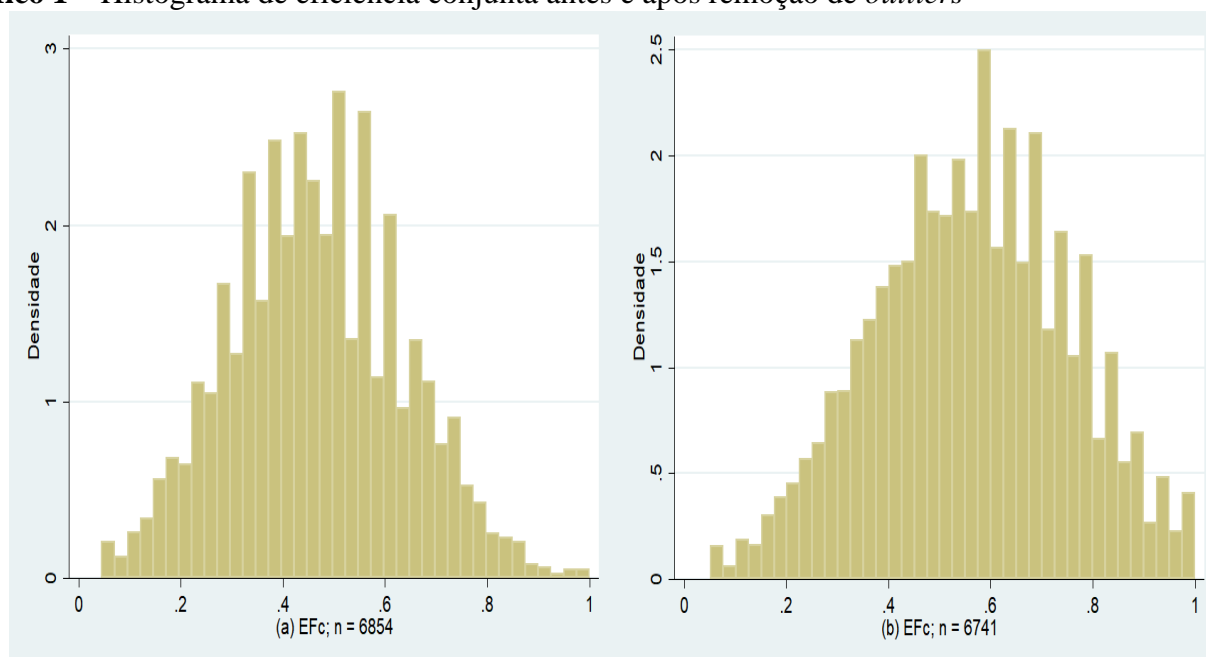
Com relação aos efeitos hierárquicos aleatórios, chama atenção a baixa variância apresentada no terceiro nível ($\hat{\sigma}_3^2$), que mede as diferenças de desempenho entre estudantes das IES públicas e privadas. De fato, como foi visto, a nota média do componente específico destes grupos foi bastante semelhante.

4.3. Detecção de *outliers*

Após a estimação da regressão multinível, pôde-se calcular a nota esperada na prova do Enade dos alunos concluintes em Ciências Econômicas, a serem utilizadas como *input* no método Jackstrap de detecção de *outliers*. No estudo, foram definidas subamostras de 700 DMUs, e 2.000 repetições. Cada observação foi escolhida, portanto, 204 vezes em média, variando entre 154 e 264 vezes.

Entre os 6.854 alunos analisados, 97% apresentaram alavancagem igual a zero, de modo que alavancagem média foi de $7,81 \times 10^{-5}$. Aplicando a regra determinada pela função *Heaviside*, o ponto de corte foi definido em $\tilde{\ell}_k = 0,003$. Desta forma, foram retiradas do restante da análise 113 DMUs, restando 98% da amostra original. Após a retirada das DMUs identificadas como potenciais *outliers*, a Escola de Economia de São Paulo (ESSP-FGV) passou a contar com 24 estudantes na amostra; devido à relevância da instituição, decidiu-se por manter a IES no estudo.

É possível perceber a influência das DMU detectadas por meio do Jackstrap a partir do Gráfico 1 abaixo, que apresenta o histograma de eficiência das DMUs. Na parte (a) do gráfico foram calculados os índices de eficiência conjunta considerando todos os dados disponíveis ($n = 6.854$); já na parte (b), os índices foram recalculados, desconsiderando as amostras consideradas de maior influência ($n = 6.741$). O aumento generalizado dos *scores* é nítido.

Gráfico 1 – Histograma de eficiência conjunta antes e após remoção de *outliers*

Fonte: Elaboração própria.

4.4. Resultados DEA

A seguir, no estudo, aplicou-se a decomposição da análise envoltória de dados, com base na nota esperada (*input*) e na nota de fato observada (*output*) dos alunos. Dessa forma, foram calculados três indicadores de eficiência para cada um dos estudantes. A Tabela 3 apresenta o ranking das 20 Instituições de Ensino de economia mais eficientes, ordenadas segundo a média geométrica de seus *scores*.

A escolha da média geométrica em vez da média aritmética se deve a dois fatores. Primeiramente, a média geométrica será tanto maior, quanto mais homogêneo são os valores que a compõe. Desta forma, entre duas instituições com igual média aritmética, será mais bem avaliada aquela IES que apresenta eficiência mais homogênea entre seus alunos. Além disso, ao empregar a média geométrica, pode-se calcular a eficiência média conjunta como o produto da eficiência média dos alunos e da eficiência média das IES ($\overline{EF}_C = \overline{EF}_A \times \overline{EF}_I$), conferindo um resultado mais intuitivo à análise.

O ranking das 20 melhores instituições em economia, segundo o índice EF_I , é variado, composto de onze de IES públicas e nove privadas; por tratar-se de índices médios de eficiência das IES, nenhuma delas apresenta eficiência máxima (igual a um). Ao considerar o índice EF_I médio do conjunto de alunos, separado por categoria administrativa, a média das IES públicas é ligeiramente superior às IES privadas. No entanto, o teste *t* para igualdade de médias tem o valor calculado igual a 1,2017, rejeitando a hipótese alternativa de que a eficiência média das instituições públicas e privadas seja estatisticamente diferente.

Com relação à eficiência dos alunos, o ranking das 20 IES com maiores médias altera a composição da classificação, sendo formada por onze IES privadas e nove públicas. Dentre as instituições que compõe o primeiro ranking, apenas a Escola Brasileira de Economia e Finanças (EBEF), o Ibmec-MG e a Universidade de Brasília (UnB) também estão presentes no ranking de eficiência dos alunos; entre estas, o grande destaque é a EBEF, obtendo o segundo maior índice EF_I e a primeira classificada de acordo com a EF_A . Novamente, rejeita-se a hipótese alternativa de que a eficiência média dos alunos das IES públicas e privadas seja diferente, ao nível de significância de 5% ($t = 1,8033$).

Considerando o índice de eficiência conjunta de IES e alunos, doze estabelecimentos públicos e oito privados estão entre os mais eficientes. Estendendo a análise para o conjunto de todas IES, a eficiência média das duas categorias é muito próxima (0,52 e 0,529 para IES públicas e privadas respectivamente). Ademais, observa-se que a ineficiência conjunta encontrada é resultante principalmente da ineficiência dos alunos; o índice médio de eficiência conjunta global é de 0,523, sendo 0,606 devido aos alunos, e 0,864 a parcela relativa às instituições.

Tabela 3 – Ranking de eficiência das Instituições de Ensino Superior em economia - 2015

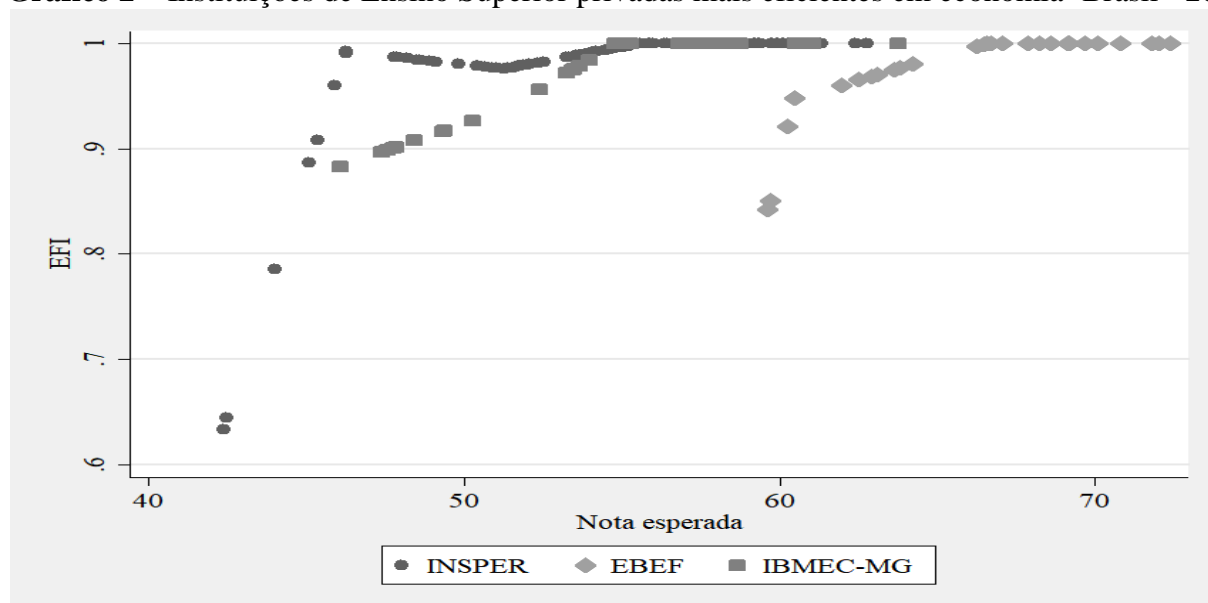
Pos.	IES	\overline{EF}_I	Pos.	IES	\overline{EF}_A	Pos.	IES	\overline{EF}_C
1	INSPER	0,981	1	EBEF	0,852	1	EBEF	0,832
2	EBEF	0,976	2	UNIP	0,737	2	IBMEC-MG	0,664
3	UFRJ	0,975	3	UDESC	0,730	3	UFMG	0,655
4	IBMEC-MG	0,971	4	FECAP	0,724	4	FECAP	0,655
5	UFPE	0,961	5	UFMG	0,716	5	UNB	0,652
6	MACKENZIE	0,961	6	UFABC	0,696	6	UDESC	0,651
7	URCA	0,959	7	EESP	0,695	7	INSPER	0,638
8	PUCSP	0,958	8	UNINORTE	0,692	8	UFABC	0,628
9	UNB	0,958	9	NEWTON PAIVA	0,691	9	EESP	0,619
10	UNICAMP	0,952	10	UNESC	0,687	10	UFRGS	0,598
11	UFRRJ	0,950	11	IBMEC-MG	0,684	11	UFRJ	0,597
12	UFAM	0,944	12	UFJF	0,683	12	UNICAMP	0,597
13	UFC	0,942	13	UFSM	0,682	13	UFV	0,589
14	FAE	0,941	14	USJT	0,682	14	UNIFESP	0,585
15	FMU	0,939	15	UMA	0,681	15	UNIP	0,581
16	UFMT	0,938	16	UNB	0,681	16	IBMEC-RJ	0,578
17	PUC-RIO	0,931	17	UEG	0,675	17	UNIMONTES	0,567
18	UFRR	0,931	18	UFG	0,674	18	UFPR	0,565
19	UNIOESTE	0,931	19	UNIFAL-MG	0,670	19	UFJF	0,564
20	IBMEC-RJ	0,930	20	FCV	0,670	20	UNISINOS	0,559
Públicas		0,871	Públicas		0,597	Públicas		0,520
Privadas		0,853	Privadas		0,620	Privadas		0,529
Total		0,864	Total		0,606	Total		0,523

Fonte: Elaboração própria.

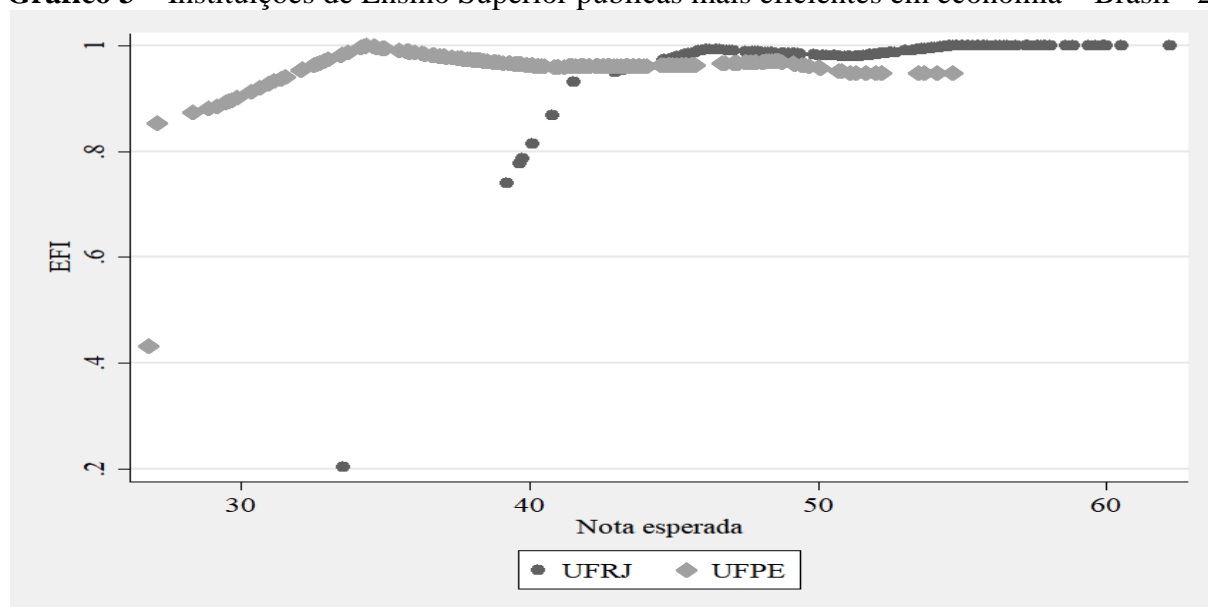
Os gráficos 2 e 3 buscam avaliar o comportamento das IES mais eficientes, separadas por categoria administrativa. O eixo vertical mostra a Eficiência Técnica das Instituições, calculadas para cada um dos alunos das cinco IES públicas e privadas mais eficientes, enquanto o eixo horizontal plota a nota de esperada obtida na regressão.

O comportamento verificado entre as IES mais eficientes é o mesmo, não importa a categoria administrativa avaliada: a eficiência é mais baixa e crescente entre seus alunos de menor potencial, estabilizando-se a partir de certo nível entre os alunos com desempenho esperado médio e alto. Mesmo considerando estes estabelecimentos os de maior eficiência técnica, a variabilidade existente nas próprias instituições impede que estas atendam todos os seus alunos com a mesma eficiência, de forma que acabam por privilegiar seus estudantes de maior nota esperada.

Alguns cuidados devem ser levados em consideração ao comparar os resultados deste estudo com os demais trabalhos que abordem o mesmo tema na literatura brasileira. O primeiro deles é que este trabalho trata unicamente de alunos e instituições de ensino do curso de ciências econômicas, enquanto demais trabalhos da área analisam as IES como um todo, desconsiderando a heterogeneidade dos cursos de uma mesma instituição. Além disso, deve-se considerar a desagregação entre o desempenho de alunos e instituições que aqui foi realizado, enquanto os demais trabalhos encontrados tratem da questão somente sob o ponto de vista das universidades, o que pode levar a conclusões errôneas, conforme Goldstein (1997) e Thanassoulis et al. (2016). Ademais, a escolha dos *inputs* e *outputs* não permite que se faça a comparação devida. Entre todos os trabalhos levantados, a eficiência técnica das DMUs é avaliada segundo a quantidade de alunos que as IES eram capazes de matricular ou formar, dado a quantidade de recursos humanos e físicos disponíveis.

Gráfico 2 – Instituições de Ensino Superior privadas mais eficientes em economia -Brasil - 2015

Fonte: Elaboração própria.

Gráfico 3 – Instituições de Ensino Superior públicas mais eficientes em economia – Brasil - 2015

Fonte: Elaboração própria.

Tendo em conta estas diferenças, os resultados do presente trabalho assemelham-se aos de Machado (2008), que não encontra diferenças sistemáticas entre a eficiência das instituições de ensino públicas e as Pontifícias Universidades Católicas. Por outro lado, os resultados diferem daqueles presentes na maioria dos trabalhos, que indicam a maior eficiência das IES privadas (FAÇANHA; MARINHO, 2001; FRANÇA, 2004; COELHO JÚNIOR, 2011; WAGNER, 2011).

4.5. Regressão de segundo estágio

Embora a aplicação da Análise Envoltória de Dados não tenha sido capaz de detectar diferenças estatisticamente significativas de eficiência na comparação das Instituições de Ensino Superior públicas e privadas do curso de ciências econômicas, é possível ainda testar outros fatores associados às IES que podem impactar na determinação de sua eficiência.

Para tanto, esta seção estima a regressão truncada proposta por Simar e Wilson (2007), utilizando como variável dependente a eficiência média das IES (\overline{EF}_1), e como variáveis explicativas, a proporção de professores doutores, a razão professor/aluno e a razão receita/aluno. As estimativas do erro padrão foram calculadas utilizando a técnica de *bootstrap*, com 2.000 replicações. Os resultados do modelo são apresentados na Tabela 4.

Percebe-se que entre as variáveis testadas, a única que apresentou significância estatística foi o percentual de professores doutores das IES, sendo seu efeito positivo, porém baixo. O número de professores e a receita das instituições, em relação ao total de alunos não possuem poder explicativo para a eficiência das Instituições.

Tabela 4 – Resultado do modelo de regressão truncada: eficiência das IES

Variável	Coefficiente	E. P. Bootstrap
Doutores (%)	0,00102 *	0,00035
Professor/Aluno	-0,03537	0,27901
Receita/Aluno	3,45E-07	3,96E-07
Constante	0,80882	0,01661
$\hat{\sigma}_\varepsilon$	0,06266	0,00526

Nota: * $p < 0,01$.

Fonte: Elaboração própria.

Outras especificações foram testadas, incluindo também as variáveis: porcentagem de professores com regime de trabalho integral e a razão número de profissionais técnico-administrativos/alunos. No entanto, a única variável que se manteve significativa em todas as especificações foi o percentual de professores doutores.

Banker e Natarajan (2008) propõem um método alternativo para lidar com o segundo estágio da análise envoltória de dados. Segundo os autores, um modelo log-linear calculado a partir dos mínimos quadrados ordinários é suficiente para a obtenção de estimativas consistentes dos parâmetros, desde que a função de produção relacionando *inputs* e *outputs* seja monotonicamente crescente e côncava nos *inputs* e as variáveis ambientais sejam todas não negativas. Testando este novo modelo, o percentual de doutores permanece como única variável significativa na determinação da eficiência das IES.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo comparar a eficiência das Instituições de Ensino Superior brasileiras de ciências econômicas públicas e privadas. Na primeira parte do trabalho, aplicou-se o modelo de regressão multinível, tendo como base o questionário socioeconômico das provas do Enade de 2015 dos graduandos em economia, visando o controle destes fatores no desempenho dos alunos. As variáveis que apresentaram impacto positivo no desempenho acadêmico dos alunos são: a nota de formação geral, a renda familiar e os hábitos de estudo. Entre as variáveis de efeito negativo estão idade, sexo feminino, cor (negros) e trabalho.

Em sequência, a aplicação do DEA a partir da metodologia proposta por Thanassoulis e Portela (2002) permitiu desagregar a eficiência global em relação ao desempenho das IES e dos discentes. Os resultados encontrados não apontam para diferenças sistemáticas entre a eficiência das IES públicas e privadas, seja pelo ponto de vista dos alunos (EF_A), seja a partir das instituições (EF_I). Considerando a eficiência conjunta (EF_C) de estudantes e IES foi possível constatar que, para o curso de economia, a maior parte da ineficiência observada é decorrente do desempenho dos alunos. Quando estes resultados são comparados com demais trabalhos na área, os achados são divergentes; a maior parte deles confirma os resultados iniciais apontados por Façanha e Marinho (2001), atestando a maior eficiência das IES privadas. Apesar disto, os resultados devem ser comparados levando em consideração as diferentes metodologias aplicadas. Na última parte do trabalho foram testadas algumas características que pudessem explicar a eficiência média das IES, com base no Censo da Educação Superior de 2015. As inferências

revelam que o único fator significativo na determinação da eficiência das IES é a proporção de professores doutores.

Cabe aqui levantar mais duas ressalvas com relação aos resultados deste estudo. Primeiramente, é preciso deixar claro que IES e alunos mais eficientes não necessariamente implicam em notas mais altas, e conseqüentemente, desempenho acadêmico superior por parte destes alunos. A eficiência técnica aqui se refere à possibilidade de obter a maior nota possível dentro do potencial do aluno, calculado a partir de sua nota esperada. Neste sentido, uma IES pode ser avaliada como eficiente, e ainda assim, seus alunos não apresentarem as notas mais altas no exame.

Em segundo lugar, todos os resultados apresentados referem-se, com rigor, apenas aos alunos concluintes no curso de ciências econômicas em 2015, e suas respectivas instituições de ensino, não sendo possível generalizar as conclusões para todo o universo do sistema educacional superior brasileiro. Portanto, abre-se aqui a necessidade da ampliação do escopo deste estudo em maior abrangência de alunos, IES, e cursos envolvidos e em um horizonte mais amplo de tempo.

REFERÊNCIAS

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, vol. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.

BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. **Operations research**, v. 56, n. 1, p. 48-58, 2008.

BOUERI, R. Modelos não paramétricos: Análise Envoltória de Dados (DEA). In: BOUERI, R.; ROCHA, F.; RODOPOULOS, F. M. A (organizadores). **Avaliação da qualidade do gasto público e mensuração da eficiência**. Brasília: Secretaria do Tesouro Nacional, 2015.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, vol. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

COELHO JÚNIOR, A. F. **Avaliação das eficiências técnicas das Instituições de Ensino Superior (públicas e privadas) por meio da Data Envelopment Analysis (DEA) no período de 2004-2007**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa, 2011.

FAÇANHA, L. O.; MARINHO, A. **Instituições de ensino superior governamentais e particulares: avaliação comparativa de eficiência**. Texto para discussão, n. 813. Rio de Janeiro: Ipea, 2001.

FRANÇA, J. M. F. **Gestão produtiva em universidades públicas e privadas brasileiras: um estudo comparativo sobre eficiência técnica**. IV Colóquio Internacional sobre Gestão Universitária na América do Sul, 2004.

GOLDSTEIN, H. Methods in school effectiveness research. **School Effectiveness and School Improvement**, vol. 8, n. 4, p. 369-395, 1997.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDO E PESQUISAS EDUCACIONAIS ANÍSIO TEIXEIRA. Sinopse Estatística da Educação Superior 2015. Brasília: Inep, 2016. Disponível em <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/sinopses-estatisticas-da-educacao-superior>>.

MACHADO, E. Z. **Análise envoltória de dados sobre as universidades brasileiras: uma análise sobre eficiência**. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2008.

MANCEBÓN, M. J.; MUÑIZ, M. A. Private versus public high schools in Spain: disentangling managerial and programme efficiencies. **Journal of the Operational Research Society**, v. 59, n. 7, p. 892-901, 2008.

MIRANDA, G. J.; LEMOS, K. C. S.; OLIVEIRA, A. S.; FERREIRA, M. A. Determinantes do desempenho acadêmico na área de negócios. **Revista Meta: Avaliação**, v. 7, n. 20, p. 175-209, 2015.

MORICONI, G. M.; NASCIMENTO, P. A. M. M. Fatores associados ao desempenho dos concluintes de engenharia no Enade 2011. **Estudos em Avaliação Educacional**, v. 25, n. 57, p. 248-278, 2014.

ORGANIZAÇÃO PARA A COOPERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO (OCDE). **Education at a glance 2016: OECD indicators**. OECD Publishing, Paris, 2016.

OSÓRIO, A.; MENDES, V.; REBELO, J. **A eficiência econômica nas empresas públicas e privadas: uma análise comparada**. In: III Congresso dos Economistas da Língua Portuguesa, Macau, Anais. 1998.

SAMPAIO, B.; GUIMARÃES, J. Diferenças de eficiência entre ensino público e privado no Brasil. **Econ. aplic.** São Paulo, vol. 13, n. 1, p. 45-68, 2009.

SAMPAIO DE SOUZA, M. C.; STOSIC, B. D. Detecção de outliers em modelos não paramétricos: o método Jackstrap ampliado. In: BOUERI, R.; ROCHA, F.; RODOPOULOS, F. M. A (organizadores). **Avaliação da qualidade do gasto público e mensuração da eficiência**. Brasília: Secretaria do Tesouro Nacional, 2015.

SAMPAIO DE SOUZA, M. C.; STOSIC, B. D. Technical efficiency of the Brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. **Journal of Productivity analysis**, v. 24, n. 2, p. 157-181, 2005.

SCHETTINI, B. P. **Eficiência Técnica dos Municípios Brasileiros na Educação Pública: Escores Robustos e Fatores Determinantes**. Texto para discussão, n. 2001. Brasília: Ipea, 2014.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, v. 136, p. 31-64, 2007.

STOSIC, B.; M. C. SAMPAIO DE SOUSA. **Jackstrapping DEA Scores for Robust Efficiency Measurement**. Anais do XXV Encontro Brasileiro de Econometria, SBE, 2003.

THANASSOULIS, E.; DE WITTE, K.; JOHNES, J.; JOHNES, G.; KARAGIANNIS, G.; PORTELA, M. C. Applications of Data Envelopment Analysis in Education. In: ZHU, J. (editor). **Data Envelopment Analysis: A Handbook of Empirical Studies and Applications**, Springer, 2016.

THANASSOULIS, E.; PORTELA, M. C. School Outcomes: Sharing the Responsibility Between Pupil and School. **Education Economics**, v. 10, n. 2, p. 183-207, 2002.

WAGNER, P. A. R. **Análise de eficiência das instituições de ensino superior pública e privada**. Dissertação de Mestrado, Universidade Católica de Brasília. Brasília 2011.