

Atratividade do mercado de trabalho e eficiência dos cursos de Economia no Brasil

Aléssio Almeida *

Hilton Ramalho †

Eryka Sobral ‡

Andrea Silva ‡

Resumo: Este artigo tem por objetivo examinar a eficiência técnica dos cursos de Economia no Brasil, explorando o papel das condições do mercado de trabalho sobre a produtividade relativa dos Departamentos. Para tanto, faz-se o uso do método de Análise Envoltória de Dados com fronteira sequencial (DEA-S) e 1.000 replicações *bootstrap* para estimar os escores de eficiência técnica de mais de 150 Departamentos de Economia (DE) entre 2009 e 2012. Em um segundo estágio, as estimativas de eficiência corrigidas de viés são condicionadas a indicadores de atratividade do mercado de trabalho para o economista em um modelo de efeito fixo. Os resultados mostram que o nível de eficiência dos DE teve uma redução de 19,8% no período, impulsionado, especialmente, por uma recomposição na oferta de cursos entre as instituições públicas e privadas. No que concerne a hipótese central do estudo, constatou-se uma associação positiva entre valorização da profissão nas regiões dos cursos e eficiência dos DE.

Palavras-chaves: Economia, Educação Superior, Eficiência, Valorização Profissional.

Abstract: This article aims to investigate the technical efficiency of Economic courses in Brazil taking account the role of labor market conditions on the relative productivity of the Departments. We use Data Envelopment Analysis with sequential frontier (DEA-S) and 1,000 bootstrap replications to estimate the technical efficiency scores of over 150 Departments of Economics (DE) between 2009 and 2012. In a second stage, the efficiency with bias corrected is conditioned to the labor market attractiveness indicators for the economist in a fixed effect model. The finds show that the efficiency level of Departments was reduced by 19.8% in the period, driven especially by a recomposition in the supply of the course between public and private institutions. Regarding the central hypothesis of the study, we observe a positive relationship between the enhancement of career in the regions of courses and the DE efficiency.

Keywords: Economics, Higher Education, Efficiency, Enhancement of Career.

Área 8: Microeconomia, Métodos Quantitativos e Finanças

JEL classification: I21, I23, C14

1 Introdução

O ensino de Ciências Econômicas tem longa tradição no Brasil. Conforme relata [Castro \(2001\)](#), seu início esteve atrelado ao ensino de técnicas comerciais e aos cursos de Direito e Engenharia desde o período colonial. Todavia, apenas em 1946 foi criado o primeiro curso oficial de Economia integrado à Universidade do Brasil, através da Faculdade Nacional de Ciências Econômicas. A partir dos anos de 1950, vários cursos de Economia surgiram em todo país. Com base nos dados do Censo da Educação Superior em 2012, o Brasil conta com 250 cursos de Graduação em Economia em 196 instituições de ensino superior. Além do mais, conforme o relatório de avaliação trienal dos programas de Pós-Graduação em Economia 2010-2012, existem 55 cursos de Mestrado e 26 de Doutorado.

Ao se comparar as estruturas curriculares de vários cursos das áreas sociais (Administração, Contabilidade e Direito), é possível perceber que o ensino de Economia vem requerendo cada vez mais uma maior base de conhecimento em Matemática e em Estatística, dado o crescente emprego de modelos teóricos formalizados, replicáveis e com predições passíveis de testes empíricos. Por outro lado, é bastante conhecida a dificuldade dos estudantes brasileiros com Matemática, como pode ser constatado nos resultados da Prova Brasil, do Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) e na posição do país no *ranking* do Programa Internacional de Avaliação de Estudantes¹ (PISA). Tais características, conjugadas à imprecisão das atribuições da

*Professor/Pesquisador do PPGE/LEMA/UFPB. E-mail para contato: alessio@ccsa.ufpb.br.

†Professor/Pesquisador do PPGE/LEMA/UFPB.

‡Doutoranda do PPGE/UFPB.

¹ Por exemplo, no PISA de 2012, o Brasil ficou na posição 58^o dentre 65 países na média do exame de Matemática ([Organisation for Economic Co-operation and Development, 2014](#)).

profissão de economista no mercado de trabalho, parecem respaldar os altos índices de retenção e evasão escolar observados para os cursos de Ciências Econômicas.

Conforme dados do Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes (ENADE) para o ano de 2012, o tempo médio de conclusão de um estudante do curso de Economia é o maior dentre alguns cursos da área de Ciências Sociais (Administração, Contabilidade e Direito). Em média, um estudante de Economia leva 5,2 anos para se graduar, independentemente do turno e da rede administrativa da Instituição de Ensino Superior (IES). Esse tempo passa para 6,5 anos, quando se consideram alunos de IES públicas matriculados no período da noite². Além desse fator, os cursos de graduação em Economia no país têm uma alta taxa de evasão (60%), conforme estimativas a partir do Censo Superior de 2012.

Diante desse quadro, torna-se relevante investigar como as práticas de ensino e de alocação de recursos dos Departamentos de Economia no Brasil repercutem na formação de estudantes e na produção acadêmica. Enquanto unidades tomadoras de decisão, alguns departamentos podem combinar insumos disponíveis (corpo docente, corpo discente, corpo técnico e infraestrutura) de modo a produzir resultados eficientes nas dimensões de ensino e pesquisa. Tais práticas de excelência podem servir de referência para outras unidades se ajustarem na busca de melhores resultados e orientar políticas governamentais na área de educação superior.

Ao contrário de estudos realizados para outros países (MADDENA; SAVAGEA; KEMPA, 1997; JOHNES, 2006a; KAO; HUNG, 2008; HALKOS; NICKOLAOS; KOURTZIDIS, 2012; AZIZ; JANOR; MAHADI, 2013), no Brasil pouco se conhece a respeito do desempenho dos departamentos de cursos de ensino superior na oferta de serviços educacionais e produção científica, em especial na área de Economia. A maioria dos estudos realizados nesse campo de análise se limitam a comparações agregadas por IES (BELLONI, 2000; FAÇANHA; MARINHO, 2001; COSTA et al., 2012; COSTA et al., 2015), não considerando possíveis efeitos heterogêneos específicos a cada gestão departamental e área do conhecimento científico. Por outro lado, apesar de alguns desses estudos apontarem para a importância de diferenças regionais na discriminação de práticas eficientes, não há ponderações para aspectos associados ao lado da demanda por cursos superiores, especialmente em termos de expectativas de remuneração associadas à escolha profissional (BARTALOTTI; MENEZES FILHO, 2007). Dessa forma, este estudo formula a hipótese que tais condições do mercado de trabalho podem afetar o desempenho dos Departamentos de Economia, caso as diferenças regionais de valorização profissional da área induzam alunos com melhores habilidades inatas, motivação e/ou mais conhecimentos adquiridos durante a vida escolar à procurarem cursos de Ciências Econômicas.

Esse estudo, portanto, procura contribuir para a discussão em destaque ao comparar os Departamentos de Economia no Brasil em termos de práticas eficientes na oferta de formação superior e produção acadêmica. Para tanto, emprega-se, inicialmente, a abordagem de Análise Envoltória de Dados com fronteira sequencial (DEA-S) e *bootstrap*, levando em consideração insumos dos departamentos e variáveis de resultado referentes ao ensino e à pesquisa. Em seguida, os escores de eficiência são condicionados, sobretudo, a indicadores de atratividade do mercado de trabalho.

Afora essa introdução, esse artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta uma revisão da literatura especializada; a seção 3 aborda os métodos adotados; na seção 4 são discutidos os procedimentos de tratamento e uso de dados; na seção 5 é feita uma discussão dos resultados e, por fim, a seção 6 é reservada às considerações finais.

2 Revisão da Literatura

2.1 Eficiência na Oferta de Serviços de Educação Superior

Alguns estudos documentados na literatura especializada se preocuparam em mensurar a eficiência de IES em diversos países. De forma geral, é possível encontrar trabalhos científicos com comparações

² Vale ressaltar que a maioria dos estudantes de Economia estão matriculados em horário noturno. Ademais, quando se compara o indicador de tempo de conclusão para o curso de Economia entre IES públicas e privadas no turno da manhã, essa diferença é de 1 ano, enquanto que no período noturno, passa para 1,7 anos, conforme microdados do ENADE de 2012.

entre diferentes instituições e entre diferentes departamentos dentro de uma mesma instituição, ou de modo mais restrito, pesquisas direcionadas a um determinado curso dentro de diferentes instituições. Em sua maioria, esses estudos utilizam a metodologia DEA, haja vista a possibilidade de construção flexível de fronteiras de produção do setor educacional mediante o uso de múltiplos insumos e múltiplos produtos (CASADO; SOUZA, 2007; COSTA et al., 2012).

Um exemplo desse tipo de avaliação é o estudo de Maddena, Savagea e Kempa (1997), em que foi analisada a eficiência dos Departamentos de Economia das universidades australianas, comparando aqueles que receberam financiamento do Governo para pesquisa e ensino com aqueles que não foram contemplados. Com o intuito de fornecer uma avaliação quanto ao sucesso de tal investimento em reduzir o hiato de eficiência entre os Departamentos de Economia, o estudo fez uma avaliação da eficácia dos programas do governo australiano em 24 universidades entre os anos de 1987 e 1991. Assim, por meio da aplicação DEA, foram utilizados os seguintes insumos (*inputs*): publicações oriundas das pesquisas, número de funcionários por departamento (administrativos e docentes), qualificações dos profissionais e o número de estudantes de graduação; e como produtos (*outputs*): o número de estudantes concluintes da graduação e o número de concluintes do curso de pós-graduação. Por fim, concluíram que, todos os Departamentos de Economia alcançaram ganhos de eficiência, enquanto que o hiato entre o desempenho das universidades contempladas com o programa de incentivo a pesquisa e as que não receberam tal política reduziu-se ao longo do tempo.

Joumady e Ris (2005) investigaram o efeito das instituições de ensino superior na vida profissional dos alunos de pós-graduação, a partir da aplicação de questionários para uma amostra de estudantes provenientes de 210 instituições de um grupo de oito países europeus, após três anos de formados no ensino superior. Usando o método DEA, os referidos autores analisaram três modelos de eficiência: i) o primeiro, referindo-se ao nível de competência adquirida, levou em consideração as competências dos serviços educacionais sobre o que a universidade acrescentou em termos de formação, a partir dos seguintes *inputs*: notas de entrada na universidade, qualidade dos professores e qualidade de materiais didáticos e demais utilizados na formação do aluno, e como *outputs*: conhecimento teórico, habilidade para aprender e solucionar problemas; ii) o segundo, como uma espécie de ajustamento, estimou a eficiência da aprendizagem após a conclusão do curso superior, se referindo ao que a universidade contribuiu no emprego do aluno. Os *inputs* utilizados foram: o número de tentativas que o aluno na procura por emprego, duração do trabalho e importância do conhecimento adquirido na universidade para o trabalho (*background* do estudo), enquanto os *outputs* foram: a diferença entre o nível de competência vocacional adquirida e necessária e a diferença sobre o que se aprendeu e o que se necessita para trabalhar; iii) por fim, no terceiro e último modelo se tratou de uma análise global, que levou em consideração a junção do primeiro e segundo modelo. Seus resultados sugerem que algumas instituições foram consistentes nos seus resultados de eficiência para os três modelos. E destacaram que as universidades italianas foram as que apresentaram maior ineficiência de acordo com os modelos analisados.

Já Johnes (2006a) concentrou-se em examinar a eficiência no contexto do ensino superior para um conjunto de mais de 100 instituições da Inglaterra nos anos de 2000 e 2001. Esse estudo utilizou quatro *inputs*: quantidade e qualidade dos alunos de graduação e pós-graduação, despesas de administração, número de docentes em tempo integral e valor dos pagamentos de juros e amortização. Também foram empregados os seguintes *outputs*: o conceito do curso de pós-graduação, total de graduados saindo dos cursos e pesquisa. Seus resultados sugeriram que enquanto os níveis de *inputs* e *outputs* diferem entre as instituições inglesas, os índices de eficiência obtidos entre elas não são significativamente diferentes. Dessa forma, o autor em destaque mostrou que há eficiência geral em todas as IES da Inglaterra e que o alto nível de eficiência merece uma discussão mais aprofundada.

Em uma investigação mais restrita, Johnes (2006b) aplicou a DEA a fim de avaliar a eficiência de ensino para o curso de graduação em Economia de 2.547 Universidades do Reino Unido em 1993. Nesse trabalho, o referido autor seguiu uma metodologia desenvolvida pela Economia da Educação, em que a eficiência individual é decomposta em dois elementos: um atribuível à instituição em que o aluno estudou, e o outro atribuível ao próprio estudante. Utilizando como *input* a nota de entrada do aluno na universidade e como *output* o aproveitamento acadêmico. Seus resultados mostraram que utilizar DEA para um nível

agregado, que inclui tanto o componente institucional dos departamentos como o individual dos alunos, produz resultados enganosos, pois não se sabe se os esforços para aumentar a eficiência é proveniente dos alunos ou das próprias instituições. Ademais, os resultados identificaram que para cada instituição, ou estimulam os seus alunos, ou eles precisam melhorar seus esforços, afim de, dessa forma, aperfeiçoar seu desempenho.

Kao e Hung (2008) avaliaram a eficiência de 41 departamentos acadêmicos da Universidade Nacional de *Cheng Kung*, em Taiwan, por meio da DEA, utilizando como *inputs*: a quantidade de pessoas trabalhando nos departamentos, despesas operacionais e espaço; e como os *outputs*: as cargas horárias, publicações e doações externas. Os escores de eficiência indicaram que os departamentos devem utilizar os recursos, recebidos do governo, de forma mais eficiente. Ademais, essa eficiência pode ser alcançada tanto aumentando *outputs* como reduzindo *inputs*.

Por sua vez, Worthington e Lee (2008) utilizando a metodologia DEA, por meio do método não paramétrico do índice *Malmquist*, conseguiram decompor o crescimento da produtividade de 35 universidades Australianas em dois elementos: mudança na eficiência técnica ao longo do tempo (*catch-up*) e mudanças na tecnologia (*frontier-shift effect*) ao longo do tempo. Assim, foram empregados os seguintes *inputs*: o pessoal docente e não docente, as despesas não laborais e de investigação, bibliotecas, serviços públicos, carga horária de graduação, carga horária de estudantes de pós-graduação, e como *outputs*: o número de concluintes de graduação, mestrado e doutorado, bolsas e publicações. Eles concluíram que o crescimento anual de produtividade média de 3,3 pontos percentuais, para todas as universidades, foi em grande parte atribuível ao progresso tecnológico.

Aziz, Janor e Mahadi (2013) também investigaram a eficiência para departamentos acadêmicos, porém, na Malásia. A partir do método DEA, considerando como *inputs*: o número de docentes, o número de técnicos e as despesas operacionais anuais, e como *outputs*: o número de graduandos por ano, número de concessão de pesquisas por órgãos financiadores e o número de publicações acadêmicas por membros do corpo docente, identificaram que quase todos os departamentos utilizam eficientemente os seus recursos para produzirem capital humano (estudantes formados) para o mercado de trabalho.

Em relação aos trabalhos documentados na literatura nacional, destaca-se o estudo de Belloni (2000), que construiu indicadores de eficiência produtiva e por meio da metodologia DEA realizou uma avaliação de eficiência produtiva para 33 Universidades Federais brasileiras. Este autor empregou três modelos, em que o *input* era sempre o mesmo, isto é, o número de professores. No primeiro modelo o número total de formandos foi usado como *output*, para o segundo o número total de formandos e o número de artigos publicados, e para o terceiro o número total de formandos, o número de artigos publicados e um indicador da qualidade da pós-graduação, a partir dos quais foi verificada que a propriedade de retornos constantes à escala não se aplica ao caso das universidades públicas federais. Assim, a partir dessa evidência, seus resultados foram produzidos de acordo com o modelo DEA-BCC, com retornos variáveis à escala, que o levou a concluir que apenas seis das 33 universidades federais avaliadas foram consideradas tecnicamente eficientes e que as maiores possibilidades de crescimento da produtividade concentram-se em alterações nos projetos acadêmicos da maioria das universidades, na direção de uma ênfase maior nas atividades de pesquisa.

Façanha e Marinho (2001), também por meio da DEA, desenvolveram um estudo sobre as informações divulgadas pelos censos de ensino superior dos anos de 1995, 1996, 1997 e 1998, relativos às atividades das IES e referentes a programas de pós-graduações brasileiros. Eles compararam o desempenho das grandes regiões brasileiras, entre as diferentes naturezas administrativas das IES e entre as grandes áreas do conhecimento. Para a referida análise, foram empregadas como variáveis *inputs*: o total de docentes (em tempo integral e parcial), o total de docentes com doutorado e o total de servidores. Já os *outputs* foram: o total de ingressantes por meio do vestibular, o total de cursos, o total de concluintes, o total de matrículas realizadas em diversas áreas e inscrições em primeira opção. Seus achados indicam que heterogeneidades regionais são importantes na discriminação dos indicadores de eficiência. Apesar do aumento expressivo da eficiência relativa das IES, os autores em foco sugerem a necessidade de ajustes, apontando para a possibilidade de expansão do sistema educacional.

Na mesma linha, [Casado e Siluk \(2012\)](#) analisaram a eficiência dos cursos de graduação presenciais da área de Engenharia de Produção nas IES brasileiras, levando em consideração aspectos de desempenho organizacional e de qualidade, a partir da DEA e da análise de fronteira invertida para certificar o resultado. Para a referida análise, utilizaram a base de dados do ENADE tratando como *inputs*: a nota da infraestrutura, a nota de organização didática pedagógica, a proporção de professores mestres, a proporção de professores doutores, a proporção de professores com regime integral ou parcial e o número de vagas no ano do ENADE, e como *outputs*: a nota do ENADE e o número de concluintes no ano de aplicação do ENADE. Dentre suas principais conclusões pode-se destacar que as instituições devem adequar seu mix de insumos, para atingir nível de eficiência ótimo, como por exemplo, buscar elevar sua nota no ENADE e utilizar-se de estratégias educacionais para aumentar o número de concluintes.

O estudo de [Costa et al. \(2012\)](#) é outro trabalho de destaque para o Brasil. Estes autores estimaram a fronteira de produção educacional para institutos federais (IFS) brasileiros no período de 2004 a 2008. Por meio do método DEA-SB, consideraram os indicadores de gestão educacional das próprias instituições observando-as em dois subconjuntos: o grupo A, contendo instituições com maior atuação no ensino da pós-graduação e na pesquisa (28 instituições); e um grupo B, incluindo instituições que tem pouca ou nenhuma atuação no ensino de pós e na graduação (21 instituições). Destarte, utilizando como *outputs* alunos formados por alunos matriculados e conceito capes/MEC para a pós-graduação, e como *input* o custo corrente por aluno equivalente, número de alunos em tempo integral por docentes equivalentes, número de alunos em tempo integral por funcionários equivalentes e um índice de qualificação do corpo docente, sugeriram que as causas de ineficiência da produção educacional dos IFs variam de acordo com o grupo de análise. No grupo A, o elevado número de alunos por professores e o aumento do custo por aluno foram causas de ineficiência. Já para o grupo B, o elevado número de alunos por professores e por funcionários e o índice de qualificação do corpo docente foram os fatores que mais comprometeram a eficiência.

2.2 Escolha Profissional e Autosseleção

De acordo com a literatura, diversos são os fatores responsáveis por influenciar a decisão individual acerca da carreira profissional, dentre os quais é possível destacar: renda, perspectiva de empregabilidade, taxa de retorno, status associado à carreira ou vocação.

A pesquisa de [Castleberry \(1990\)](#) se enquadra nessa discussão. Ele buscou analisar quais os fatores motivacionais para os estudantes de Universidades Americanas escolherem a carreira de Gestor de Vendas. Seus resultados mostram que vantagens e/ou aperfeiçoamentos propiciados pela carreira destacam-se como principal motivação, seguida pela remuneração, pelo sentimento de realização e segurança no emprego.

O retorno econômico (rendimento salarial) esperado derivado da carreira profissional destaca-se em estudos empíricos da relação mercado de trabalho e escolha pelo curso universitário. Nessa perspectiva, a análise de [Betts \(1996\)](#) investigou se os indivíduos formam expectativas racionais sobre os retornos futuros nas diversas áreas do mercado de trabalho. O referido autor partiu da hipótese de que a decisão sobre o nível ótimo de escolaridade depende dos retornos desse investimento. Assim, a visão das pessoas sobre a renda futura torna-se decisiva para a escolha profissional. Seus achados revelaram que os estudantes americanos apresentaram pouca informação sobre os futuros salários nas diferentes áreas profissionais ao iniciarem suas graduações. No entanto, tal conhecimento tende a aumentar ao longo do curso.

Nesse sentido, o trabalho de [Fernandes e Narita \(2000\)](#) indica a renda como sendo fator responsável pela competitividade nas seleções de ingresso em cursos superiores. Esses autores investigaram, por meio de uma estimação linear de rendimentos a partir de dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílio (PNAD) entre os anos de 1980 e 1991, o desempenho no mercado de trabalho das pessoas com nível superior. Eles encontraram evidências de que as carreiras com rendimento mais elevado são justamente aquelas em que há maior probabilidade de se conseguir um emprego típico, justificando a elevada concorrência em vestibulares.

Cabe ressaltar que a conclusão que a renda esperada é o principal fator de decisão na escolha profissional não é consensual para todos os cursos universitários. [Ferreira et al. \(2000\)](#), por exemplo,

realizaram um estudo comparativo entre os estudantes de medicina da Universidade de Minas Gerais (UFMG) sobre o principal motivo por demandar essa profissão. Eles concluíram que a maioria dos estudantes escolhem o curso por vocação ou altruísmo (80%), e raramente a escolha é feita por questões de mercado de trabalho ou condições salariais. Entretanto, observaram que, na média de todas as pesquisas realizadas sobre esse tema, a renda esperada e a expectativa de emprego predominam como sendo fatores considerados decisórios pelos indivíduos quanto à carreira profissional que desejam escolher.

O trabalho de Montmarquette, Cannings e Mahseredjian (2002) também fornece evidências sobre a decisão de escolha profissional a partir de retornos esperados. Eles analisaram se a escolha da área do curso no ensino superior depende das expectativas que os estudantes criam sobre os futuros salários. Usando modelos econométricos para variáveis de resposta discreta mostraram que a variável de rendimentos esperados é essencial na escolha de um curso no ensino superior, entretanto as diferenças entre sexo e raça impactam nos ganhos esperados.

De modo similar, Casari (2006) investigou se o retorno esperado do ensino superior, medido pelos salários, é determinante para a escolha profissional dos alunos da Universidade de São Paulo (USP). Para pessoas com ensino superior, os rendimentos no mercado de trabalho se mostraram distintos dos rendimentos daqueles que não chegam a esse nível de escolaridade. Por meio de um modelo multinomial, o estudo em foco mostrou que a área de graduação tem um importante impacto nos rendimentos tanto de homens quanto de mulheres. Contudo, uma variação no salário dentre as áreas de atuação tem um mínimo efeito sobre a probabilidade de se escolher uma área de estudo, e este não se mostrou determinante para a escolha da profissão.

Por sua vez, Bartalotti e Menezes Filho (2007) analisaram, a partir de uma análise com dados em painel, como o desempenho relativo do mercado de trabalho impacta sobre a escolha profissional dos futuros universitários. Ao mensurar o referido desempenho pela média e pelo desvio padrão dos salários recebidos por profissão (retorno) e pela sua taxa de desemprego no censo demográfico (risco) nos anos próximos ao vestibular da Fundação Universitária para o Vestibular (FUVEST), concluíram que um indivíduo escolhe uma determinada carreira tendo em vista uma alocação ótima de retorno e de risco. Seus resultados sugerem, por um lado, uma relação positiva e robusta do salário médio da profissão sobre a escolha profissional, e, por outro lado, uma associação negativa com relação a dispersão salarial da renda e desemprego que, no entanto, não se mostraram significantes. Por fim, esses autores ressaltam que a renda esperada é um importante fator decisório, mesmo quando se leva em consideração características individuais funcionando como mecanismo de autosseleção, pois, na dúvida entre duas carreiras, é a partir dela que os indivíduos arbitram.

3 Metodologia

Considerando os objetivos deste estudo, ele é desenvolvido em duas etapas. Na primeira, a abordagem DEA sequencial com *bootstrap* é utilizada para o cálculo da eficiência dos Departamentos de Economia do Brasil, tendo por referência os períodos de 2009 e 2012. Por sua vez, na segunda etapa testa-se a hipótese que um mercado de trabalho mais atrativo aumenta a eficiência dos departamentos.

3.1 Medida de eficiência dos Departamentos de Economia

Conforme destaca Maddena, Savagea e Kempa (1997), a medição do desempenho organizacional, por meio de sua eficiência, é uma parte essencial da implementação, monitoramento e avaliação do processo produtivo de uma unidade tomadora de decisão (*decision making unit*, DMU). Em termos da teoria microeconômica, a definição e cálculo de eficiência requer a determinação da função de produção para verificar as melhores práticas produtivas e tecnologicamente factíveis.

Nesse contexto, a abordagem DEA, introduzida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) e Banker, Charnes e Cooper (1984), vem sendo amplamente utilizada em diferentes áreas, incluindo as análises acerca do desempenho da oferta dos serviços educacionais de nível superior, tal como verificado na revisão da literatura deste estudo. De acordo com Bogetoft e Otto (2011), o uso dessa abordagem se deve, em especial,

a sua flexibilidade da forma funcional da fronteira de produção, utilização de múltiplos insumos e produtos, poucas hipóteses sobre o comportamento dos dados, uso de variáveis com diferentes unidades de medidas e identificação das unidades de referência (*benchmarking*) para cada DMU ineficiente.

Na hipótese de múltiplos insumos e produtos, a DEA, por meio de programação matemática linear, estabelece pesos considerando o conjunto de dados disponíveis, através dos quais a *performance* das unidades da própria amostra delimita os critérios de avaliação. A DEA para múltiplos insumos e produtos trabalha com variáveis agrupadas em vetores: $y = (y_1, y_2, \dots, y_J)$ para os produtos (*outputs*); $x = (x_1, x_2, \dots, x_I)$ para os insumos (*inputs*).

Para conceituar formalmente a mensuração de eficiência na provisão dos serviços de educação superior, são consideradas as seguintes hipóteses: existem n planos de produção dos serviços educacionais ($k = 1, \dots, n$) em dado período de tempo t . Esses planos de produção combinam $i = 1, \dots, I$ insumos $x_i^k = (x_1^k, \dots, x_I^k)$, para produzir $j = 1, \dots, J$ produtos $y_j^k = (y_1^k, \dots, y_J^k)$. Baseado nos trabalhos de Maddena, Savagea e Kempa (1997), Belloni (2000), Halkos, Nickolaos e Kourtzidis (2012), a função de produção deste estudo usa os recursos humanos e carga-horária do curso de graduação como insumos e publicações, qualidade do curso de graduação e alunos concluintes de graduação e pós-graduação como medidas de produtos³. Destaca-se que nesse estudo a DMU é definida pela gestão do Departamento de Economia das IES brasileiras, o que inclui a oferta dos cursos de graduação e pós-graduação.

Vale ressaltar que a presença da dimensão tempo nos dados referentes aos insumos e aos resultados educacionais permitem uma avaliação mais robusta da eficiência em termos de desempenho organizacional (FARE et al., 1994; TULKENS; Vanden Eeckaut, 1995; FÄRE; GROSSKOPF, 1996). Dessa maneira, esta pesquisa propõe o uso da fronteira temporal de eficiência de forma sequencial, aproveitando-se da estrutura de dados em painel para avaliar a *performance* dos Departamentos de Economia. A dependência temporal dos escores de eficiência, incorporada pela fronteira sequencial, baseia-se na suposição de que desempenhos auferidos no passado ainda são factíveis (replicáveis) no presente, excluindo a possibilidade de retrocesso técnico na função de produção. A título de exemplo, no caso deste estudo, possíveis reduções de eficiência no tempo são atribuídas ao gerenciamento departamental e/ou a fatores exógenos (não controláveis pela DMU), como indicadores de atratividade do mercado de trabalho para o economista na região⁴, e não a pioras da tecnologia educacional.

De acordo com Tulkens e Vanden Eeckaut (1995), o conjunto de produção de referência (CPR) para uma dada DMU pode ser representado pela Equação 1.

$$\Gamma_o = \{(x^k, y^k) | x^k \in \mathbb{R}_+^I, y^k \in \mathbb{R}_+^J, k = 1, \dots, n\}, \quad (1)$$

Onde Γ_o é o conjunto total dos dados; x é o vetor de *inputs* e y é o vetor de *outputs*; n é o número total de planos de produções observados; $\Gamma(\Gamma_o)$ é o CPR, construído a partir de Γ_o .

Considerando a disponibilidade de dados em série de tempo, os n planos de produção podem ser avaliados por meio da Equação 2.

$$\Gamma_o^{KT} = \{(x^{kt}, y^{kt}) | x^{kt} \in \mathbb{R}_+^I, y^{kt} \in \mathbb{R}_+^J, k = 1, \dots, n, t = 1, \dots, m\} \quad (2)$$

Onde K, T referem-se, respectivamente, ao conjunto de DMUs e de períodos.

Nesse cenário, o cálculo da fronteira sequencial requer uma CPR para cada período, usando as observações do ponto no tempo $\gamma = 1$ até $\gamma = t$. Assim, o subconjunto de referência que deve ser considerado para fins da estimação do escore de eficiência é selecionado para m sucessivos CPR sequenciais, de modo que: $\Gamma_o^{K(1,t)} = \cup_{\gamma=1}^t \Gamma_o^{K\gamma}$ e $\Gamma_o^{K(1,t)} = \{(x^{k\gamma}, y^{k\gamma}) | k = 1, \dots, n, \gamma = 1, \dots, t\}$, com $t = 1, \dots, m$.

O cálculo do nível de eficiência técnica pela DEA (com dados de corte ou com dados em painel) mensura o desempenho relativo de unidades organizacionais semelhantes, ao ponderar a razão entre produtos e insumos, gerando um único indicador de performance para cada DMU.

Não obstante, a literatura especializada, como Simar e Wilson (1998), Simar e Wilson (2000) e Simar e Wilson (2008), aponta que esses escores “determinísticos” e relativos de eficiência são muito

³ A descrição detalhada do vetor x e y é feita na próxima seção (ver Tabela 1).

⁴ Fator esse que afeta a demanda dos cursos.

sensíveis a observações atípicas e a pequenas variações na amostra. A partir de B reamostragens, o escore de eficiência (θ) pode ser calculado B vezes, provendo um estimador $\hat{\theta}_b^{*kt}$, com $b = 1, \dots, B$, o que permite o desenvolvimento de uma distribuição empírica das estimativas de eficiência para cada DMU e o cálculo de um escore de eficiência com correção de viés (θ_{bc}). As Equações 3 e 4 mostram as especificações, de acordo com Simar e Wilson (2008), da estimativa do θ_{bc} e de sua variância para a DMU k no período t .

$$\hat{\theta}_{bc}^{kt} = \hat{\theta}^{kt} - \text{viés}_B^{kt}(\hat{\theta}^{kt}) = 2\hat{\theta}^{kt} - B^{-1} \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_b^{kt*} \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}_{kt}^2 = B^{-1} \sum_{b=1}^B \left[\hat{\theta}_b^{kt*} - B^{-1} \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_b^{kt*} \right]^2 \quad (4)$$

Trabalhos como Johnes (2006a), Johnes (2006b), Halkos, Nickolaos e Kourtzidis (2012), aplicados a avaliação do desempenho do ensino superior, fazem a correção de possíveis vieses das estimativas de eficiência por meio de *bootstrap*, bem como sugerem que essa abordagem permite um melhor ranqueamento de desempenho, por estabelecer intervalos de confiança das medidas de eficiência e, assim, assegura uma identificação com diferenças estatísticas de resultados entre cada DMU.

Nesse contexto, esta pesquisa integra a extensão da abordagem DEA sequencial com o procedimento *bootstrap* de reamostragem para avaliar a eficiência dos Departamentos de Economia das instituições públicas e privadas de ensino superior no Brasil, considerando 1.000 replicações *bootstrap* e um nível de significância de 5%. Como estão incluídas na análise instituições públicas, que apresentam certas amarras legais para reduzir o emprego de recursos humanos, os cálculos de eficiência são orientados para o produto.

3.2 Eficiência condicionada

Dada à heterogeneidade entre os diferentes Departamentos de Economia em termos de fatores sociais, econômicos, demográficos e regionais, torna-se relevante um segundo estágio de análise do desempenho dessas unidades avaliadas.

Conforme salientam Betts (1996) e Montmarquette, Cannings e Mahseredjian (2002), a escolha por uma profissão é função das expectativas dos indivíduos quanto à qualidade da inserção ocupacional no futuro. Desse modo, indivíduos mais hábeis tendem a demandar cursos com maiores rendimentos esperados. Destarte, um dos principais fatores que podem influenciar a eficiência de um determinado departamento possivelmente associa-se às condições do mercado de trabalho no período das escolhas dos alunos por um curso superior.

Nos estudos de Joumady e Ris (2005) e Johnes (2006b), para o caso da Europa, foram incluídas variáveis referentes aos ingressantes dos cursos, como a nota de entrada, na função de produção educacional. Segundo esses autores, tal medida se faz importante para uma melhor avaliação do desempenho organizacional de um curso ou de uma instituição de ensino. Considerando às limitações dos dados disponíveis no Brasil, que impedem a incorporação dessa medida, sobretudo no período em análise (2009 e 2012), em que a maior parte dos processos de admissões em cursos superiores no Brasil ocorriam de forma descentralizada, incorpora-se medidas de atratividade do mercado de trabalho da época da entrada dos alunos nos municípios em que estão localizados os cursos de Economia para capturar um importante fator de influência externa à DMU. Além dos indicadores de mercado de trabalho, a análise de regressão inclui variáveis explicativas relacionadas ao *background* socioeconômico dos discentes e atributos gerais dos Departamentos.

Para tanto, considere-se o seguinte modelo de regressão linear com efeitos fixos para a estimação condicional de escores de eficiência⁵:

$$\theta_{bc,it} = \mathbf{L}_{it-4}\mathbf{\Gamma} + \mathbf{z}_{it}\mathbf{\beta} + \mu_i + \varepsilon_{it}, \quad (5)$$

⁵ Como a variável dependente do modelo é o índice de eficiência corrigido de viés, não se tem a questão de variável censurada à direita e, assim, para o presente caso não se faz necessário o uso de modelo de regressão censurada, como o *Tobit*.

Onde $\theta_{bc,it}$ é o escore de eficiência da DMU i no período t ; \mathbf{L}_{it-4} representa o vetor composto por indicadores de mercado de trabalho da região do curso de Economia defasados em 4 anos, visto que esse período corresponde, em média, a duração de um curso de economia no país⁶; \mathbf{z}_{it} é um vetor de outras características observadas (*background* socioeconômico dos discentes e atributos das IES) que potencialmente discriminam os referidos escores, que são melhor detalhadas na próxima seção; Γ e *boldsymbol* β são vetores de parâmetros; μ_i é um vetor de características não observadas entre as DMUs constante no tempo; ε_{it} é um termo randômico normalmente distribuído com média zero e variância constante e cada DMU $i = 1, 2, \dots, n$ é observada no período $t = 1, 2, \dots, T$.

Conforme Wooldridge (2010), a estimação da Equação (5) pode ser feita por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) considerando a seguinte equação em diferenças (desvio da equação com médias das variáveis no tempo – transformação por dentro):

$$\Delta\theta_{bc,it} = \Delta\mathbf{L}_{it-4}\Gamma + \Delta\mathbf{z}_{it}\beta + \Delta\varepsilon_{it}, \quad (6)$$

Onde $\Delta\theta_{bc,it} \equiv (\theta_{bc,it} - \bar{\theta}_{bc,i})$; $\Delta\mathbf{L}_{it-4} \equiv (\mathbf{L}_{it-4} - \bar{\mathbf{L}}_i)$; $\Delta\mathbf{z}_{it} \equiv (\mathbf{z}_{it} - \bar{\mathbf{z}}_i)$; $\Delta\varepsilon_{it} \equiv (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i)$; $\bar{\theta}_i = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} \theta_{it}$, $\bar{\mathbf{L}}_i = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} \mathbf{L}_{it-4}$, $\bar{\mathbf{z}}_i = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} \mathbf{z}_{it}$ e $\bar{\varepsilon}_i = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} \varepsilon_{it}$, são médias para cada DMU i no tempo no tocante ao escore de eficiência, variáveis de controle e termo randômico, respectivamente.

Portanto, o estimador de efeitos fixos (6) elimina o efeito de variáveis não observadas invariantes no tempo (μ_i) e permite a obtenção de parâmetros mais consistentes.

4 Dados

A construção da base de dados desta pesquisa envolveu o cruzamento de informações de diversas fontes, a saber: microdados do Censo da Educação Superior (CES) e do Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes (ENADE) do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), microdados do Censo dos Diretórios dos Grupos de Pesquisa (DGP) do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Relatórios de Avaliações Trienais dos cursos de pós-graduação (RAT) da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e microdados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) do Ministério do Trabalho e Emprego (MTE).

Tendo como parâmetro a literatura da área, conforme o apresentado na subseção 2.1, o vetor de *inputs*, tal como em Maddena, Savagea e Kempa (1997), Belloni (2000), é composto pelo recurso primário para a produção departamental, que é o número de docentes. Isso também é justificável pela indisponibilidade de dados para mensurar os recursos financeiros e de capital empregados em cada DMU. A inclusão da carga-horária da graduação foi colocada com *input*, tal como Worthington e Lee (2008), medindo o comprometimento dos insumos humanos para às atividades de ensino, assim como cursos com maior carga-horária são relativamente mais custosos para a instituição (consumo de energia elétrica, custo de oportunidade dos alunos e dos docentes etc.).

O vetor de *outputs*, como adotado na maior parte das pesquisas internacionais (MADDENA; SAVAGEA; KEMPA, 1997; BELLONI, 2000; KAO; HUNG, 2008; AZIZ; JANOR; MAHADI, 2013), é formado por medidas relacionadas ao ensino, conclusão e qualidade do curso de graduação, e à pesquisa, esta última sendo mensurada pela quantidade de publicação em periódicos nacionais e internacionais.

A tabela 1 apresenta de forma sumarizada as variáveis usadas em cada um dos dois estágios deste estudo por período e por fonte de origem dos dados.

⁶ Vale realçar que o objetivo desse conjunto de variáveis é captar a influência das condições do mercado de trabalho no período de escolha do curso.

Tabela 1 – Definição das variáveis de *input* e *output* para o DEA e variáveis para o segundo estágio da pesquisa

Tipo	Variável	Fonte	Período
I – Eficiência incondicional			
Inputs	Carga-horária do curso de graduação (x_1)	CES/Inep	2009 e 2012
	Número de docentes com doutorado (x_2)	CES/Inep	2009 e 2012
	Número de docentes com outras formações (x_3)	CES/Inep	2009 e 2012
Outputs	Número de concluintes na graduação (y_1)	CES/Inep	2009 e 2012
	Média da Nota do ENADE dos concluintes da graduação (y_2)	ENADE/Inep	2009 e 2012
	Número de concluintes na pós-graduação <i>stricto sensu</i> (y_3)	RAT/Capes	2007-2009 e 2010-2012
	Número de publicações em periódicos nacionais e internacionais (y_4)	DGP/CNPq	2011 e 2014
II – Eficiência condicional			
	Percentual de alunos de cor branca	CES/Inep	2009 e 2012
	Percentual de alunos que recebem apoio social da instituição	CES/Inep	2009 e 2012
	Percentual de alunos matriculados no turno da noite	CES/Inep	2009 e 2012
	Média da idade do corpo docente	CES/Inep	2009 e 2012
	Percentual de docentes com bolsa de pesquisa	CES/Inep	2009 e 2012
	Variável binária para instituição pública*	CES/Inep	2009 e 2012
	Percentual de pais dos alunos com ensino superior	ENADE/Inep	2009 e 2012
	Percentual de mães dos alunos com ensino superior	ENADE/Inep	2009 e 2012
	Percentual de alunos casados	ENADE/Inep	2009 e 2012
	Salário do economista relativo a outras profissões de ensino superior	RAIS/MTE	2005 e 2008
	Salário-hora do economista	RAIS/MTE	2005 e 2008
	Taxa de participação do economista na força de trabalho formal	RAIS/MTE	2005 e 2008
	Total de alunos ingressantes na IES	CES/Inep	2009 e 2012
	Razão entre total de docente e total servidores técnicos da IES	CES/Inep	2009 e 2012
	Variável binária de localização do departamento na capital estadual*	CES/Inep	2009 e 2012
	Variáveis binárias de localização em grandes regiões*	CES/Inep	2009 e 2012

Fonte: Elaboração própria.

Nota: *Variáveis usadas apenas nos modelo sem efeito fixo do departamento.

As informações relacionadas ao número de concluintes da pós-graduação *stricto sensu* foram calculadas a partir do número de teses e dissertações defendidas no acumulado do triênio de avaliação da CAPES⁷, isto é, de 2007 a 2009 e de 2010 a 2012. O quantitativo da produção em periódicos foi levantado usando os dados censitários dos DGP no CNPq, por meio dos quais contou-se o número de artigos dos pesquisadores cadastrados nos grupos de pesquisas da área de economia vinculados às instituições de ensino superior de um dado município⁸.

Conforme apresentado por Novaes (2008), existe uma elevada ineficiência no sistema de pareceres nos periódicos em Economia, com um tempo médio de 20 meses entre a submissão e o aceite nos principais periódicos internacionais: *American Economic Review*, *Econometrica*, *Journal of Political Economy* e *Review of Economic Studies*. Considerando que esse processo ineficiente de revisão também seja recorrente entre os periódicos nacionais e visto que 76% da produção acadêmica no censo do DGP está concentrada país, utilizou-se a informação das publicações com um descompasso temporal de dois anos ($t + 2$).

Em relação aos indicadores de mercado de trabalho, a variável salário-hora do economista foi calculada considerando a média salarial dos trabalhadores formais com os seguintes códigos brasileiros de ocupação (CBO) de 2002: 251210 – Economista agroindustrial; 251205 – Economista; 251220 – Economista industrial; 251225 – Economista do setor público; 251230 – Economista ambiental; 251235 – Economista regional e urbano; 251215 – Economista financeiro; 203510 – Pesquisador em Economia; 234805 – Professor de Economia. Embora o economista possa ter inserção ocupacional em outras áreas, os CBOs supracitados são aqueles em que existem uma maior propensão de um formado em Ciências Econômicas está exercendo a função. Adicionalmente, a profissão do economista é regulamentada pelo Conselho Federal de Economia, tendo como código-chave 2512 do CBO 2002.

⁷ Nos relatórios de avaliações da CAPES, essa informação está agregada para o triênio, o que impossibilita a contagem para anos específicos do triênio avaliado.

⁸ Para evitar dupla contagem intra-instituição, os dados foram filtrados pelo código de identificação do Currículo Lattes de pesquisadores que estavam inseridos em mais de um grupo de pesquisa dentro da mesma instituição

A amostra de Departamentos de Economia usada nesta pesquisa foi de 163 DMUs, em 2009, e 152 DMUs, em 2012, tendo em conta os seguintes filtros: cursos de economia classificados pelo código da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), 314E02; cursos que possuam pelo menos um discente concluinte da graduação, para garantir um tempo mínimo de funcionamento para formação de uma primeira turma (importante, sobretudo, para cursos novos). Esses valores representam, respectivamente, 63,4% e 61,0% do universo total de departamentos na área. A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis usadas com *inputs* e *outputs*.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas para as variáveis de input e output

	Estatística	Inputs			Outputs			
		x_1	x_2	x_3	y_1	y_2	y_3	y_4
2009	Observações	163	163	163	163	163	163	163
	Mínimo	2 460	0	3	3	18	0	0
	Máximo	4 932	178	89	218	63	208	4 116
	Média	3 102	13	22	38	38	12	168
	Desvio Padrão	282	24	16	36	8	32	457
2012	Observações	152	152	152	152	152	152	152
	Mínimo	2 460	0	3	3	5	0	0
	Máximo	4 932	257	152	237	52	273	3 738
	Média	3 116	20	23	34	31	15	201
	Desvio Padrão	278	30	18	32	5	40	482

Fonte: Elaboração própria.

Como ressalta Sarkis (2006), a abordagem DEA presume que os vetores de produtos e de insumos sejam estritamente positivos. Assim, seguindo a recomendação do referido autor, foram adicionadas uma constante arbitrária (neste caso uma constante igual a uma unidade) para todas as variáveis que apresentavam informações nulas⁹, como docentes com doutorado (x_2), número de concluintes da pós-graduação (y_3) e produção em periódicos (y_4).

5 Resultados

A Tabela 3 reporta os principais resultados do modelo DEA de fronteira sequencial para um painel de dados desbalanceado (2009 e 2012), considerando os escores de eficiência com retornos variáveis com e sem correção de viés por *bootstrap*¹⁰. Vale notar que foram empregados três insumos (carga horária do curso de graduação, número de docentes com doutorado, número de docentes com outras formações) e quatro produtos (número de concluintes no curso de graduação, média da nota do ENADE dos concluintes da graduação, número de concluintes na pós-graduação *stricto sensu*, número de publicações em periódicos nacionais e internacionais). Ademais, os dados estão organizados pelo tipo da IES (privada e pública).

Os resultados indicam uma tendência de redução, estatisticamente significativa a pelo menos 1%, do desempenho médio das unidades departamentais avaliadas no interregno 2009/2012. É possível observar que o nível médio de eficiência varia entre os modelos DEA com e sem correção de viés de 80,3% a 85,9%, em 2009, e 64,4% a 69,8%, em 2012, respectivamente. Em geral, os escores de eficiência produzidos com reamostragem (*bootstrap*) apresentam médias inferiores àquelas calculadas de forma específica para uma única amostra de dados. Conforme Simar e Wilson (2008), a correção por *bootstrap* produz estimadores de eficiência menos sensíveis ao processo de geração dos dados, sendo mais robustos, por exemplo, a problemas com observações atípicas. Nesta pesquisa, a redução de viés, em média, foi de -7,7% com IC(viés, 95%)=[-8,3% ; -7,1%], em 2009, e de -11,1% com IC(viés, 95%)=[-12,1% ; -10,2%], em 2012.

⁹ Essa estratégia não impõe mudanças no ranqueamento (SARKIS, 2006).

¹⁰ Na Tabela A.1 no Apêndice, encontra-se a lista dos 20 Departamentos de Economia com maior e menor eficiência.

Tabela 3 – Descrição dos escores de eficiência do modelo DEA sequencial com retornos variáveis (VRS), total e por rede administrativa da IES – 2009 e 2012

	Total		IES Privada		IES Pública	
	2009	2012	2009	2012	2009	2012
Eficiência média						
θ	85,90 (1,03)	69,76 (1,27)	85,97 (1,17)	71,51 (1,66)	85,63 (2,13)	67,55 (1,96)
θ_{bc}	80,30 (0,86)	64,39 (1,03)	80,54 (1,00)	66,24 (1,34)	79,38 (1,68)	62,05 (1,58)
Distribuição por quartil						
$0,35 < \theta_{bc} \leq 0,62$	10 [6,13]	68 [44,74]	9 [6,98]	36 [42,35]	1 [2,94]	32 [47,76]
$0,62 < \theta_{bc} \leq 0,72$	31 [19,02]	48 [31,58]	23 [17,83]	26 [30,59]	8 [23,53]	22 [32,84]
$0,72 < \theta_{bc} \leq 0,85$	51 [31,29]	27 [17,76]	40 [31,01]	17 [20,00]	11 [32,35]	10 [14,93]
$0,85 < \theta_{bc} \leq 0,98$	71 [43,56]	8 [5,26]	57 [44,19]	6 [7,06]	14 [41,18]	2 [2,99]
Distribuição por escala*						
Retorno constante	23 [14,11]	13 [8,55]	17 [13,18]	7 [8,24]	6 [17,65]	6 [8,96]
Retorno crescente	110 [67,48]	111 [73,03]	85 [65,89]	63 [74,12]	25 [73,53]	48 [71,64]
Retorno decrescente	30 [18,40]	28 [18,42]	27 [20,93]	15 [17,65]	3 [8,82]	13 [19,40]
Total de DMUs	163	152	129	85	34	67
Insumos (média)						
Carga horária (mil) (x_1)	3,10 (0,02)	3,12 (0,02)	3,14 (0,03)	3,15 (0,03)	2,97 (0,04)	3,07 (0,03)
Docentes doutores (x_2)	14,29 (1,89)	20,23 (2,46)	8,29 (0,96)	11,73 (1,45)	37,09 (7,10)	31,01 (4,98)
Demais docentes (x_3)	21,78 (1,24)	23,05 (1,50)	19,67 (1,20)	19,54 (1,46)	29,76 (3,50)	27,49 (2,77)
Produtos (média)						
Graduados (y_1)	38,03 (2,79)	34,39 (2,61)	33,31 (3,14)	30,98 (3,89)	55,94 (5,16)	38,72 (3,23)
Nota ENADE (y_2)	38,25 (0,63)	30,88 (0,44)	37,03 (0,66)	31,11 (0,52)	42,86 (1,44)	30,58 (0,75)
Pós-graduados (y_3)	12,55 (2,51)	16,18 (3,25)	6,29 (1,82)	9,04 (3,10)	36,29 (8,80)	25,24 (6,08)
Publicações (y_4)	169,37 (35,78)	202,13 (39,06)	84,71 (26,33)	52,79 (22,57)	490,56 (126,40)	391,60 (78,26)

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Erro-padrão entre parênteses. Distribuição percentual entre colchetes; θ_{bc} refere-se ao escore de eficiência com correção do viés por 1.000 replicações *bootstrap*. *Para identificação da escala, foram usados os modelos DEA de fronteira sequencial com retornos, constantes, decrescentes e variáveis de escala sem o processo de reamostragem.

Ao se comparar os escores de eficiência entre departamentos de IES privadas e de IES públicas constata-se que, em média, não há diferença estatística entre os desempenhos dessas unidades. Por outro lado, quando as DMUs são distribuídas segundo intervalos de eficiência por quartis algumas diferenças chamam atenção. Primeiro, a tendência de piora de práticas produtivas ocorre não apenas na média, mas em toda a distribuição dos departamentos. Nesse aspecto, observa-se que, entre 2009 e 2012, houve uma transição de várias unidades classes de baixa produtividade relativa. Por exemplo, em 2009 havia 71 departamentos na classe de maior eficiência ($0,85 < \theta_{bc} \leq 0,98$) e 10 unidades na classe de menor desempenho ($0,35 < \theta_{bc} \leq 0,62$), enquanto em 2012 esses quantitativos passaram para 8 e 68 DMUs, respectivamente. Esse padrão de transição também é observado quando se analisam os Departamentos de Economia por tipo de IES (privada ou pública), de modo que tais evidências sugerem uma piora na oferta de serviços de ensino e de produção acadêmica na maior parte das DMUs¹¹.

Outro dado importante diz respeito a redução observada do total de unidades departamentais ao longo do período estudado. Enquanto em 2009 havia 163 Departamentos de Economia no Brasil, em 2012 esse número diminuiu para 152 (-6,7%). Em particular, chama atenção a forte redução no tocante à oferta de cursos de Economia no âmbito das IES privadas, cujo total de departamentos passou de 129 unidades em 2009 para 85 unidades em 2012 (-34,1%). Na contramão deste processo, o número de Departamentos de Economia nas IES públicas quase dobrou no período em destaque, passando de 34 unidades em 2009 para 67 em 2012. Tais evidências provocam alguns questionamentos relevantes, a saber, em que medida tais mudanças estariam associadas a fatores como o Programa de Reestruturação e Expansão das Universidades Federais (Reuni) e a ampliação do Fundo de Financiamento Estudantil ¹² (Fies).

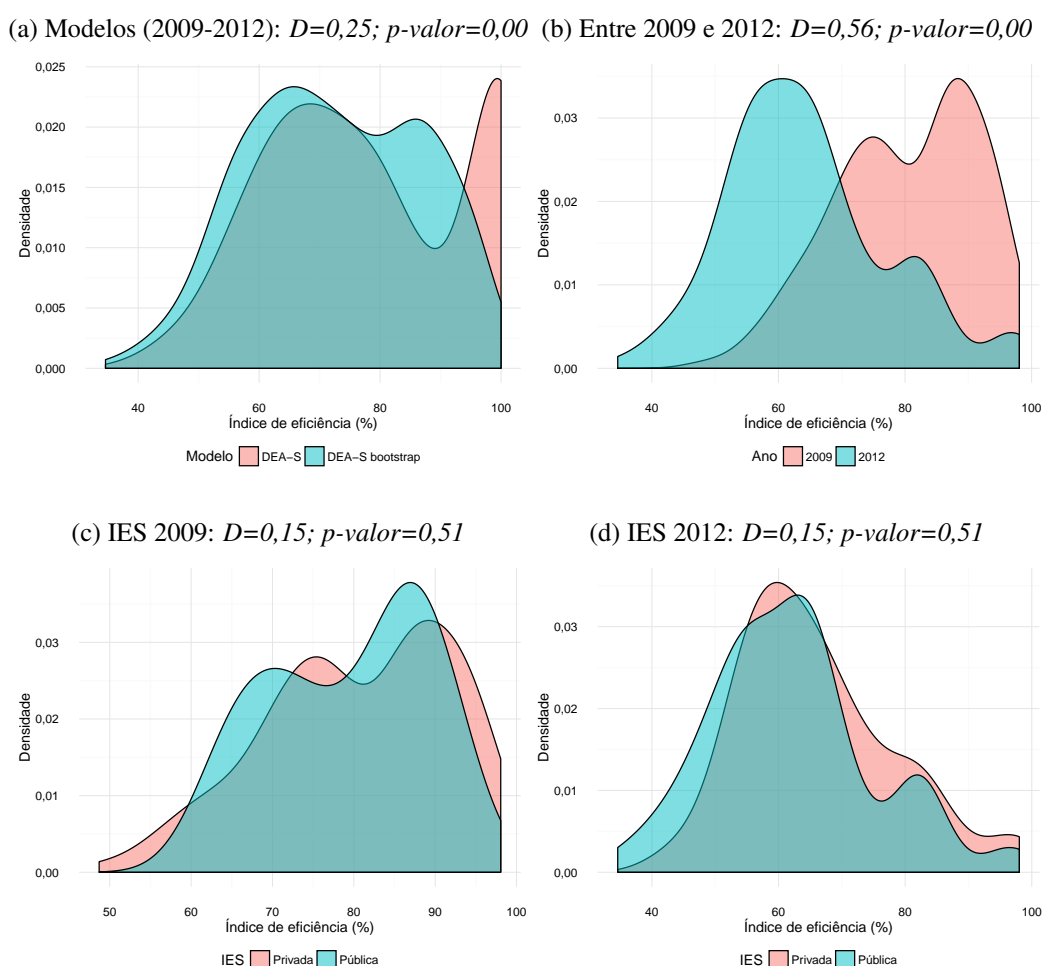
¹¹ O crescimento da demanda por periódicos nacionais e internacionais em conjunto com o maior tempo para aceite de publicações pode ter contribuído para uma tendência de queda no número de publicações. Muito embora, no total, a média de publicações teve um aumento, esse valor na verdade está sendo influenciado pela mudança de composição do quantitativo de departamentos.

¹² Nesse período, por exemplo, teve a criação do Programa Reuni pelo Decreto nº 6.096, de 24 de abril de 2007. Com isso novos cursos criados em 2007 e 2008, considerando um tempo de conclusão de 4 anos, já teriam tempo suficiente de ter concluintes da graduação em 2012, bem como terem resultados no ENADE.

Ao se analisar a distribuição dos Departamentos de Economia conforme o tipo de retorno de escala percebe-se que a maioria das DMUs, tanto em IES privadas (74% em 2012) e como em IES públicas (72% em 2012), ainda opera em tamanho pequeno (retornos crescentes). Tal evidência sugere que tais unidades poderiam se beneficiar de ganhos significativos de produtividade (redução de custos operacionais) a partir de uma possível expansão de suas escalas.

Os dados da Tabela 3 também permitem relacionar o desempenho das DMUs com seus valores médios de *inputs* e *outputs*. Por exemplo, considerando médias estatisticamente diferentes, pode-se afirmar que a redução na média de desempenho dos departamentos verificada entre os anos de 2009 e 2012, parece ter sido acompanhada por um ligeiro aumento na média de docentes doutores (+41,6% variação média) e forte redução da nota dos graduados no ENADE (-19,3%). No caso dos departamentos de IES privadas, se observa um padrão similar, isto é, considerável redução da nota média do ENADE (-15,9%) e aumento médio de docentes com doutorado (+41,5%). Já nos departamentos vinculados a IES públicas, a piora de desempenho médio se conjuga a uma diminuição significativa da média de graduados (-30,8%) e redução da nota do ENADE (-28,6%).

Figura 1 – Comparação entre as distribuições dos escores de eficiência dos Departamentos de Economia conforme o modelo DEA, o período e o tipo de IES



Fonte: Elaboração própria. D é a estatística do teste de Kolmogorov-Smirnov de igualdade entre duas distribuições contínuas.

No intuito de melhor explorar algumas evidências apresentadas na tabela anterior, a Figura 1 ilustra resultados de estimativas de funções densidades de núcleo para os escores de eficiência das DMUs estudadas comparando os seguintes aspectos: (i) diferenças estatísticas na distribuição de eficiência de unidades departamentais após correção de viés pelo método *bootstrap* (Figura 1a); (ii) diferenças de distribuições inter-período (Figura 1b); comparações de distribuições de eficiência entre Departamentos de Economia de

IES privadas e IES públicas por período (Figura 1c e Figura 1d). A partir da Figura 1b, considera-se apenas o índice de eficiência corrigido de viés.

No tocante à correção de viés dos escores de eficiência, os resultados revelam que o uso do método DEA com reamostragem *bootstrap*, referendado por Simar e Wilson (2008), produziu uma mudança significativa da distribuição dos escores de eficiência estimados. Em geral, conforme observado na Figura 1a, os escores obtidos pelo DEA de fronteira sequencial com reamostragem possuem distribuição menos assimétrica comparada àquela estimada a partir de escores calculados sem o uso de *bootstrap*.

A Figura 1b revela evidências consistentes com os dados apresentados na Tabela 3. Ou seja, há diferenças estatisticamente significativas entre as distribuições estimadas para os períodos de 2009 e 2012 partir da DEA sequencial com *bootstrap*. Em geral, é possível observar uma maior concentração de massa de probabilidade à esquerda na distribuição do período mais recente; fato que reforça uma piora nas práticas de oferta de serviços de ensino superior e de produção acadêmica para grande parte das DMUs. Por outro lado, a característica *trimodal* da distribuição para o ano de 2012, também revela a presença de dois grupos (clubes) de poucos departamentos que se mantêm mais à direita da distribuição, isto é, com melhores práticas produtivas.

Os achados nas Figuras 1c e 1d indicam que não há diferença estatística entre as distribuições dos indicadores de eficiência entre departamentos de IES privadas e de IES públicas. Ou seja, nos períodos investigados, não há evidência de que o desempenho das unidades departamentais esteja associado a diferenças administrativas entre IES privadas e públicas, pelo menos no que tange a uma comparação incondicional.

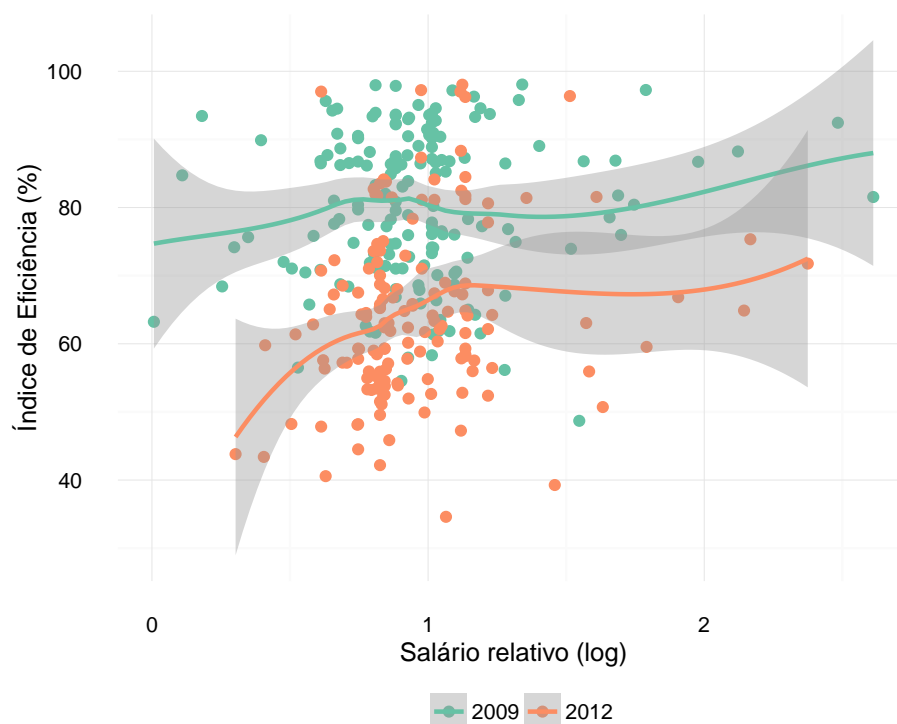
Uma questão importante que pode influenciar o desempenho dos Departamentos de Economia refere-se à qualidade dos alunos ingressantes nos cursos de graduação, em particular, no que se refere à habilidades inatas e conhecimentos adquiridos, sobretudo em Matemática, durante o ensino médio. Uma vez que, por indisponibilidade de informações, as estimativas de indicadores de eficiência desse trabalho não incorporaram nenhum *input* que potencialmente ponderasse tais aspectos, a estratégia adotada foi a de controlar possíveis efeitos de autosseleção na demanda pelos cursos de Economia (qualidade do corpo discente) a partir de diferenças relativas de remuneração observadas nos mercados regionais de trabalho (com defasagem de 4 anos).

Nesse sentido, a Figura 2 apresenta resultados de uma exploração inicial na busca de alguma associação estatística entre escores de eficiência dos Departamentos de Economia e indicadores municipais de retorno econômico à profissão de economista, ou seja, considerando a remuneração média do economista em relação à remuneração média de outros profissionais com ensino superior em cada município de atuação da unidade departamental (salário relativo do economista). Note-se que os dados de dispersão entre as variáveis em destaque são separados por período de análise e incluem ajustamentos de curvas não paramétricas com intervalo de confiança (95%) obtidas com o uso de regressão polinomial local.

Embora não se caracterize como uma evidência robusta, os dados para o ano de 2012 sugerem uma associação direta entre eficiência na oferta de ensino e pesquisa e salário relativo (atratividade local à profissão de economista), em particular, para municípios cujos mercados de trabalho praticam remuneração relativas mais próximas/similares (mais ao centro da distribuição geral de salários).

Os resultados apresentados até aqui referem-se aos indicadores de eficiência técnica auferidos pelas unidades departamentais dos cursos de Economia, contudo assumindo implicitamente que as DMUs defrontam-se com as mesmas condições de partida. Na Figura 2, tem-se uma sinalização de relação, com baixa associação positiva, entre o desempenho organizacional dos departamentos e as condições do mercado de trabalho. Não obstante, fatores relativos ao perfil socioeconômico dos alunos, atributos das IES e outras variáveis omitidas não foram consideradas, de maneira que tais fatos podem influir em uma melhor identificação do processo de autosseleção dos alunos (capturada pelos indicadores de atratividade do mercado de trabalho) e a eficiência técnica dos departamentos.

Figura 2 – Escores de eficiência *versus* atratividade de mercado regionais de trabalho, 2009 e 2012



Fonte: Elaboração própria. As curvas e os seus intervalos de confiança (95% de confiança) são ajustadas por regressão polinomial local.

Dessa maneira, considerando a heterogeneidade de condições de iniciais entre os diferentes Departamentos de Economia do Brasil, incluindo indicadores de atratividade do mercado de trabalho, a Tabela 4 apresenta quatro modelos de regressão. Os modelos 1 e 2 são direcionados a uma análise em corte transversal dos dados. O terceiro modelo foi estimado para dados agrupados dos dois períodos e o quarto modelo é uma regressão linear em um painel balanceado com efeito fixo.

O nível de ajustamento dos modelos, medido pelo coeficiente de determinação (R^2) ajustado varia de 11,54% a 23,23%, sendo o modelo 4 o que apresenta o maior grau de qualidade por esse indicador. Os modelos relativamente mais “ingênuos” não controlam parte dos fatores não observados (sobretudo, aquelas que são fixos no tempo), entretanto, permitem identificar correlações de alguns fatores interessantes para o entendimento do desempenho dos departamentos dos cursos de Economia.

Na regressões 3 e 4, após condicionar o índice de eficiência por um conjunto de variáveis observadas, percebe-se que os departamentos pertencentes às instituições públicas possuem um desempenho médio inferior aos cursos de Economia providos por instituições privadas. No caso do modelo agrupado, as IES públicas apresentam, em média, um escore de eficiência 8,2 pontos percentuais (p.p.) menor que o observado pelas IES privadas. Como esse coeficiente não foi significativo no modelo 1, que considera apenas dados para o ano de 2009, tem-se um indício que o processo de recomposição na oferta dos cursos de Economia no Brasil (ver Tabela 3) gerou uma piora de performance relativa, na média, para as instituições públicas. Isso pode ser melhor compreendido pelo fato das instituições privadas terem passado por um ajustamento de -34% no quantitativo total de Departamentos de Economia entre 2009 e 2012, provavelmente assegurando a sobrevivência de cursos mais rentáveis. Por outro lado, houve um processo de crescimento do número de departamentos em IES públicas em 97%, fruto de uma política de expansão do governo de cursos superiores, onde essa maior ineficiência pode estar associada ao problema de escala – o número de IES com retornos de escala crescente aumentou de 25 para 48 no período.

Tabela 4 – Resultados dos modelos de regressão. Variável dependente: escore de eficiência (θ_{be} , em %)

	(1) MQO (2009)	(2) MQO (2012)	(3) MQO (agrupado)	(4) Efeito Fixo
Atratividade do mercado de trabalho				
Salário relativo (economista/outras ocupações de nível superior)	0,0212* (0,0127)	0,0565** (0,0231)	0,0551*** (0,0121)	0,1452*** (0,0310)
Salário-hora (economista)	-0,3187 (0,4612)	-0,3776 (0,7705)	-1,2700*** (0,3798)	-4,0353*** (0,7010)
Salário-hora ao quadrado (economista)	0,0004 (0,0082)	-0,0026 (0,0105)	0,0063 (0,0051)	0,0338*** (0,0094)
Taxa de economistas na FT ocupada	0,6557 (0,5237)	0,7090 (0,4777)	0,5008 (0,4349)	0,0257 (0,4039)
Taxa de economistas na FT ocupada (ao quadrado)	-0,0089 (0,0127)	-0,0146* (0,0088)	-0,0081 (0,0085)	-0,0042 (0,0045)
Características do DE				
Tempo de criação do curso de graduação	-0,0049 (0,0600)	0,0715 (0,0628)	-0,0331 (0,0439)	
Média de idade (docentes)	-0,6388*** (0,2151)	-0,3486 (0,3023)	-0,5083*** (0,1889)	-0,0596 (0,4635)
Taxa de docentes com bolsa de pesquisa	0,1635 (0,1459)	0,0783 (0,1149)	0,0064 (0,0977)	-0,2114** (0,0817)
Taxa de alunos com apoio social	0,1232 (0,1315)	0,1178 (0,0932)	0,1040 (0,0633)	0,1134 (0,0958)
Taxa de alunos de cor branca	0,0178 (0,0347)	-0,0326 (0,0440)	-0,0258 (0,0288)	-0,0729 (0,0768)
Taxa de alunos casados	-0,2205* (0,1150)	-0,0728 (0,1294)	-0,1171 (0,0809)	-0,0552 (0,1091)
Taxa de alunos (mãe tem curso superior)	0,0126 (0,1595)	-0,1258 (0,1234)	-0,1819** (0,0864)	-0,0417 (0,1109)
Taxa de alunos (pai tem curso superior)	0,1022 (0,1535)	0,1402 (0,1243)	0,1124 (0,0862)	-0,0426 (0,0936)
Taxa de alunos no período noturno	-0,0166 (0,0342)	-0,0623 (0,0458)	-0,0830*** (0,0310)	-0,1036* (0,0580)
Características da IES				
Total de alunos ingressantes (log)	0,2360 (0,8839)	-1,0629 (1,0193)	-0,6933 (0,6610)	-2,2125 (2,5516)
Razão docente/servidor técnico	0,5168 (1,7514)	0,7526 (1,9782)	0,6826 (0,9202)	1,3236*** (0,4863)
IES privada (categoria omitida)				
IES pública	-1,4132 (3,3969)	-6,7361** (3,2859)	-8,1756*** (2,1513)	
Demais municípios (categoria omitida)				
Capital estadual	0,6244 (2,9069)	1,0863 (4,2660)	6,9525*** (2,5678)	
Região Norte (categoria omitida)				
Região Centro-Oeste	10,8085 (6,8061)	15,7680** (6,9260)	14,3663*** (4,6074)	
Região Nordeste	10,4614* (5,5375)	0,8284 (4,7981)	3,7671 (3,1802)	
Região Sudeste	10,9511* (6,0258)	4,1967 (4,8307)	10,6169*** (3,2253)	
Região Sul	9,6788 (6,5480)	2,0770 (4,6120)	8,0976** (3,4642)	
Intercepto	89,6169*** (17,3962)	83,0915*** (19,7279)	110,8332*** (12,5529)	
R^2 ajustado	0,1723	0,1154	0,2322	0,2323
Observações	163	152	315	264

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Erros-padrão robustos à heterocedasticidade entre parênteses. *** Estatisticamente significativo a 1%. ** Estatisticamente significativo a 5%. * Estatisticamente significativo a 10%. FT = Força de trabalho

Das características dos Departamentos de Economia incluídas no modelo, representadas basicamente pelo perfil socioeconômico do aluno, atributos dos docentes e dos cursos, de modo geral pelo quarto modelo, apenas o percentual de docentes com bolsa de pesquisa e taxa de alunos matriculados no turno da noite foram estatisticamente significativos, exibindo sinal negativo. Em relação ao comportamento da primeira variável, é razoável supor que cursos com professores com maior envolvimento com pesquisas se dedicam relativamente menos às atividades de ensino, pela ampliação do custo de oportunidade e restrição de tempo. Como 3/4 dos produtos considerados no modelo DEA dizem respeito às atividades de ensino, logo cursos com docentes com mais bolsas de pesquisas podem estimular a produção de artigos acadêmicos, porém esse estímulo pode não compensar a redução dos indicadores de ensino. Os cursos com mais alunos no período noturno podem apresentar uma tendência de maior retenção e evasão escolar, visto que os discentes matriculados nesse turno são mais propensos a trabalhar nos outros turnos, diminuindo, por exemplo, as taxas de conclusão.

De acordo com os resultados do modelo 4, as IES com uma maior razão docente por servidor técnico administrativo são mais eficientes. Esse fator mede, em certo grau, a organização da hierarquia superior ao Departamento. Dessa forma, os cursos ofertados em IES com melhor gerenciamento dos recursos apresentam incrementos de 1,32 p.p. na eficiência departamental.

Em relação às variáveis observadas fixas no tempo presentes no modelo 3, ressalta-se que os cursos de Economia providos por departamentos situados nas capitais e nas regiões mais desenvolvidas do país possuem uma maior eficiência. Tais achados podem estar associados a possibilidade de uma maior inserção ocupacional de economistas nesses locais, visto que a literatura vem alertando, como [Casari \(2006\)](#) e [Bartalotti e Menezes Filho \(2007\)](#), acerca da importância das condições do mercado de trabalho para a escolha dos indivíduos por uma profissão. No caso desse estudo, o canal entre um mercado de trabalho atrativo para o economista e um melhor desempenho organizacional das DMUs, parte do pressuposto que em locais onde o profissional de economia é mais valorizado (em termos absoluto e relativo), existe uma demanda de alunos mais hábeis e motivados pelo curso de Economia, de modo que cada DMU pode ter sua *performance* afetada positivamente por um fator não controlável por ela.

Nessa direção, o modelo 4, com efeito fixo dos departamentos, aponta que locais em que o economista possui mais valorização relativa às outras ocupações de nível superior, o nível de eficiência departamental é maior. Um incremento marginal no salário relativo, amplia em 0,14 p.p. o escore de eficiência técnica. Esse resultado ratifica a tendência de relação positiva entre a valorização relativa da profissão e a eficiência técnica dos departamentos, apresentada na Figura 2. Todavia, no caso da regressão em análise, isso é constatado com base em um controle para outras variáveis observadas e não observadas (efeitos fixos). Ademais, percebe-se que nos modelos em que não existe o controle para efeito fixo, em especial, de fatores omitidos invariantes no tempo, ocorre uma subestimação dessa relação, tornando mais fraco o grau de associação entre as duas variáveis. Por sua vez, a taxa de participação relativa do economista na força de trabalho total ocupada, em nível (tamanho do mercado de trabalho para a profissão) e ao quadrado (medida de congestionamento), não apresentam uma relação estatisticamente significativa na maior parte dos modelos, inclusive o último.

No que concerne ao salário-hora absoluto do economista, no modelo com a melhor especificação e grau de ajustamento, existe uma associação não linear (em forma de U) dessa variável com o grau de eficiência. Destarte, para um nível de salário superior a, aproximadamente, R\$ 60,00 por hora ou R\$ 9.600,00 por mês (admitindo 40 horas semanais de trabalho), os Departamentos de Economia localizados nessas regiões apresentam uma melhor *performance* educacional, caso contrário a relação seria inversa. Portanto, a expectativa salarial influencia os resultados departamentais tanto em termos relativos quanto em termos absolutos, reforçando a hipótese levantada por esta pesquisa acerca da relação entre as condições do mercado de trabalho local e a eficiência dos cursos.

6 Considerações Finais

Esse artigo analisou a eficiência técnica dos cursos de Economia no Brasil, levando em consideração o papel das condições do mercado de trabalho sobre a produtividade relativa dos departamentos gestores

(unidades tomadoras de decisão – DMUs). Usando dados provenientes de diversas fontes, a saber CES e ENADE do INEP, RAT/CAPES, DGP/CNPq e da RAIS/MTE, foram estimados indicadores de eficiência para unidades departamentais usando um modelo DEA de fronteira sequencial com correção de viés por reamostragens (*bootstrap*). Ademais, em segunda etapa, os indicadores de desempenho foram condicionados a partir de um modelo de regressão com efeitos fixos, a fim de testar a hipótese que DMUs inseridas em regiões com maior atratividade à profissão de economista absorvem estudantes mais hábeis, favorecendo o alcance de melhores resultados.

Os resultados mostraram uma alteração significativa da distribuição de desempenho das unidades departamentais entre os anos de 2009 e 2012, com uma redução de eficiência em cerca de 20% no período avaliado. Em geral, houve uma maior concentração de DMUs com práticas de ensino e produção científica relativamente piores às práticas de referência. Tal evidência foi acompanhada por uma redução importante no número de Departamentos de Economia associados às IES privadas e crescimento daqueles vinculados às IES públicas, assim como foram constatadas: (i) forte diminuição da nota média dos concluintes de graduação no ENADE, sobretudo nas IES públicas; (ii) elevação da média de docentes com doutorado nos departamentos de IES privadas e (iii) significativa redução da média de graduados nos departamentos de IES públicas.

As evidências empíricas, a partir do modelo de regressão com efeito fixo, sugerem que há uma relação direta entre valorização relativa da profissão de economista frente a outras ocupações que exigem curso superior e a eficiência técnica dos cursos. Ademais, o salário-hora (em termos absolutos) do economista no mercado de trabalho regional (com ponto de inflexão em R\$ 60 por hora de trabalho) associa-se de forma não linear com o desempenho produtivo do Departamento de Economia na mesma região.

Portanto, os achados corroboram a hipótese levantada por esta pesquisa acerca da importância das condições do mercado de trabalho para o economista, como um fator não controlável diretamente pelas DMUs, capaz de afetar os resultados de pesquisa e ensino.

Referências

- AZIZ, N. A. A.; JANOR, R. M.; MAHADI, R. Comparative Departmental Efficiency Analysis within a University: A DEA Approach. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Elsevier B.V., v. 90, n. InCULT 2012, p. 540–548, 2013. ISSN 18770428.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BARTALOTTI, O.; MENEZES FILHO, N. A relação entre o desempenho da carreira no mercado de trabalho e a escolha profissional dos jovens. *Economia Aplicada*, p. 487–505, 2007. ISSN 1413-8050.
- BELLONI, J. A. *Uma Metodologia de Avaliação da Eficiência Produtiva de Universidades Federais Brasileiras*. 246 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2000.
- BETTS, J. R. What Do Students Know about Wages? Evidence from a Survey of Undergraduates. *The Journal of Human Resources*, v. 31, n. 1, p. 27–56, 1996.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. *Benchmarking with DEA, SFA, and R*. New York: Springer, 2011. v. 157. 351 p. ISBN 9781441979605.
- CASADO, F.; SOUZA, A. Análise Envoltória de Dados: Conceitos, Metodologia e Estudo da Arte na Educação Superior. *Revista do Centro de Ciências Sociais*, p. 17, 2007. ISSN 2317-1758.
- CASADO, F. L.; SILUK, J. C. M. Aferição da eficiência técnica em cursos de engenharia de produção do Brasil. In: *XXXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção*. Bento Gonçalves: Enegep, 2012. p. 15.

- CASARI, P. *Retorno esperado e escolha profissional: Fatores associados à escolha da carreira dos alunos da Universidade de São Paulo*. 68 p. Tese (Dissertação) — Universidade de São Paulo, 2006.
- CASTLEBERRY, S. B. The Importance of Various Motivational Factors to College Students Interested in Sales Positions. *The Journal of Personal Selling and Sales Management*, v. 10, n. 2, p. 67–72, 1990.
- CASTRO, N. J. de. *O Economista: a história da profissão no Brasil*. 1. ed. São Paulo: Corecon-Sp, 2001.
- CHARNES, a.; COOPER, W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978. ISSN 03772217.
- COSTA, E. M. et al. Dinâmica da eficiência produtiva das instituições federais de ensino superior. *Planejamento e Políticas Públicas*, n. 44, p. 51–84, 2015.
- COSTA, E. M. et al. Eficiência E Desempenho No Ensino Superior : Uma Análise Da Fronteira De Produção Educacional Das Ifes Brasileiras. *Rev. Econ. Contemp*, v. 16, n. 3, p. 415–440, 2012.
- FAÇANHA, L. O.; MARINHO, A. Instituições de Ensino Superior Governamentais e Particulares: Avaliação Comparativa de Eficiência. *Texto para discussão IPEA*, n. 813, p. 1–33, 2001.
- FÄRE, R.; GROSSKOPF, S. *Intertemporal Production Frontiers: with Dynamic DEA*. Kluwer aca. Norwell: [s.n.], 1996. 202 p.
- FARE, R. et al. Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries. *The American Economic Review*, v. 84, n. 1, p. 66–83, 1994.
- FERNANDES, R.; NARITA, R. D. T. Instrução superior e mercado de trabalho no Brasil. Texto para Discussão Série Economia. n. 16, 2000.
- FERREIRA, R. et al. O estudante de medicina da Universidade Federal de Minas Gerais: perfil e tendências. *Revista da Associação Médica Brasileira*, v. 46, n. 3, p. 224–31, 2000. ISSN 0104-4230.
- HALKOS, G. E.; NICKOLAOS, G.; KOURTZIDIS, S. A. Measuring Public Owned University Departments ' Efficiency : A Bootstrapped DEA Approach. *Journal of Economics and Econometrics*, v. 55, n. 2, p. 1–24, 2012.
- JOHNES, J. Data envelopment analysis and its application to the measurement of efficiency in higher education. *Economics of Education Review*, v. 25, n. 3, p. 273–288, 2006. ISSN 02727757.
- JOHNES, J. Measuring teaching efficiency in higher education: An application of data envelopment analysis to economics graduates from UK Universities 1993. *European Journal of Operational Research*, v. 174, n. 1, p. 443–456, 2006. ISSN 03772217.
- JOUMADY, O.; RIS, C. Performance in European higher education: A non-parametric production frontier approach. *Education Economics*, v. 13, n. 2, p. 189–205, 2005.
- KAO, C.; HUNG, H.-T. Efficiency analysis of university departments: An empirical study. *Omega*, v. 36, n. 4, p. 653–664, 2008. ISSN 03050483.
- MADDENA, G.; SAVAGEA, S.; KEMPA, S. Measuring Public Sector Efficiency: A Study of Economics Departments at Australian Universities. *Education Economics*, v. 5, n. 2, p. 153–168, 1997.
- MONTMARQUETTE, C.; CANNINGS, K.; MAHSEREDJIAN, S. How Do Young People Choose Majors? *Economics of Education Review*, v. 21, n. 6, p. 543–556, 2002.
- NOVAES, W. A pesquisa em economia no brasil: uma avaliação empírica dos conflitos entre quantidade e qualidade. *Revista Brasileira de Economia*, v. 62, n. 4, p. 467–495, 2008. ISSN 0034-7140.
- Organisation for Economic Co-operation and Development. *PISA 2012 Results in Focus*. Washington, D.C.: OECD, 2014. 1–44 p.

- SARKIS, J. Preparing Your Data for DEA. In: AVKIRAN, N. K. (Ed.). *Productivity Analysis in the Service Sector with Data Envelopment Analysis*. 3. ed. Brisbane: UQ Business School, 2006. cap. 12, p. 115–124. ISBN 0-9580550-1-7.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, v. 44, n. 1, p. 49–61, 1998. ISSN 0025-1909.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of Applied Statistics*, v. 27, n. 6, p. 779–802, 2000.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: Recent Developments and Perspectives. In: FRIED, H. O.; LOVELL, C. A. K.; SCHMIDT, S. S. (Ed.). *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Change*. 1. ed. [S.l.]: Oxford University Press, 2008. cap. 4. ISBN 9780195183528.
- TULKENS, H.; Vanden Eeckaut, P. Non-parametric efficiency, progress and regress measures for panel data: Methodological aspects. *European Journal of Operational Research*, v. 80, n. 3, p. 474–499, 1995. ISSN 03772217.
- WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2. ed. [S.l.]: MIT Press, 2010. 1063 p.
- WORTHINGTON, A. C.; LEE, B. L. Efficiency, technology and productivity change in Australian universities, 1998-2003. *Economics of Education Review*, v. 27, n. 3, p. 285–298, 2008. ISSN 02727757.

Apêndice

Tabela A.1 – Lista dos 20 Departamentos de Economia mais e menos eficientes em 2012, painel balanceado (132 observações por ano), dados ordenados pelo escore de eficiência técnica sem viés (DEA-S *bootstrap*)

Mais eficientes					Menos eficientes				
Posição	IES	UF	θ_{bc}	Var.(%)	Posição	IES	UF	θ_{bc}	Var.(%)
1	FECEA	PR	96,98	8,91	113	UESB	BA	52,61	-32,81
2	FIP	PB	96,23	10,88	114	FAE	PR	52,52	-33,42
3	UNEMAT	MT	96,16	36,20	115	UCPEL	RS	52,42	-26,23
4	UNESP	SP	84,59	-1,99	116	CIESA	AM	52,35	-14,70
5	UVV	ES	84,55	-11,72	117	UNISANT'ANNA	SP	51,51	-22,97
6	UFRJ	RJ	84,16	-3,40	118	UESC	BA	51,12	-28,43
7	IBMEC	MG	84,11	-11,07	119	UFS	SE	50,54	-22,26
8	PUCSP ¹	SP	83,35	-4,78	120	UEL	PR	49,97	-42,01
9	UFC ²	CE	82,40	-5,06	121	FEC-FAAP	SP	49,66	-26,99
10	FGV-EBEF	RJ	82,31	-7,39	122	UFCG	PB	48,25	-46,62
11	URCA	CE	81,54	-5,76	123	UNIR	RO	48,11	-26,83
12	UNESC ³	SC	81,37	-10,42	124	UFRPE ⁴	PE	48,07	-21,99
13	UCAM	RJ	81,36	10,99	125	UNISO	SP	47,89	-23,54
14	NEWTON PAIVA	MG	81,16	-6,30	126	UFES	ES	47,15	-35,08
15	CESVA	RJ	81,12	3,26	127	UFRRJ	RJ	43,81	-40,93
16	UNB	DF	81,05	-6,17	128	UNITAU	SP	43,38	-44,10
17	UFRGS	RS	80,93	-6,96	129	FOC	SP	42,17	-47,01
18	FESURV	GO	80,80	43,88	130	FURG	RS	40,67	-48,07
19	FIVJ	MG	78,40	-13,50	131	UFMS	MS	39,45	-55,70
20	UNINILTONLINS	AM	77,93	-2,86	132	UEFS	BA	34,69	-48,26

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Var.(%) refere-se a variação da eficiência entre 2009 e 2012. Nome do município para os casos de IES com mais de um departamento: 1=São Paulo; 2=Fortaleza; 3=Criciúma; 4=Recife.